

IDENTIFIKASI FAKTOR DOMINAN UNTUK SENTIMEN NEGATIF MASYARAKAT TERHADAP PELEMAHAN RUPIAH MENGUNAKAN NLP DAN TOPIC MODELING LDA

Zesi Walikhsani*¹, Winda Anggaraeni², Riska Dwi Handayani³

^{1,2,3} Teknik Informatika, STMIK Bina Patria Magelang, Indonesia

*e-mail: zesiwalikhsani@gmail.com

Abstrak

Pelemahan nilai tukar rupiah terhadap mata uang asing menjadi salah satu fenomena ekonomi yang banyak mendapat perhatian karena berdampak pada berbagai aspek aktivitas ekonomi dan kesejahteraan masyarakat. Di sisi lain, tingginya aktivitas pengguna media sosial menghasilkan data opini dalam jumlah besar yang dapat dimanfaatkan untuk mengkaji persepsi publik terhadap kondisi ekonomi melalui pendekatan analisis teks. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor dominan yang membentuk sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah dengan memanfaatkan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) dan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Penelitian menggunakan 5.000 unggahan dari platform X (Twitter) yang diproses melalui tahapan *preprocessing*, analisis sentimen, pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, serta *topic modeling* dengan algoritma LDA. Penentuan model terbaik dilakukan melalui evaluasi *Coherence Score* untuk memperoleh jumlah topik yang memberikan tingkat koherensi paling baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa opini masyarakat didominasi oleh sentimen negatif dibandingkan sentimen positif maupun netral. Proses *topic modeling* menghasilkan tiga faktor utama yang membentuk sentimen negatif, yaitu dampak ekonomi domestik, sentimen investor, serta faktor teknis dan global. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa persepsi negatif masyarakat lebih banyak dipengaruhi oleh dampak ekonomi yang dirasakan secara langsung, sehingga penerapan NLP dan LDA mampu memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang membentuk opini publik terhadap pelemahan nilai tukar rupiah.

Kata kunci: analisis sentimen; *latent dirichlet allocation*; *natural language processing*; pelemahan rupiah; *topic modeling*

Abstract

The depreciation of the Indonesian Rupiah against foreign currencies has become an important economic issue because it affects various aspects of economic activity and public welfare. At the same time, the extensive use of social media generates large volumes of textual data that can be utilized to examine public perceptions of economic conditions through text analysis techniques. This study aims to identify the dominant factor underlying negative public sentiment toward the depreciation of the Indonesian Rupiah using *Natural Language Processing* (NLP) and *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). A total of 5,000 posts collected from the X (formerly Twitter) platform were processed through text preprocessing, sentiment analysis, TF-IDF feature weighting, and topic modeling using the LDA algorithm. The optimal model was determined by evaluating the *Coherence Score* to identify the number of topics with highest coherence. The results indicate that negative sentiment dominates public opinion compared with positive and neutral sentiment. Furthermore, the topic modeling process identified three major factors underlying negative public sentiment, namely domestic economic impacts, investor sentiment, and technical and global factors. These findings suggest that public concerns are primarily driven by the direct economic consequences of the Rupiah depreciation, demonstrating that the integration of NLP and LDA provides a more comprehensive understanding of the factors shaping public opinion on this economic issue.

Keywords: sentiment analysis; latent dirichlet allocation; natural language processing; Rupiah depreciation; topic modeling.

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital yang berlangsung dalam beberapa tahun terakhir telah mengubah pola masyarakat dalam memperoleh, menyebarluaskan, serta merespons informasi. Pesatnya perkembangan internet yang diikuti dengan meningkatnya penggunaan media sosial menjadikan berbagai platform digital tidak hanya dimanfaatkan untuk menyampaikan pendapat, pengalaman, maupun pandangan terhadap berbagai isu yang sedang berkembang. Aktivitas tersebut menghasilkan data teks dalam jumlah besar (*big textual data*) yang berpotensi dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk menggali persepsi publik melalui penerapan *text mining* dan *Natural Language Processing* (NLP) [1]. Dibandingkan metode survei konvensional, data yang berasal dari media sosial juga mampu merepresentasikan opini masyarakat secara lebih cepat dan dinamis karena diperoleh secara langsung dari interaksi pengguna [2]. Salah satu media sosial yang banyak dimanfaatkan sebagai sumber data dalam berbagai penelitian X (sebelumnya Twitter). Platform ini

memberikan keleluasaan bagi penggunaanya untuk menyampaikan tanggapan terhadap berbagai fenomena sosial, politik, maupun ekonomi secara *real-time*. Karakteristik tersebut menjadikan X sebagai sumber data yang relevan untuk mengevaluasi persepsi masyarakat terhadap suatu peristiwa atau kebijakan. Oleh karena itu, data yang dihasilkan dari media sosial semakin banyak dimanfaatkan dalam berbagai penelitian sebagai dasar analisis perilaku masyarakat sekaligus mendukung proses pengambilan keputusan yang berbasis data [3]. Salah satu isu ekonomi yang kerap menjadi perhatian publik adalah pelemahan nilai tukar rupiah terhadap mata uang asing, khususnya dolar Amerika Serikat. Perubahan nilai tukar tidak hanya mempengaruhi indikator ekonomi makro, tetapi juga memberikan dampak langsung terhadap kehidupan masyarakat, seperti meningkatnya harga barang impor, bertambahnya biaya produksi, menurunnya daya beli, hingga berkurangnya aktivitas investasi. Kondisi tersebut memicu munculnya beragam tanggapan masyarakat yang banyak disampaikan melalui media sosial dan membentuk kumpulan data opini yang bernilai untuk dianalisis. Dalam penelitian berbasis NLP, analisis sentimen merupakan pendekatan yang umum digunakan untuk mengelompokkan opini ke dalam kategori positif, netral, maupun negatif sehingga dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan persepsi masyarakat terhadap suatu isu [4].

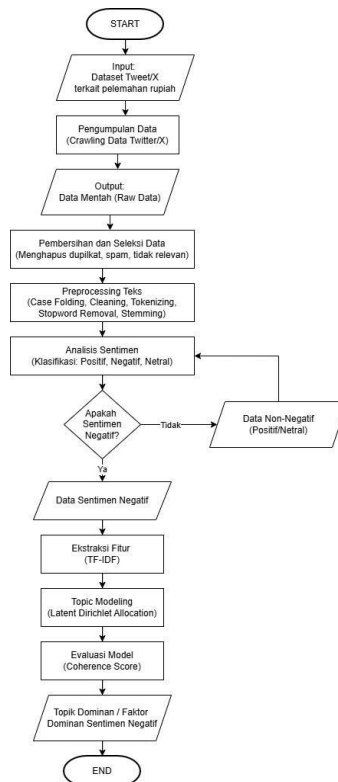
Meskipun analisis sentimen mampu mengidentifikasi kecenderungan polaritas suatu opini, pendekatan ini belum dapat menjelaskan alasan yang melatarbelakangi terbentuknya sentimen tersebut. Padahal, informasi mengenai faktor penyebab munculnya sentimen negatif sangat penting untuk memperoleh pemahaman yang lebih menyeluruh terhadap suatu fenomena. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, diperlukan metode yang mampu mengekstraksi tema-tema utama dari sekumpulan dokumen teks. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), yaitu teknik *topic modeling* yang mengidentifikasi topik-topik tersembunyi berdasarkan pola distribusi kata dalam dokumen [3]. Sejumlah penelitian terdahulu telah mengombinasikan analisis sentimen dengan LDA pada berbagai kasus, seperti analisis isu kekerasan seksual di media sosial, ulasan pengguna aplikasi *mobile banking*, serta opini masyarakat mengenai proyek Kereta Cepat Jakarta—Bandung. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode mampu menghasilkan interpretasi yang lebih komprehensif dibandingkan penggunaan analisis sentimen secara mandiri [5][6].

Walaupun penelitian mengenai analisis sentimen dan *topic modeling* telah berkembang cukup pesat, kajian yang secara khusus mengungkap faktor-faktor dominan penyebab munculnya sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah masih terbatas. Sebagian besar penelitian sebelumnya lebih menitikberatkan pada proses klasifikasi sentimen tanpa mengeksplorasi penyebab utama yang membentuk opini negatif masyarakat. Kondisi tersebut menunjukkan adanya *research gap* yang masih perlu dikaji lebih lanjut. Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi terbentuknya sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah melalui penerapan NLP dan *topic modeling* menggunakan algoritma LDA [7]. Hasil penelitian diharapkan mampu memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai persepsi masyarakat terhadap kondisi nilai tukar rupiah, memperkaya pengembangan kajian analisis sentimen dan *topic modeling* pada bidang ekonomi digital, serta menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya.

2. METODE

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor utama yang mempengaruhi munculnya sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah dengan memanfaatkan teknik Natural Language Processing (NLP) dan metode Topic Modeling Latent Dirichlet Allocation (LDA). Proses penelitian ini disusun secara sistematis mulai dari pengumpulan data, pengolahan awal data, analisis sentimen, pembobotan kata menggunakan TF-IDF, pembentukan topik menggunakan LDA, hingga evaluasi model dan interpretasi hasil yang diperoleh [8]. Gambar 1 mengilustrasikan tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini. Berdasarkan alur tersebut, penelitian diawali dengan pengumpulan data dari media sosial X (Twitter) yang berkaitan dengan isu pelemahan rupiah. Data yang berhasil dikumpulkan selanjutnya diseleksi dan dibersihkan untuk menghilangkan informasi yang tidak relevan, data ganda, maupun data yang berpotensi mengganggu proses analisis. Setelah itu dilakukan preprocessing teks yang mencakup proses case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan data yang lebih terstruktur dan siap digunakan pada proses berikutnya [9].



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Data hasil preprocessing kemudian dianalisis untuk mengetahui kecenderungan sentiment yang terkandung dalam setiap teks. Hasil analisis sentimen dikelompokkan ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Karena fokus penelitian ini adalah mengidentifikasi penyebab munculnya sentimen negatif, maka hanya data yang termasuk ke dalam kategori negatif yang digunakan pada tahap selanjutnya. Data tersebut kemudian direpresentasikan menggunakan metode TF-IDF sebelum diproses dengan algoritma LDA untuk menemukan topik-topik dominan yang muncul dalam percakapan masyarakat. Selanjutnya, kualitas model dievaluasi menggunakan *Coherence Score* untuk menentukan model yang menghasilkan topik paling representatif sebelum dilakukan analisis dan penarikan kesimpulan [2].

3. HASIL PENELITIAN

3.1 Eksplorasi Dataset dan Prapemrosesan Data

Penelitian diawali dengan proses pengumpulan data berupa opini masyarakat mengenai pelemahan nilai tukar rupiah yang diperoleh dari platform media sosial X (Twitter). Dataset yang digunakan berjumlah 5.000 unggahan dan telah melalui proses pelabelan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Setiap data terdiri atas empat atribut, yaitu tanggal unggahan, platform, isi teks, dan label sentimen. Informasi mengenai karakteristik dataset yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Ringkasan Dataset

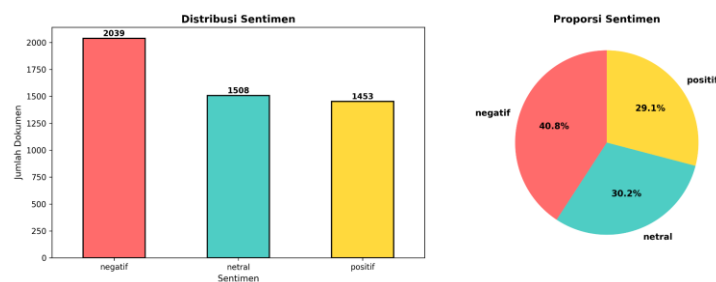
Komponen	Keterangan
Jumlah Data	5.000
Platform	X (Twitter)
Jumlah Kolom	4
Label Sentimen	Positif, Netral, Negatif

Hasil eksplorasi awal menunjukkan bahwa seluruh data yang digunakan tidak mengandung nilai kosong (*missing value*), sehingga tidak diperlukan proses penanganan data hilang sebelum analisis dilakukan. Pemeriksaan statistik deskriptif juga menunjukkan bahwa rata-rata panjang dokumen mencapai 42,65 karakter dengan rata-rata jumlah kata sebanyak 5,95 kata pada setiap unggahan. Karakteristik tersebut mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna menyampaikan pendapat dalam bentuk teks yang relatif singkat dan langsung mengarah pada pokok pembahasan. Pola tersebut sesuai dengan karakteristik platform

X yang membatasi jumlah karakter dalam setiap unggahan sehingga mendorong penyampaian informasi secara ringkas [1]. Tahap selanjutnya adalah menganalisis distribusi sentimen untuk memperoleh gambaran mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sentimen negatif merupakan kategori yang paling dominan apabila dibandingkan dengan sentimen netral maupun positif. Rincian jumlah data pada setiap kategori disajikan pada Tabel 2, sedangkan perbandingan proporsi masing-masing sentimen ditampilkan pada Gambar 2.

Tabel 2. Dominasi Sentimen Negatif

Sentimen	Jumlah Data	Persentase (%)
Negatif	2.039	40,78
Netral	1.508	30,16
Positif	1.453	29,06
Total	5.000	100



Gambar 2. Distribusi Sentimen Masyarakat terhadap Pelemahan Rupiah

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada Tabel 2 dan Gambar 2, kategori sentimen negatif memiliki jumlah terbanyak, yaitu 2.039 data atau setara dengan 40,78% dari keseluruhan dataset. Sementara itu, sentimen netral tercatat sebanyak 1.508 data (30,16%) dan sentimen positif sebanyak 1.453 data (29,06%). Dominasi sentimen negatif mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna media sosial memberikan tanggapan yang cenderung bernada pesimis terhadap pelemahan nilai tukar rupiah. Opini yang berkembang umumnya berkaitan dengan kekhawatiran terhadap kondisi ekonomi nasional, penurunan daya beli masyarakat, serta meningkatnya ketidakpastian pada sektor perdagangan dan investasi. Mengingat penelitian ini berfokus pada identifikasi faktor-faktor yang membentuk sentimen negatif, seluruh dokumen yang termasuk ke dalam kategori tersebut dipilih sebagai data utama pada tahapan analisis berikutnya. Sebanyak 2.039 dokumen kemudian digunakan sebagai masukan dalam proses *topic modeling* menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengidentifikasi topik-topik dominan yang mendasari terbentuknya opini negatif masyarakat. [10]

Sebelum dilakukan proses pembobotan kata dan pembentukan topik, seluruh dokumen terlebih dahulu melalui tahapan *preprocessing* guna meningkatkan kualitas data teks. Proses ini meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Setiap tahapan bertujuan untuk menghilangkan karakter maupun simbol yang tidak relevan, menyeragamkan bentuk penulisan, menghapus kata-kata yang tidak memberikan informasi penting, serta mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya. Dengan demikian, data yang dihasilkan menjadi lebih terstruktur dan siap digunakan pada proses analisis berbasis *Natural Language Processing* (NLP). Untuk memberikan gambaran mengenai pengaruh terhadap *preprocessing* terhadap data teks, dilakukan perbandingan antara dokumen sebelum dan sesudah prapemrosesan. Hasil perbandingan tersebut disajikan pada Tabel 3 sebagai ilustrasi perubahan representasi teks yang dihasilkan.

Tabel 3. Hasil Preprocessing Data

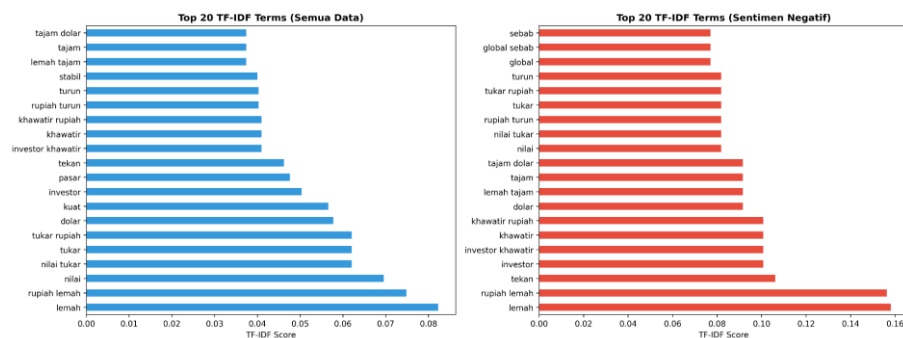
Teks Asli	Hasil Preprocessing
Rupiah melemah tajam terhadap dolar AS	rupiah melemah tajam dolar
Kebijakan terbaru dinilai mampu menstabilkan rupiah	bijak baru nilai stabil rupiah
Tekanan global menyebabkan rupiah melemah	tekan global sebab rupiah lemah

Hasil *preprocessing* yang ditunjukkan pada Tabel 3 memperlihatkan bahwa data teks telah berhasil dibersihkan dari unsur-unsur yang tidak relevan sehingga representasi dokumen menjadi lebih sederhana dan konsisten. Selain itu, penerapan proses *stemming* mampu menyatukan berbagai variasi kata ke dalam

bentuk dasar sehingga mengurangi redudansi kosakata yang memiliki makna serupa. Tahapan ini berperan penting dalam meningkatkan kualitas data karena hasil *preprocessing* akan mempengaruhi proses pembobotan kata menggunakan TF-IDF maupun pembentukan topik melalui algoritma LDA. Semakin baik kualitas data yang dihasilkan pada tahap ini, semakin optimal pula kemampuan model dalam mengidentifikasi hubungan antarkata serta menghasilkan topik yang lebih representatif [7].

3.2 Analisis Sentimen dan Topic Modeling

Setelah seluruh dokumen melalui tahapan *preprocessing*, proses analisis dilanjutkan dengan ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode ini dimanfaatkan untuk menghitung tingkat kepentingan setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam suatu dokumen dan distribusinya pada keseluruhan korpus. Melalui proses tersebut, kata-kata yang paling merepresentasikan isi dokumen dapat diidentifikasi dan selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam pembentukan model analisis [11]. Hasil pembobotan menghasilkan mayris TF-IDF berukuran 5000×90 untuk keseluruhan dataset serta 2.039×30 untuk dokumen yang termasuk ke dalam kategori sentimen negatif. Untuk mempermudah interpretasi hasil pembobotan TF-IDF, distribusi nilai setiap kata divisualisasikan dalam bentuk grafik sehingga pola pembobotan dapat diamati dengan lebih jelas. Sebagai bagian dari proses analisis fitur, distribusi TF-IDF divisualisasikan pada Gambar 3. Sementara itu, Tabel 4 menyajikan daftar kata yang memperoleh nilai bobot tertinggi sebagai dasar dalam mengidentifikasi istilah-istilah yang memiliki kontribusi paling besar dalam merepresentasikan karakteristik data [12].



Gambar 3. Visualisasi Bobot TF-IDF pada Dataset

Tabel 4. Hasil Analisis TF-IDF

Kata	Bobot TF-IDF
lemah	0,0823
rupiah lemah	0,0748
nilai	0,0696
nilai tukar	0,0621
tukar	0,0621
dollar	0,0578
kuat	0,0566
investor	0,0503
pasar	0,0476
tekan	0,0462

Berdasarkan hasil pembobotan pada Gambar 3 dan Tabel 4, kata *lemah* memperoleh nilai TF-IDF tertinggi, yaitu sebesar 0,0823. Beberapa istilah lain yang juga memiliki bobot relatif tinggi meliputi *rupiah lemah*, *nilai*, *nilai tukar*, *tukar*, dan *dollar*. Dominannya bobot kata-kata tersebut mengindikasikan bahwa pembahasan masyarakat lebih banyak berfokus pada isu pelemahan nilai tukar rupiah serta keterkaitannya dengan penguatan dolar Amerika Serikat. Selain itu, munculnya istilah *investor* dan *pasar* dengan bobot yang cukup besar menunjukkan bahwa perhatian publik tidak hanya tertuju pada perubahan kurs mata uang, tetapi juga pada implikasinya terhadap stabilitas ekonomi dan dinamika pasar keuangan [9]. Selanjutnya, hasil pembobotan TF-IDF digunakan sebagai representasi fitur pada proses *topic modeling* menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA).

Selain menggunakan TF-IDF, analisis juga dilakukan melalui visualisasi *word cloud* untuk memperoleh gambaran mengenai kata-kata yang paling sering muncul pada dokumen dengan sentimen negatif. Visualisasi ini memberikan informasi awal mengenai isu-isu yang dominan dibahas oleh masyarakat

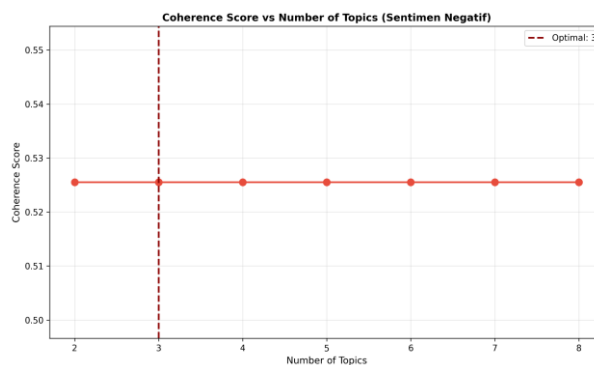
sekaligus memperkuat hasil identifikasi kata penting yang diperoleh melalui pembobotan TF-IDF [10]. Analisis *word cloud* dan frekuensi kemunculan kata dilakukan sebagai pelengkap hasil pembobotan TF-IDF untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai istilah-istilah yang paling dominan pada dokumen dengan sentimen negatif. Visualisasi *word cloud* disajikan pada Gambar 4 untuk memperlihatkan pola kemunculan kata secara visual, sedangkan distribusi frekuensi setiap kata disajikan pada Tabel 5 sebagai dasar dalam mengidentifikasi topik dan isu yang paling banyak menjadi perhatian masyarakat.



Gambar 4. World Cloud Sentimen Negatif

Tabel 5. Frekuensi Kata Dominan dalam Sentimen Negatif

Kata	TF-IDF
lemah	0,0823
rupiah lemah	0,0748
nilai	0,0696
nilai tukar	0,0621
tukar	0,0621
dollar	0,0578
kuat	0,0566
investor	0,0503
pasar	0,0476
tekan	0,0462



Gambar 5. Nilai Coherence Score Berdasarkan Jumlah Topik

Berdasarkan Gambar 4 dan Tabel 5, kata *rupiah* dan *lemah* menjadi istilah yang paling sering muncul pada dokumen sentimen negatif. Di samping itu, kata *tekan*, *investor*, *khawatir*, *daya*, *beli*, dan *turun* juga memiliki frekuensi kemunculan yang cukup tinggi. Temuan tersebut menunjukkan bahwa opini negatif masyarakat tidak hanya berkaitan dengan pelemahan nilai tukar rupiah sebagai fenomena ekonomi, tetapi juga mencerminkan kekhawatiran terhadap dampaknya terhadap daya beli masyarakat, kondisi pasar, dan tingkat kepercayaan investor. Konsistensi antara hasil pembobotan TF-IDF dan visualisasi *word cloud* menunjukkan bahwa kata-kata dengan frekuensi kemunculan tinggi juga memiliki kontribusi yang besar dalam merepresentasikan tema utama pada data penelitian [5].

Sebelum tahapan topic modeling diterapkan, dilakukan evaluasi terhadap model Latent Dirichlet Allocation (LDA) untuk menentukan jumlah topik yang paling sesuai dalam merepresentasikan kumpulan dokumen. Evaluasi tersebut menggunakan metrik Coherence Score yang berfungsi mengukur tingkat

keterkaitan semantik antar kata pada setiap topik, sehingga kualitas model dapat dinilai secara lebih sistematis dan objektif [8]. Proses pengujian dilakukan dengan menerapkan beberapa variasi jumlah topik, kemudian nilai Coherence Score dari setiap tingkat dibandingkan untuk memperoleh model yang memberikan tingkat koherensi terbaik. Hasil perbandingan nilai Coherence Score pada masing-masing konfigurasi disajikan pada Gambar 5 sebagai acuan dalam menentukan konfigurasi model yang paling optimal.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa konfigurasi dengan tiga topik menghasilkan nilai Coherence Score sebesar 0,5255, yang merupakan nilai tertinggi dibandingkan konfigurasi lainnya. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa model mampu membentuk kelompok kata yang memiliki hubungan semantik cukup baik sehingga topik yang dihasilkan lebih mudah diinterpretasikan. Meskipun nilai coherence yang diperoleh belum tergolong tinggi, kondisi tersebut masih dapat diterima karena data yang digunakan berasal dari media sosial yang umumnya memiliki karakteristik berupa teks singkat, penggunaan bahasa informal, singkatan, serta variasi kosakata yang tinggi. Berdasarkan pertimbangan tersebut, model LDA dengan tiga topik dipilih sebagai konfigurasi terbaik untuk mengidentifikasi tema-tema dominan dalam sentimen negatif masyarakat [13]. Setelah konfigurasi model terbaik berhasil ditentukan, tahapan topic modeling dilaksanakan pada seluruh dokumen yang termasuk dalam kategori sentimen negatif untuk mengeksplorasi tema-tema yang melandasi terbentuknya opini masyarakat. Penerapan algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA) menghasilkan beberapa kelompok topik yang mencerminkan pola pembahasan dominan dalam kumpulan kata. Rincian kata-kata yang menyusun setiap topik disajikan pada Tabel 6 sebagai dasar dalam menginterpretasikan faktor-faktor utama yang berkontribusi terhadap terbentuknya sentimen negatif masyarakat.

Tabel 6. Hasil Topic Modeling pada Sentimen Negatif

Topik	Kata Dominan
Topik 1	dolar, tajam, tekan, nilai, tukar
Topik 2	turun, nilai, tukar, beli, daya
Topik 3	khawatir, investor, tekan, global, sebab

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Tabel 6, model LDA berhasil mengelompokkan dokumen ke dalam tiga topik utama yang memiliki karakteristik berbeda. Topik pertama didominasi oleh kata dolar, tajam, tekan, nilai, dan tukar, yang menggambarkan persepsi masyarakat mengenai keterkaitan antara pelemahan rupiah dengan penguatan dolar Amerika Serikat serta perubahan nilai tukar di pasar global. Topik kedua terdiri atas kata turun, daya, beli, nilai, dan tukar, yang mencerminkan kekhawatiran masyarakat terhadap menurunnya daya beli sebagai konsekuensi dari pelemahan nilai tukar rupiah. Sementara itu, topik ketiga didominasi oleh kata investor, khawatir, global, dan tekan, yang menunjukkan adanya perhatian masyarakat terhadap pengaruh pelemahan rupiah terhadap stabilitas ekonomi dan tingkat kepercayaan investor [7]. Secara keseluruhan, hasil topic modeling menunjukkan bahwa sentimen negatif masyarakat terbentuk oleh berbagai aspek yang saling berkaitan, mulai dari dinamika nilai tukar di tingkat global, dampak ekonomi yang dirasakan secara langsung oleh masyarakat, hingga persepsi terhadap stabilitas pasar dan investasi. Temuan tersebut menjadi dasar dalam proses identifikasi faktor-faktor dominan yang membentuk sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah pada tahap analisis berikutnya.

3.3 Identifikasi Faktor Dominan Pembentuk Sentimen Negatif

Hasil *topic modeling* menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) berhasil mengelompokkan dokumen sentimen negatif ke dalam tiga topik utama yang selanjutnya diinterpretasikan sebagai faktor-faktor dominan pembentuk persepsi negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah. Proses interpretasi dilakukan dengan menganalisis hubungan antarkata yang memiliki probabilitas kemunculan tertinggi pada setiap topik, sehingga masing-masing kelompok kata dapat merepresentasikan isu yang melatarbelakangi terbentuknya sentimen negatif. Melalui pendekatan kata, tetapi juga mampu memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi opini masyarakat. Faktor pertama merepresentasikan pengaruh kondisi ekonomi global dan dinamika pergerakan nilai tukar internasional terhadap pelemahan rupiah. Faktor ini dicirikan oleh dominasi kata dolar, tajam, nilai, tukar, dan tekan. Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa masyarakat cenderung mengaitkan pelemahan nilai tukar rupiah dengan penguatan dolar Amerika Serikat serta tekanan ekonomi global yang berdampak pada stabilitas pasar keuangan domestik. Temuan ini mengindikasikan bahwa perkembangan

ekonomi internasional masih dipandang sebagai salah satu faktor yang berkontribusi terhadap fluktuasi nilai tukar rupiah [14]. Faktor kedua berkaitan dengan dampak ekonomi domestik yang dirasakan secara langsung oleh masyarakat. Interpretasi ini didasarkan pada dominasi kata turun, daya, beli, nilai, dan tukar, yang menggambarkan kekhawatiran terhadap menurunnya kemampuan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan sehari-hari akibat pelemahan nilai tukar rupiah. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa persepsi negatif masyarakat tidak hanya dipengaruhi oleh perubahan indikator ekonomi makro, tetapi juga oleh konsekuensi ekonomi yang dirasakan secara nyata, seperti meningkatnya harga barang, bertambahnya biaya hidup, dan menurunnya daya beli masyarakat [14].

Faktor ketiga mencerminkan persepsi masyarakat terhadap stabilitas pasar dan aktivitas investasi. Dominasi kata investor, khawatir, global, dan tekan menunjukkan adanya kekhawatiran bahwa pelemahan nilai tukar rupiah berpotensi meningkatkan ketidakpastian ekonomi serta menurunkan tingkat kepercayaan investor. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa fluktuasi nilai tukar tidak hanya dipersepsikan sebagai fenomena ekonomi, tetapi juga sebagai indikator yang dapat mempengaruhi iklim investasi dan stabilitas perekonomian nasional secara keseluruhan [14]. Untuk menilai tingkat pengaruh setiap faktor dalam membentuk sentimen negatif masyarakat, dilakukan analisis terhadap nilai bobot rata-rata yang diperoleh dari distribusi topik hasil penerapan algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA). Perhitungan tersebut digunakan untuk menentukan faktor yang memberikan kontribusi paling besar terhadap terbentuknya persepsi negatif masyarakat, sedangkan rincian nilai bobot masing-masing faktor disajikan pada Tabel 7 sebagai landasan dalam proses interpretasi hasil penelitian [15].

Tabel 7. Perhitungan Bobot Rata-Rata

Faktor	Bobot Rata-Rata
Dampak Ekonomi Domestik	0,4007
Sentimen Investor	0,3777
Faktor Teknik/Global	0,2216

Berdasarkan hasil yang disajikan pada Tabel 7, faktor Dampak Ekonomi Domestik memperoleh bobot rata-rata tertinggi, yaitu 0,4007, sehingga menjadi faktor yang paling dominan dalam membentuk sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah. Temuan ini menunjukkan bahwa perhatian masyarakat lebih banyak diarahkan pada konsekuensi yang dirasakan secara langsung dibandingkan pengaruh faktor eksternal. Faktor Sentimen Investor berada pada urutan kedua dengan bobot rata-rata sebesar 0,3777, yang menunjukkan bahwa persepsi terhadap stabilitas pasar dan tingkat kepercayaan investor juga memiliki kontribusi yang cukup besar dalam membentuk opini negatif. Sementara itu, faktor Teknik dan Global memperoleh bobot rata-rata sebesar 0,2216, yang mengindikasikan bahwa pengaruh dinamika ekonomi global tetap menjadi perhatian masyarakat, meskipun kontribusinya relatif lebih rendah dibandingkan faktor domestik dan persepsi terhadap aktivitas investasi.

Secara umum, hasil identifikasi faktor memperlihatkan bahwa terbentuknya sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah dipengaruhi oleh berbagai aspek yang paling saling berkaitan, dengan dampak ekonomi domestik sebagai faktor yang paling dominan, diikuti persepsi terhadap kondisi investasi serta dinamika ekonomi global. Temuan ini menunjukkan bahwa respon masyarakat terhadap pelemahan rupiah tidak semata-mata dipengaruhi oleh perubahan nilai tukar sebagai indikator ekonomi makro, tetapi juga oleh konsekuensi ekonomi yang dirasakan dalam kehidupan sehari-hari. Dengan demikian, hasil penelitian ini mampu menjawab tujuan penelitian, yaitu mengidentifikasi faktor-faktor utama yang membentuk sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah melalui penerapan *Natural Language Processing* (NLP) dan *topic modeling* menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) [15].

4. DISKUSI

Pendekatan yang diterapkan dalam penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi *Natural Language Processing* (NLP), pembobotan *Term-Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), dan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) mampu memberikan interpretasi yang lebih komprehensif terhadap opini masyarakat mengenai pelemahan nilai tukar rupiah. Berbeda dengan analisis sentimen yang umumnya hanya menghasilkan informasi mengenai polaritas opini, kombinasi metode yang digunakan pada penelitian ini memungkinkan identifikasi tema-tema utama yang mendasari terbentuknya sentimen negatif. Dengan

demikian, penelitian tidak hanya menggambarkan kecenderungan respons masyarakat, tetapi juga menjelaskan konteks dan faktor-faktor yang melatarbelakangi munculnya persepsi tersebut. Keunggulan utama penelitian ini terletak pada pemanfaatan analisis sentimen yang dipadukan dengan *topic modeling* sehingga proses analisis tidak berhenti pada tahap klasifikasi opini, melainkan mampu mengeksplorasi isu-isu dominan yang menjadi perhatian masyarakat. Pendekatan tersebut memberikan nilai tambah karena menghasilkan informasi yang lebih mendalam dibandingkan penggunaan analisis sentimen secara tunggal. Selain itu, penggunaan data yang bersumber dari media sosial X memungkinkan penelitian menangkap respons publik secara cepat sesuai dengan dinamika isu yang berkembang. Informasi yang diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pemerintah, Bank Indonesia, maupun pemangku kepentingan di bidang ekonomi dalam memahami persepsi masyarakat serta mendukung penyusunan kebijakan dan strategi komunikasi publik yang lebih adaptif terhadap kondisi ekonomi [5].

Di sisi lain, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Dataset yang dianalisis hanya berasal dari satu platform media sosial sehingga belum mampu merepresentasikan keseluruhan pandangan masyarakat yang tersebar pada berbagai kanal digital. Selain itu, karakteristik data media sosial yang didominasi oleh teks pendek, penggunaan bahasa tidak baku, singkatan, dan variasi penulisan kata berpotensi mempengaruhi kualitas proses ekstraksi informasi serta interpretasi topik yang dihasilkan. Penelitian ini juga hanya memanfaatkan algoritma LDA sebagai metode *topic modeling*, sehingga performa model masih dipengaruhi oleh karakteristik algoritma dan konfigurasi yang digunakan selama proses pemodelan. Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas sumber data dengan mengintegrasikan opini dari berbagai platform media sosial agar representasi persepsi publik menjadi lebih komprehensif. Selain itu, evaluasi terhadap metode *topic modeling* lain, seperti BERTopic, *Non-negative Matrix Factorization* (NMF), maupun pendekatan berbasis *transformer*, dapat dilakukan untuk membandingkan kualitas topik yang dihasilkan. Penelitian berikutnya juga dapat mengkombinasikan analisis temporal dan teknik interpretabilitas model sehingga perubahan sentimen serta perkembangan topik dapat diamati secara berkelanjutan. Pengembangan tersebut diharapkan mampu menghasilkan pemahaman yang lebih menyeluruh mengenai dinamika opini masyarakat terhadap berbagai isu ekonomi serta meningkatkan kualitas analisis pada penelitian-penelitian selanjutnya.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi faktor-faktor yang mendasari terbentuknya sentimen negatif masyarakat terhadap pelemahan nilai tukar rupiah melalui penerapan *Natural Language Processing* (NLP) yang dipadukan dengan metode *topic modeling* menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Berdasarkan hasil analisis, dapat disimpulkan bahwa persepsi negatif masyarakat lebih banyak dipengaruhi oleh dampak ekonomi yang dirasakan secara langsung, disertai kekhawatiran terhadap stabilitas pasar dan aktivitas investasi, dibandingkan oleh pengaruh dinamika ekonomi global. Temuan tersebut menunjukkan bahwa integrasi analisis sentimen dan *topic modeling* mampu menghasilkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai opini publik karena tidak hanya mengungkap kecenderungan sentimen, tetapi juga menjelaskan tema-tema utama yang melatarbelakangi terbentuknya persepsi masyarakat. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan pemanfaatan data media sosial sebagai sumber informasi dalam mengkaji persepsi publik terhadap isu ekonomi serta dapat menjadi referensi bagi pengambil kebijakan dalam merumuskan strategi komunikasi dan kebijakan yang lebih adaptif terhadap dinamika opini masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Kurniawan Santoso, "ANALISIS SENTIMEN TWITTER BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING," *JIK*, vol. 6, no. 2, 2022.
- [2] T. R. D. Lestari and C. C. Siahaan, "What do Indonesians talk when they talk about COVID-19 Vaccine: A Topic Modeling Approach with LDA," 2022.
- [3] Azka Bima Aditya, Ahmad Abdul Chamid, and Rizkysari Mei Maharani, "TOPIC MODELING OF PUBLIC DISCOURSE ON TWITTER ABOUT THE ASSET CONFISCATION BILL USING LATENT DIRICHLET ALLOCATION (LDA)," *Jurnal Riset Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 230–243, Mar. 2026, doi: 10.34288/jri.v8i2.477.
- [4] I. Anggraini Siregar and F. Asy Syifa Nurul Haq, "JOISIE licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC BY-SA 4.0)," *Journal Of Information Systems And Informatics Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 380–391, 2025, doi: 10.35145/joisie.v9i2.5528.

- [5] D. Abdul Fatah, F. Ihsan Kamil, B. Soesilo, and P. Sistem Informasi, "PENERAPAN NAÏVE BAYES DAN LATENT DIRICHLET ALLOCATION (LDA) UNTUK ANALISIS SENTIMEN DAN PEMODELAN TOPIK PADA PROYEK KERETA CEPAT JAKARTA-BANDUNG APPLICATION OF NAÏVE BAYES AND LATENT DIRICHLET ALLOCATION (LDA) FOR SENTIMENT ANALYSIS AND TOPIC MODELING ON THE JAKARTA-BANDUNG HIGH-SPEED RAIL PROJECT," vol. 12, no. 2, 2024.
- [6] U. N. Jakarta, V. B. Lestari, and C. A. Hutagalung, "J-KOMA Journal of Computer Science and Applications Evaluation of TF-IDF Extraction Techniques in Sentiment Analysis of Indonesian-Language Marketplaces Using SVM, Logistic Regression, and Naive Bayes," pp. 22–2025, doi: 10.21009/j.
- [7] M. Muhajir and D. Rosadi, "Sentiment Analysis and Topic Modelling of Bjorka Using Support Vector Machine and Latent Dirichlet Allocation," *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, pp. 57–66, Apr. 2024, doi: 10.20885/eksakta.vol5.iss1.art7.
- [8] R. Muhammad Ramli and C. Indah Ratnasari, "BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Pemodelan Topik pada Komunitas Ekspresi Emosi Negatif di Media Sosial X Menggunakan LDA," *Media Online*, vol. 6, no. 1, pp. 224–234, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i1.877.
- [9] C. A. Sirait, D. I. Inan, R. Juita, and V. A. L. Sirait, "AN ANALYSIS OF USER SATISFACTION USING SENTIMENT ANALYSIS AND TOPIC MODELING: A CASE OF LIVIN MANDIRI MOBILE APPLICATION," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 4, pp. 2930–2940, Nov. 2025, doi: 10.29100/jupi.v10i4.6644.
- [10] G. Rafianto, H. -, and A. Ma'sum, "ANALISIS SENTIMEN BERBASIS TOPIK ULASAN PENGGUNA APLIKASI ROBLOX MENGGUNAKAN INTEGRASI LDA DAN SVM," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 14, no. 2, Apr. 2026, doi: 10.23960/jitet.v14i2.9336.
- [11] J. Khatib Sulaiman Dalam No, U. Ilhami Arsyah, M. Pratiwi, and A. Muhammad, "Twitter Sentiment Analysis of Public Space Opinions using SVM and TF-IDF Methods," *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, vol. 13, no. 1, pp. 2024–387.
- [12] Ade Dwi Dayani, Yuhandri, and G. Widi Nurcahyo, "Analisis Sentimen Terhadap Opini Publik pada Sosial Media Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Jurnal KomtekInfo*, pp. 1–10, Mar. 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i1.439.
- [13] Moh Hasan Basri, "Pemodelan Topik dan Analisis Sentimen pada Teks Ulasan Pengguna Aplikasi Perbankan Seluler di Indonesia," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 4, Jul. 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i4.4200.
- [14] S. P. Sari and S. Nurjannah, "Analisis Pengaruh Nilai Tukar, Jumlah Uang Beredar dan BI Rate Terhadap Inflasi di Indonesia dan Dampaknya Terhadap Daya Beli Masyarakat," *AKTIVA: Journal of Accountancy and Management*, vol. 1, no. 1, pp. 21–29, Jan. 2023, doi: 10.24260/aktiva.v1i1.1015.
- [15] Z. N. Karimah and N. B. Lailita, "Pengaruh Faktor Ekonomi Makro, Kestabilan Politik dan Harga Minyak Dunia pada Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat," *Jurnal Maksipreneur: Manajemen, Koperasi, dan Entrepreneurship*, vol. 13, no. 1, p. 374, Dec. 2023, doi: 10.30588/jmp.v13i1.1253.