

Explainable Sentiment Analysis pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Local Interpretable Model-agnostic Explanations

Ninda Rizky Nuraeda¹, Muhaza Liebenlito², Taufik Edy Sutanto³

ninda.nuraeda20@mhs.uinjkt.ac.id, muhazaliebenlito@uinjkt.ac.id, taufik.sutanto@uinjkt.ac.id

^{1, 2, 3} Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta

Informasi Artikel

Diterima : 21 Apr 2024

Direview : 20 Mei 2024

Disetujui : 15 Jun 2024

Kata Kunci

Explainable, LIME, Analisis Sentimen, Machine Learning, Shopee

Abstrak

Seiring dengan perkembangan teknologi, pertumbuhan e-commerce mengalami peningkatan secara signifikan. Hadirnya aplikasi Shopee sebagai salah satu platform e-commerce terkemuka telah mendorong pengguna untuk melakukan transaksi belanja secara online. Dalam konteks ini, perhatian terhadap peningkatan kualitas aplikasi menjadi penting, khususnya melalui evaluasi ulasan pengguna dengan menggunakan analisis sentimen. Analisis sentimen umumnya mengadopsi pendekatan machine learning, meskipun transparansi dalam proses analisis menjadi tantangan utama. Penelitian ini mencoba mengatasi tantangan tersebut dengan menerapkan aspek baru dari Artificial Intelligence (AI), yang dikenal sebagai eXplainable Artificial Intelligence (XAI), khususnya pada analisis sentimen yang disebut Explainable Sentiment Analysis. Metode Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) digunakan untuk menjelaskan faktor-faktor yang mempengaruhi prediksi model machine learning. Model yang dievaluasi yaitu Logistic Regression, Random Forest, Support Vector Machine, dan Naïve Bayes. Hasil penelitian memberikan wawasan yang berharga tentang alasan di balik prediksi sentimen pada ulasan, sehingga diharapkan dapat meningkatkan pemahaman tentang bagaimana model machine learning membuat prediksi pada data tertentu.

Keywords

Explainable, LIME, Sentiment Analysis, Machine Learning, Shopee

Abstract

With the advancement of technology, e-commerce growth has increased significantly. The presence of the Shopee app as one of the leading e-commerce platforms has encouraged users to make online shopping transactions. In this context, attention to improving application quality becomes important through the evaluation of user reviews using sentiment analysis. Sentiment analysis generally adopts a machine learning approach, although transparency in the analysis process is a major challenge. The research tries to address the challenge by applying a new aspect of artificial intelligence (AI), known as eXplainable Artificial Intelligence (XAI), specifically to sentimental analysis called Explainability Sentiment Analysis. The Local Interpretable Model-Agnostic Explanations (LIME) method is used to explain the factors that influence the {Citation}prediction of machine learning models. The models evaluated are Logistic Regression, Random Forest, Support Vector Machine, and Naïve Bayes. The research results provide valuable insights into the reasons behind sentimental predictions on reviews, so it is expected to improve understanding of how machine learning models make predictions on specific data.

A. Pendahuluan

Pesatnya pertumbuhan *e-commerce* saat ini, membuat peningkatan pelaku usaha berskala kecil hingga besar yang melakukan transisi bisnisnya secara digital. Dengan demikian, siapa pun dapat mengelola bisnisnya dari manapun dan kapanpun. Manfaat lain dari menggunakan *e-commerce* adalah tersedianya banyak diskon, promosi, bahkan adanya gratis biaya pengiriman yang paling disukai di lingkungan sekitar[1]. Shopee sebagai salah satu *e-commerce* terkemuka berhasil mendominasi pasar *online*. Data dari *iPrice Group* (2020)[2], menunjukkan bahwa Shopee berhasil menjadi *e-commerce* yang menempati posisi teratas pada kuartal pertama tahun 2020 dengan jumlah pengunjung aktif terbanyak, yaitu 71,53 juta pengunjung. Shopee menyediakan berbagai produk kebutuhan sehari-hari dengan harga yang terjangkau dan berkualitas.

Tersedia wadah bagi jutaan pengguna untuk memberikan ulasan tentang pengalaman mereka menggunakan aplikasi Shopee di *Google PlayStore*. Pengguna dapat mengekspresikan sikap mereka terhadap kualitas barang dan jasa, perasaan pribadi, dan sebagainya melalui ulasan[3]. Data ulasan yang diambil dari *Google Playstore* dapat dianalisis untuk menghasilkan informasi yang lebih spesifik. Hasil ulasan tersebut dapat memberikan hasil akurat yang memudahkan pengguna baru mengambil keputusan[4].

Salah satu pendekatan dalam analisis sentimen adalah menggunakan *machine learning*. Pendekatan *machine learning* membuat model yang digunakan dalam proses klasifikasi[5]. Klasifikasi membagi data latih dan data uji menjadi model yang menghasilkan prediksi. Namun penting untuk tidak hanya mengetahui apakah sentimen pengguna positif atau negatif, tetapi juga memahami alasan dari prediksi yang dihasilkan tersebut. Kebutuhan akan penjelasan dalam *machine learning* telah mendorong perkembangan cabang baru dari *Artificial Intelligence (AI)* yang dapat dijelaskan, yang dikenal sebagai *explainable Artificial Intelligence (XAI)*[6].

Sebagian besar model AI dianggap sebagai "*black box*", karena tidak ada penjelasan untuk keputusan yang dibuat oleh model[7]. Munculnya *XAI* memungkinkan transformasi model dari "*black box*" menjadi model "*glass box*" dengan menyediakan penjelasan yang dapat dipahami oleh manusia. Prinsip-prinsip *XAI* diimplementasikan untuk mengembangkan strategi yang akan menghasilkan model yang dapat dijelaskan dengan lebih baik sambil mempertahankan tingkat kinerja yang tinggi[8]. Persinggungan antara penelitian *Sentiment Analysis* dan *XAI*, menghasilkan aplikasi *Explainable Sentiment Analysis (XSA)*[9].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee di *Google Playstore* menggunakan *machine learning*. Dany Pratmanto et al.[10] mengaplikasikan algoritma *Naïve Bayes* yang menghasilkan akurasi sebesar 96,667%. Penelitiannya mengklasifikasikan ulasan secara efektif kedalam dua kelas, positif dan negatif. Sedangkan Rahman et al.[11], menghasilkan akurasi sebesar 94% pada klasifikasi *Random Forest*. Jumlah *dataset* sebanyak 2937 ulasan dengan 1668 ulasan positif dan 1269 ulasan negatif. Apabila *Random Forest* dikomparasikan dengan *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine (SVM)*, Saepudin et al.[12] mendapatkan hasil akurasi tertinggi pada

Random Forest sebesar 94%, tidak jauh dengan *SVM* sebesar 91%, dan *Logistic Regression* sebesar 86%.

Tantangan dalam analisis sentimen ini adalah memberikan transparansi atas model prediksi yang dihasilkan oleh *machine learning*. Implementasi *Explainable Sentiment Analysis* menjadi solusi dalam permasalahan ini. Ribeiro et al.[13] mengusulkan *Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME)* guna meningkatkan penjelasan model sentimen secara lokal. Dikatakan sebagai model lokal karena fokusnya pada penjelasan prediksi model *machine learning* dengan tingkat *instance* data tertentu yang ingin dijelaskan. *LIME* adalah teknik agnostik model yang dapat digunakan dengan *machine learning* model apa pun[14]. Hal ini tidak membatasi klasifikasi apa yang digunakan. Penelitian ini menggunakan klasifikasi model *Logistic Regression*, *SVM*, *Random Forest* dan *Naïve Bayes*.

Jain et al.[15] membahas pentingnya *explainable* dalam *AI*, khususnya pada konteks analisis sentimen. Karena dengan hadirnya *explainable*, transparansi dan akuntabilitas model dapat ditingkatkan. Evaluasi *XSA* dengan metode *LIME* berhasil meningkatkan kepercayaan prediksi dalam masalah manajemen krisis ritel pada media sosial twitter[8]. *Dataset* yang digunakan merupakan tweet yang berisi tentang produk dan layanan elektronik. Penelitian yang dilakukan oleh Abdelwahab et al.[16], mengenai operasi *LASIK (Laser-Assisted In Situ Keratomileusis)*, operasi untuk memperbaiki penglihatan mata yang buruk menggunakan tweet berbahasa arab. *LIME* bekerja dengan baik pada teks bahasa Arab, karena sifatnya yang lokal mampu menjelaskan struktur kata dalam bahasa yang digunakan.

Penelitian [7], menerapkan *XAI* dari sudut pandang medis. Mereka menyimpulkan bahwa *LIME* dengan *machine learning* efektif untuk diagnosis pasien *stroke*. Dalam bidang teknologi, semakin berkembangnya internet, terjadi kejahatan penyebaran domain berbahaya. Aslam et al.[17] menggunakan sampel sejumlah 45.000 dari masing-masing domain berbahaya dan non-berbahaya. Peneliti memilih model klasifikasi *XGBoost* sebagai model akhir untuk *XAI*. Prediksi yang diberikan oleh model *black-box XGBoost* dijelaskan dengan menggunakan *LIME*. Hal tersebut juga dilakukan[18], dalam mendeteksi sarkasme pada teks dialog komedi. Hasil menunjukkan kata yang secara jelas berkontribusi pada keputusan prediksi.

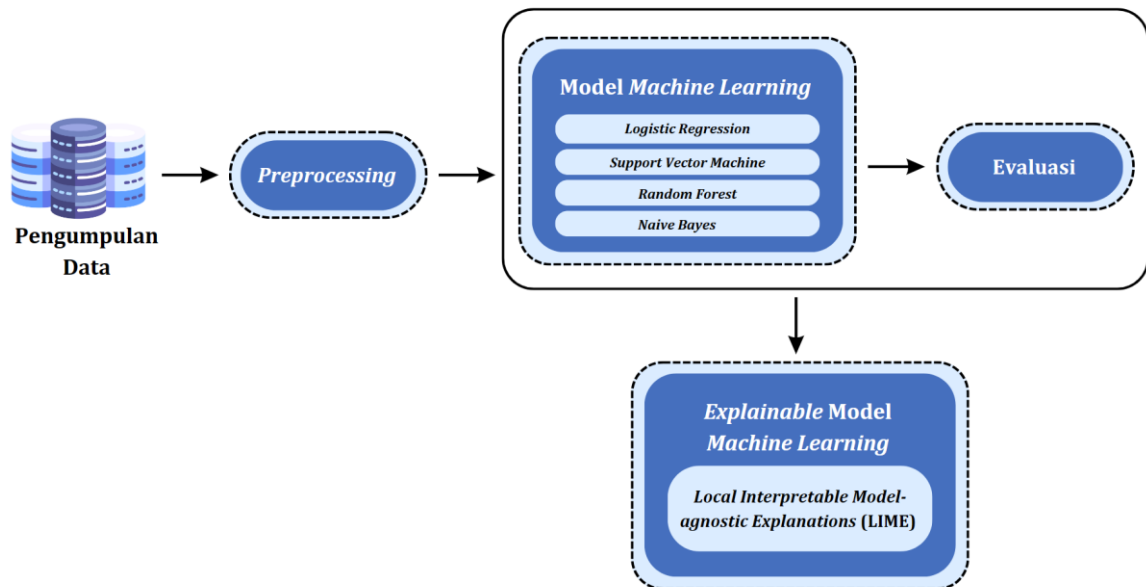
Dari urgensi yang dibawa oleh *LIME* dengan memberikan transparansi pada model *machine learning*, penelitian ini terinspirasi mengaplikasikannya pada analisis sentimen ulasan aplikasi shopee. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan penjelasan dari prediksi model. Dengan begitu, dapat diketahui apa saja faktor yang mempengaruhi keputusan model, juga melihat performa dari masing-masing model. Sehingga perusahaan dapat memanfaatkan informasi ini guna meningkatkan layanan aplikasi mereka sesuai dengan kebutuhan dan preferensi pengguna. Penelitian ini juga memberikan visualisasi analisis sentimen sebagai pemahaman lebih dalam dengan adanya penjelasan.

B. Metode Penelitian

Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data ulasan aplikasi shopee dilakukan secara sah dari Google Playstore, dengan menggunakan bahasa pemrograman Python di Google

Colab. Data mentah yang dikumpulkan berjumlah 15.000 baris. Setelah melakukan penanganan *missing values* dan duplikasi data, tersisa sebanyak 14.031 baris data. Data yang terkumpul mulai tanggal 2 Juni 2023 sampai 28 November 2023. Data akan diambil mulai dari hari pengumpulan data sampai beberapa waktu ke belakang, sesuai dengan jumlah baris yang ingin digunakan. Terdapat beberapa variabel, diantaranya seperti *username* pengguna yang memberikan ulasan, tanggal, jumlah *rating*, dan isi ulasan yang diberikan untuk aplikasi Shopee. Tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Preprocessing

Unsur yang dapat mempengaruhi kinerja model yaitu kualitas data yang digunakan. *Preprocessing* data dilakukan untuk mempersiapkan dan membersihkan data mentah sehingga dapat diolah lebih lanjut atau digunakan dalam analisis. Proses ini merupakan tahap normalisasi teks dengan mengkonversi huruf besar ke kecil, menghilangkan angka, simbol, tanda baca, dan karakter khusus, serta tokenisasi dan lematisasi. Tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit-unit kecil berupa kata, sedangkan lematisasi untuk menghilangkan akhiran kata agar mendapatkan bentuk dasar. Sebelum itu, data teks sudah dilabelkan menjadi kelas positif dan negatif sesuai sentimen ulasannya. *Rate* 1 sampai 3 dikategorikan sebagai ulasan negatif, sedangkan 4 sampai 5 merupakan ulasan positif. Setelah melalui tahap *preprocessing*, data dibagi menjadi 2 bagian, data latih dan data uji dengan proporsi data 80:20.

Model Machine Learning dan Evaluasi

Dalam *machine learning*, klasifikasi melibatkan parameter yang mempengaruhi kinerja model. Nilai parameter ini memiliki dampak yang signifikan pada hasil klasifikasi, yang dikenal sebagai *hyperparameter*. Dalam penelitian ini, menggunakan *Grid Search* untuk mendapatkan nilai parameter yang optimal dengan *cross validation*. Skor *cross validation* = 5 digunakan untuk menguji

keempat model, yaitu *Logistic Regression*, *Random Forest*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Naïve Bayes*. *Confusion matrix* merupakan alat evaluasi kinerja model klasifikasi untuk memahami seberapa baik model yang dalam melakukan klasifikasi pada setiap kelas.

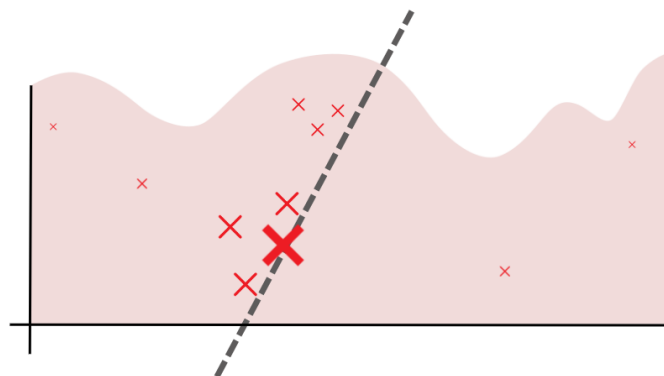
Explainable Model Machine Learning dengan LIME

Model *black box* dalam *machine learning* merujuk pada model yang kompleks dan sulit dipahami oleh manusia. Meskipun model ini dapat memberikan prediksi, tetapi tidak dapat dipahami alasan di balik prediksi tersebut. Dengan eksplanasi, dapat dianalisis setiap representasi kata yang potensial pada hasil keputusan model. Teknik eksplanasi menggunakan *LIME* mampu menginterpretasi berupa token teks.

LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) adalah suatu metode interpretasi model yang dirancang untuk memberikan penjelasan lokal terhadap prediksi suatu model *black box* secara model-agnostik. *LIME* dikembangkan dengan cara *post-hoc*, yang berarti bahwa penjelasan diberikan setelah model telah dihasilkan[19]. Penggunaan *LIME* pada data teks, menggunakan fitur berupa kata. Metode ini dibangun dengan mempertimbangkan fitur penting dari data dan prediksi model. Dalam konteks analisis sentimen, *LIME* dapat digunakan untuk menjelaskan mengapa model memberikan label positif atau negatif pada suatu teks.

$$\xi(x) = \operatorname{argmin}_{g \in G} \mathcal{L}(f, g, \pi_x) + \Omega(g) \quad (1)$$

Formulasi *LIME* pada persamaan (1), x merupakan *instance* data tertentu yang ingin dijelaskan prediksinya. Formulasi tersebut dirancang untuk mencari model lokal (g) yang paling baik mendekati model kompleks (f) pada *instance* data (x), dengan meminimalkan fungsi kerugian (\mathcal{L}) dan fungsi kompleksitas (Ω). Dalam konteks ini, model kompleks (f) merupakan model *machine learning* yang dipilih untuk membuat prediksi pada data. Kelas model (G) mencakup berbagai jenis model yang lebih sederhana dari model kompleks (f), seperti model linear, *decision trees*, dll. Formulasi ini membantu mengevaluasi keputusan yang diambil oleh model.



Gambar 2. Gambaran *LIME* secara eksplisit [13]

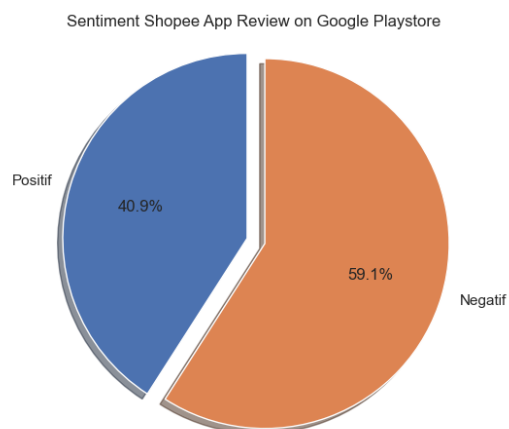
Gambar 2 memberikan contoh sederhana untuk menjelaskan secara intuitif dibalik metode *LIME*. Model kompleks (f) direpresentasikan oleh latar belakang berwarna pink. Silang merah tebal adalah *instance* data yang sedang dijelaskan. *LIME* mengambil sampel data dari dataset yang digunakan untuk melatih model membuat prediksi, dan memberikan bobot pada sampel-sampel tersebut berdasarkan kedekatannya dengan *instance* data yang sedang dijelaskan. Garis putus-putus merupakan penjelasan yang dipelajari secara lokal terhadap keputusan model.

Tujuan utama dari *LIME* adalah menemukan suatu model yang dapat dijelaskan dengan baik secara lokal di atas representasi, sesuai dengan model klasifikasi yang ada. *LIME* memberikan beberapa fleksibilitas dalam menafsirkan dan menjelaskan prediksi model tanpa membatasi pilihan klasifikasi apa yang akan dikembangkan[20]. Proses *LIME* menggunakan *instance* data yang dipilih untuk membangun model lokal yang lebih sederhana di sekitarnya. Model lokal ini kemudian memberikan penjelasan dengan baik bagaimana setiap bagian data berkontribusi terhadap prediksi, yang membuat interpretasi lebih mudah dipahami oleh manusia.

C. Hasil dan Pembahasan

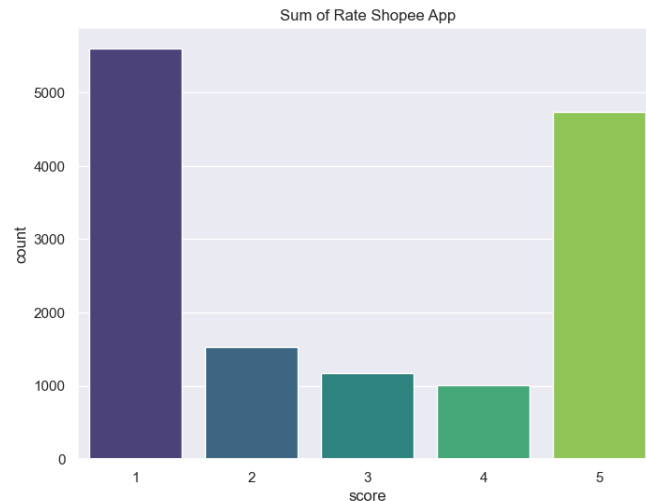
Analisis Sentimen

Tahap ini merupakan hasil visualisasi analisis sentimen untuk melihat gambaran umum tentang bagaimana sentimen pada ulasan. Visualisasi ini berupa *pie chart*, *bar chart*, dan *word cloud* yang menyoroti sentimen positif dan negatif.



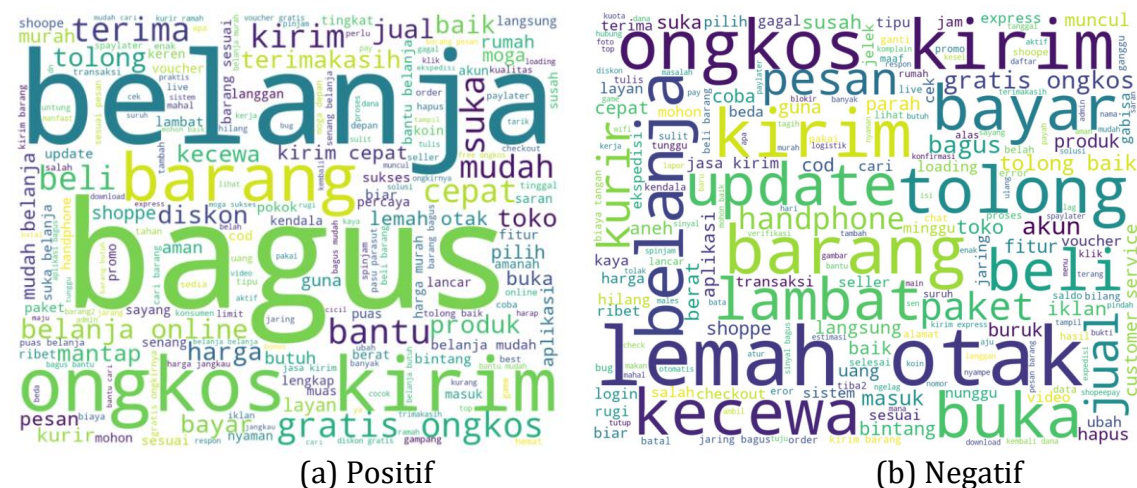
Gambar 3. Jumlah Ulasan Positif dan Negatif

Dari sejumlah 15.000 data, terklasifikasi menjadi 8292 ulasan negatif dan 5739 ulasan positif. Terlihat pada Gambar 3, jumlah ulasan negatif lebih besar persentasenya dibandingkan dengan positif. Persentase ulasan negatif mencapai 59,1%, sedangkan ulasan positif 40,9%.



Gambar 4. Jumlah *Rating* Aplikasi

Berdasarkan Gambar 4, *rate* ulasan negatif memiliki jumlah terbanyak dibandingkan ulasan positif. Pengguna yang memberikan *rate* bintang 1 sebanyak 5.598. *Rate* bintang 2 sebanyak 1.525, bintang 3 sebanyak 1.525, dan bintang 4 sebanyak 1.009. *Rate* bintang 5 berada di posisi kedua, sejumlah 4.730. Tingginya pengguna yang memberikan *rate* bintang 1 menjadi permasalahan yang perlu ditelusuri lebih jauh untuk mengetahui dimana letak kekurangan aplikasi tersebut. Tidak hanya itu, *rate* bintang 5 pun perlu ditelusuri agar menjadi evaluasi untuk meningkatkan sesuatu yang sudah baik menjadi lebih baik.



Gambar 5. Hasil Visualisasi *Word Cloud*

Wordcloud merupakan representasi kata yang sering muncul pada ulasan. Semakin banyak jumlah kata tersebut, maka semakin besar ukurannya. Dapat dilihat Gambar 5, ulasan positif lebih banyak keluar kata “bagus”, “belanja”, “ongkos kirim”, “barang”, “suka”, “cepat”, “terima”. Sedangkan ulasan dengan sentimen negatif didominasi kata “lemah otak” atau biasa disebut “lemot”, “kecewa”, “tolong”, “update”, “kirim”, “lambat”, “bayar”. Terlihat bahwa permasalahan yang sering dirasakan yaitu lemot pada aplikasi.

Hasil Performa Klasifikasi Model

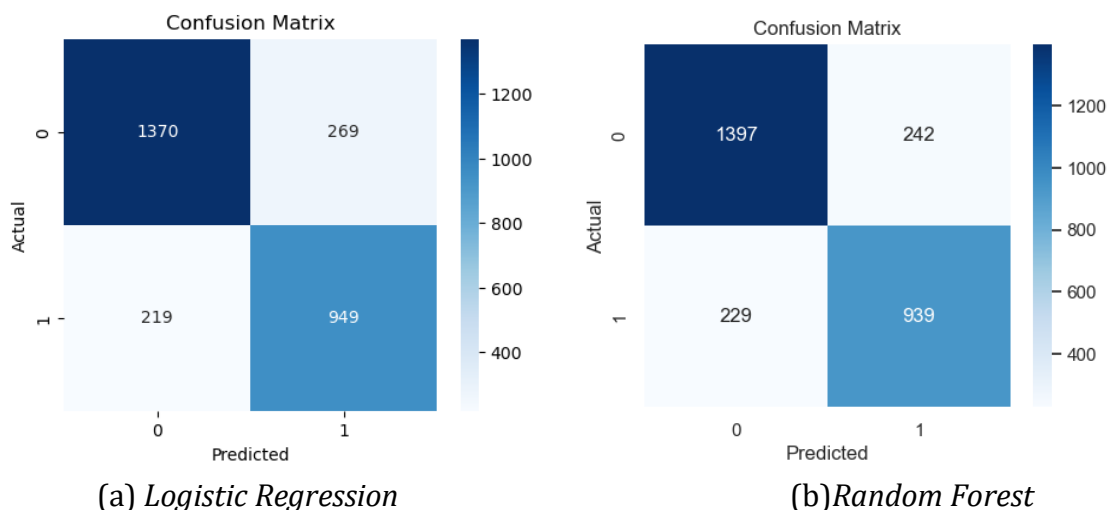
Pada proses klasifikasi, model *machine learning* dibangun menggunakan data latih dan data uji. Untuk mengoptimalkan kinerja model dan menghindari *overfitting* dan *underfitting*, dilakukan *grid search cross validation*. *Grid search cross validation* merupakan suatu teknik yang digunakan untuk mencari kombinasi parameter optimal bagi model berdasarkan skor *cross validation*[21].

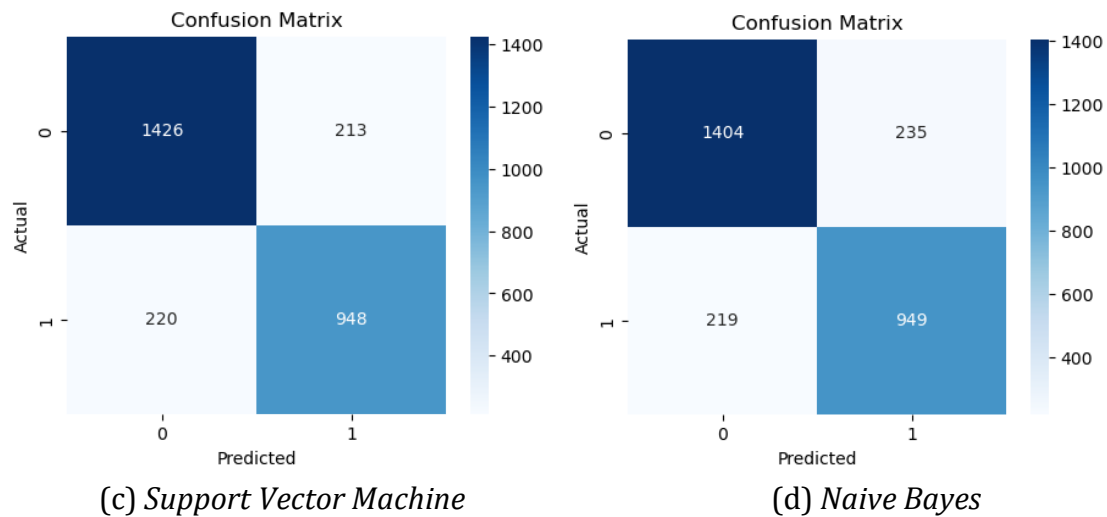
Berikut hasil perolehan dari beberapa model menggunakan *GridSearchCV* dengan skor *cross validation* = 5.

Tabel 1. *Performance Metric*

No	Kelas	Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
1	<i>Logistic Regression</i>	0,826	0,862	0,836	0,849
2	<i>Random Forest</i>	0,832	0,859	0,852	0,855
3	<i>Support Vector Machine</i>	0,845	0,866	0,870	0,868
4	<i>Naïve Bayes</i>	0,838	0,865	0,857	0,861

Berdasarkan hasil klasifikasi model pada Tabel 1, *SVM* memberikan hasil terbaik diantara *Logistic Regression*, *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*. *SVM* mencapai nilai tertinggi dalam *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score* dibandingkan dengan ketiga model lainnya. Akurasi *SVM* mencapai 0.845. *Naïve Bayes* berada di peringkat kedua dengan akurasi 0.838, sedikit di atas *Random Forest* yang memiliki akurasi 0.832. Sementara itu, *Logistic Regression* memperoleh akurasi terendah dalam klasifikasi teks ulasan, yaitu 0.826. Untuk evaluasi *performance metric* keempat model ini, dapat dilihat *confusion matrix* pada Gambar 6.





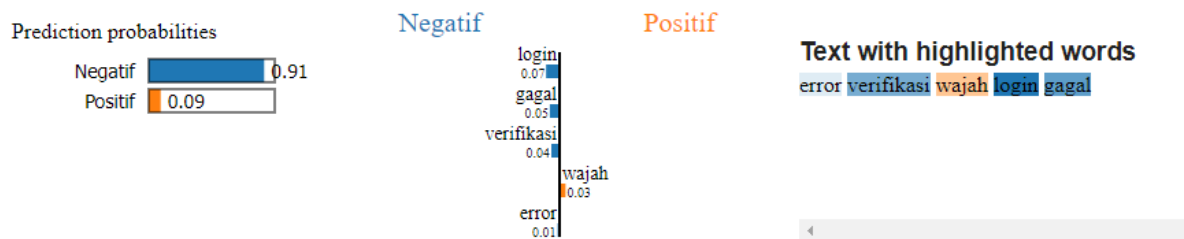
Gambar 6. Confusion Matrix untuk setiap model

Dari hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* pada Gambar 6, terlihat bahwa model *SVM* memiliki kinerja terbaik dalam memprediksi label dengan benar, dengan nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan tiga model lainnya, yaitu *Logistic Regression*, *Random Forest*, dan *Naive Bayes*. *Logistic Regression* memiliki performa terendah dalam memprediksi label negatif dan positif. Analisis lebih lanjut tentang alasan masing-masing model memprediksi negatif atau positif akan dilakukan menggunakan metode *LIME*.

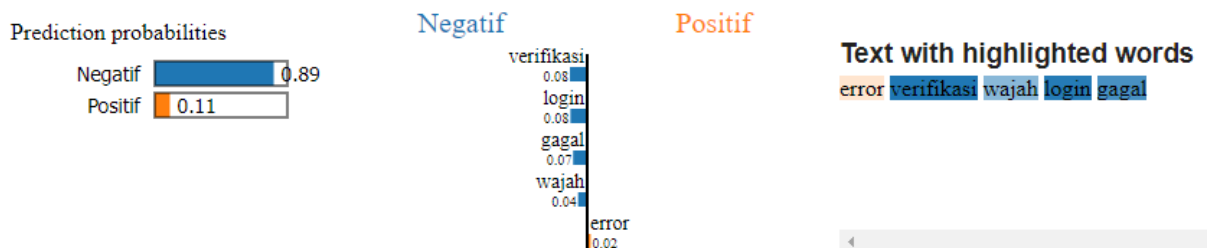
Explainable Analisis Sentimen dengan LIME

Output yang dihasilkan oleh *LIME* tidak hanya memberikan analisis visual kepada pembaca, tetapi juga menggambarkan persentase emosi yang terdapat di dalamnya. Informasi ini bermanfaat untuk mengidentifikasi bagian teks mana yang menyebabkan prediksi tersebut. Sampel data yang digunakan untuk visualisasi *LIME* menggunakan 2 kalimat dengan sentimen yang berbeda, yaitu ulasan negatif dan ulasan positif. Dimulai dengan perintah `!pip install lime`. Setelah di install, kemudian membangun model klasifikasi teks menggunakan Pipeline dari *scikit-learn*. Untuk mendapatkan penjelasan dari prediksi yaitu dengan *Lime Text Explainer()*, yang menghasilkan output visualisasi representasi kata dari suatu ulasan. Diperoleh beberapa kata dalam kalimat ulasan pengguna yang merepresentasikan bahwa ulasan tersebut negatif.

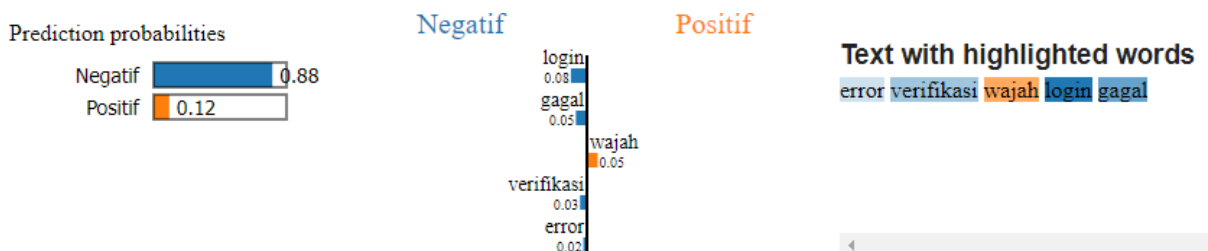
Pada visualisasi yang dihasilkan *LIME*, terdapat 2 label dengan warna yang berbeda. Kata negatif akan diidentifikasi dengan warna biru, dan kata positif berwarna oranye. Bobot pada kata berlabel oranye berada disebelah kanan, sedangkan kata berlabel biru berada disebelah kiri. Ulasan sentimen negatif ditandai dengan besarnya angka peluang prediksi negatif dibandingkan peluang prediksi positif. Berlaku sebaliknya, sentimen positif ditandai dengan besarnya angka peluang prediksi positif, dibandingkan peluang prediksi negatif. Gambar 7-14 merupakan penjelasan *LIME* dari setiap model *machine learning* pada ulasan negatif dan ulasan positif.



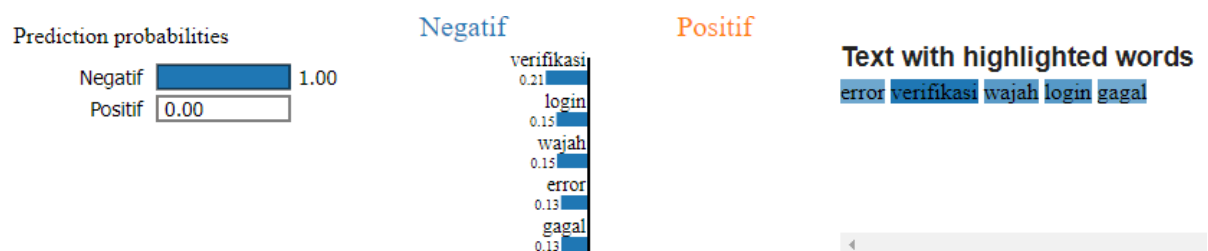
Gambar 7. *LIME* pada *Logistic Regression* dalam Ulasan Negatif



Gambar 8. *LIME* pada *Random Forest* dalam Ulasan Negatif

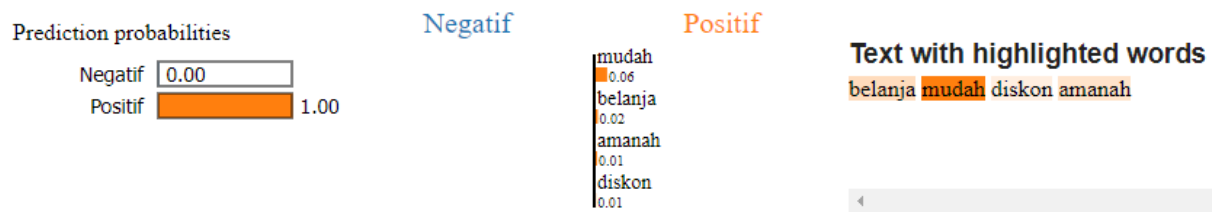


Gambar 9. *LIME* pada *SVM* dalam Ulasan Negatif

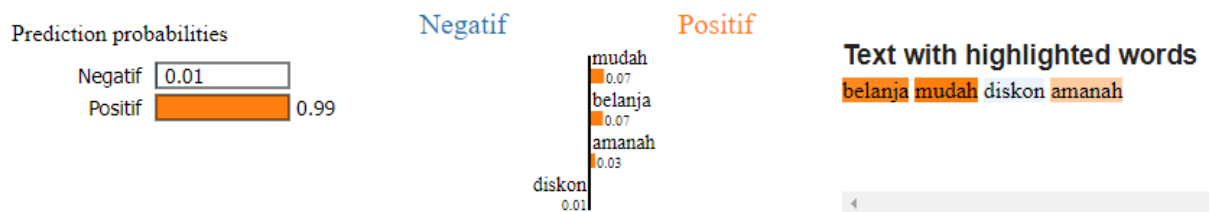


Gambar 10. *LIME* pada *Naïve Bayes* dalam Ulasan Negatif

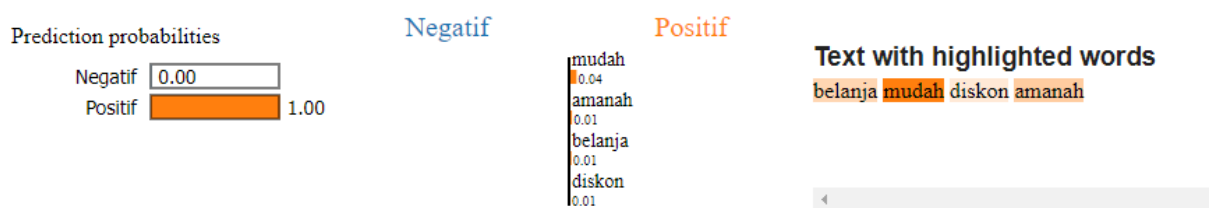
Kata pertama yang menjadi sorotan yaitu kata “error” pada *Random Forest*. Kata tersebut termasuk dalam kata yang berkontribusi positif. Hal ini tidak tepat karena “error” adalah kata yang sering digunakan pengguna dalam kritik ulasan aplikasi yang bersifat negatif. Selain itu dapat dilihat pada Gambar 10, *Naïve Bayes* memprediksi kata “wajah” dengan label berwarna biru, artinya kata tersebut merupakan kata negatif. Hal ini tidak tepat karena kata “wajah” merupakan kata yang memiliki konotasi positif dalam bahasa manusia. Oleh karena itu, terlihat bahwa *Logistic Regression* dan *SVM* paling baik dalam menghasilkan prediksi representasi kata pada ulasan negatif.



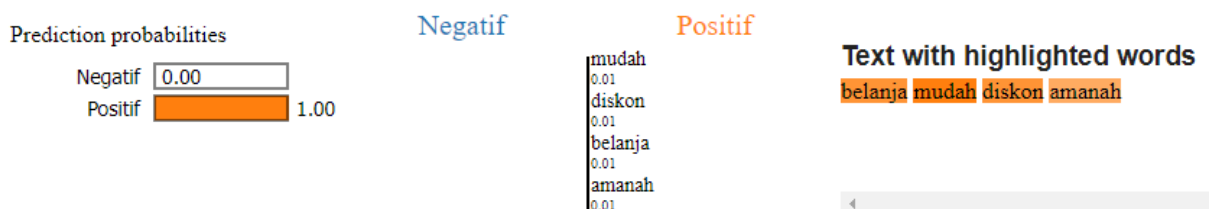
Gambar 11. *LIME* pada *Logistic Regression* dalam Ulasan Positif



Gambar 12. *LIME* pada *Random Forest* dalam Ulasan Positif



Gambar 13. *LIME* pada *SVM* dalam Ulasan Positif



Gambar 14. *LIME* pada *Naïve Bayes* dalam Ulasan Positif

Sebagai ilustrasi dalam menjelaskan hasil prediksi, tidak hanya menggunakan ulasan negatif saja, tetapi juga ulasan positif. Berdasarkan Gambar 11-14, sebagian besar penjelasan *LIME* pada model *machine learning* memprediksi ulasan tersebut adalah ulasan positif dengan peluang 1.00. Kata “belanja” dan “mudah” merupakan kata yang paling mempengaruhi keputusan. Namun, terdapat kekeliruan pada *Random Forest*. Seperti pada Gambar 12, peluang prediksi positif sebesar 0.99, dan peluang prediksi negatif sebesar 0.01. Pada kasus ini, model tersebut mengkategorikan kata “diskon” sebagai kata negatif. Dapat dilihat pada Gambar 5, “diskon” termasuk kata yang sering digunakan dalam penilaian positif terhadap aplikasi. Maka, *Random Forest* tidak hanya kurang baik dalam memberikan prediksi representasi kata pada ulasan negatif, tetapi juga pada ulasan positif.

Dengan memanfaatkan *Explainable Sentiment Analysis*, dapat memberikan sebuah evaluasi alternatif selain *metric* umum. Nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score* menghasilkan nilai yang tidak jauh berbeda. Namun kata-kata yang direpresentasikan dalam penjelasan *LIME* menunjukkan hasil yang berbeda. Dari kedua contoh ulasan yang digunakan, *SVM* dan *Logistic Regression* dipandang

mampu memberikan penjelasan yang paling logis. Setiap katanya teridentifikasi dengan benar, kata negatif berlabel warna biru dan kata positif berlabel warna oranye. Oleh karena itu, tahap ini dapat menjadi wawasan dalam memilih model dan mempercayai prediksi model bagi pengambil keputusan.

D. Simpulan

Penelitian ini mengaplikasikan *XAI* dalam analisis sentimen pada data ulasan aplikasi Shopee di Google Playstore. Khususnya menggunakan *LIME* dengan klasifikasi model tradisional *machine learning*, yaitu *Logistic Regression*, *Random Forest*, *SVM*, dan *Naïve Bayes*. Meskipun *machine learning* menunjukkan performa yang baik dalam analisis sentimen, *LIME* memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait faktor-faktor yang berkontribusi terhadap prediksi.

Hasil menunjukkan bahwa evaluasi *metric* dengan penjelasan *LIME* berbeda. Hal ini dapat menjadi pertimbangan dalam pemilihan model klasifikasi untuk penelitian selanjutnya, atau dapat mengaplikasikan model *deep learning* yang lebih komprehensif, seperti *LSTM*, *CNN*, dll. Namun, penggunaan *LIME* berhasil menghadirkan eksplanasi lokal yang dapat dijelaskan dengan mudah dipahami, sehingga memperkuat kepercayaan pada model *machine learning*.

E. Referensi

- [1] Nurfaizah, T. Hariguna, and Y. I. Romadon, "The accuracy comparison of vector support machine and decision tree methods in sentiment analysis," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1367, no. 1, p. 012025, Nov. 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1367/1/012025.
- [2] D. Chong and H. Ali, "Literature Review: Competitive Strategy, Competitive Advantages, And Marketing Performance On E-Commerce Shopee Indonesia," *Dinasti Int. J. Digit. Bus. Manag.*, vol. 3, no. 2, Feb. 2022, doi: <https://doi.org/10.31933/dijdbm.v3i2>.
- [3] S. Zhang, D. Zhang, H. Zhong, and G. Wang, "A Multiclassification Model of Sentiment for E-Commerce Reviews," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 189513–189526, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3031588.
- [4] J. Y. Bee Yin, N. H. Md Saad, and Z. Yaacob, "Exploring Sentiment Analysis on E-Commerce Business: Lazada and Shopee," *TEM J.*, pp. 1508–1519, Nov. 2022, doi: 10.18421/TEM114-11.
- [5] M. Liebenlito, N. Inayah, E. Choerunnisa, T. E. Sutanto, and S. Inna, "Active learning on Indonesian Twitter sentiment analysis using uncertainty sampling," *J. Appl. Data Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 114–121, Jan. 2024, doi: 10.47738/jads.v5i1.144.
- [6] S. Ali *et al.*, "Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence," *Inf. Fusion*, vol. 99, p. 101805, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.inffus.2023.101805.
- [7] M. S. Islam, I. Hussain, M. M. Rahman, S. J. Park, and M. A. Hossain, "Explainable Artificial Intelligence Model for Stroke Prediction Using EEG Signal," *Sensors*, vol. 22, no. 24, p. 9859, Dec. 2022, doi: 10.3390/s22249859.
- [8] Z. Zhang, H. A. Hamadi, E. Damiani, C. Y. Yeun, and F. Taher, "Explainable Artificial Intelligence Applications in Cyber Security: State-of-the-Art in

- Research," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 93104–93139, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3204051.
- [9] D. Cirqueira *et al.*, "Explainable Sentiment Analysis Application for Social Media Crisis Management in Retail:," in *Proceedings of the 4th International Conference on Computer-Human Interaction Research and Applications*, Budapest, Hungary: SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2020, pp. 319–328. doi: 10.5220/0010215303190328.
- [10] D. Pratmanto, R. Rousyati, F. F. Wati, A. E. Widodo, S. Suleman, and R. Wijianto, "App Review Sentiment Analysis Shopee Application In Google Play Store Using Naive Bayes Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1641, no. 1, p. 012043, Nov. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1641/1/012043.
- [11] M. R. Rahman and A. F. Diansyah, "Sentiment Analysis on the Shopee Application on Playstore Using the Random Forest Classification Method," *J. Ilm. Bid. Teknol. Inf. Dan Komun.*, vol. 9, 2024, doi: <https://doi.org/10.25139/inform.v9i1.5465>.
- [12] A. Saepudin, A. Faqih, and G. Dwilestari, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Support Vector Machine, Random Forest dan Logistic Regression Pada Ulasan Shopee," *J. Tekno Kompak*, vol. 18, no. 1, pp. 178–192, doi: 10.33365/jtk.v18i1.3764.
- [13] M. T. Ribeiro, S. Singh, and C. Guestrin, "“Why Should I Trust You?”: Explaining the Predictions of Any Classifier," in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco California USA: ACM, Aug. 2016, pp. 1135–1144. doi: 10.1145/2939672.2939778.
- [14] A. B. Arrieta *et al.*, "Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI." arXiv, Dec. 26, 2019. Accessed: Mar. 13, 2024. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1910.10045>
- [15] R. Jain *et al.*, "Explaining sentiment analysis results on social media texts through visualization," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 82, no. 15, pp. 22613–22629, Jun. 2023, doi: 10.1007/s11042-023-14432-y.
- [16] Y. Abdelwahab, M. Kholief, and A. A. H. Sedky, "Justifying Arabic Text Sentiment Analysis Using Explainable AI (XAI): LASIK Surgeries Case Study," *Information*, vol. 13, no. 11, p. 536, Nov. 2022, doi: 10.3390/info13110536.
- [17] N. Aslam *et al.*, "Interpretable Machine Learning Models for Malicious Domains Detection Using Explainable Artificial Intelligence (XAI)," *Sustainability*, vol. 14, no. 12, p. 7375, Jun. 2022, doi: 10.3390/su14127375.
- [18] A. Kumar, S. Dikshit, and V. H. C. Albuquerque, "Explainable Artificial Intelligence for Sarcasm Detection in Dialogues," *Wirel. Commun. Mob. Comput.*, vol. 2021, pp. 1–13, Jul. 2021, doi: 10.1155/2021/2939334.
- [19] A. Diwali, K. Saeedi, K. Dashtipour, M. Gogate, E. Cambria, and A. Hussain, "Sentiment Analysis Meets Explainable Artificial Intelligence: A Survey on Explainable Sentiment Analysis," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, pp. 1–12, 2024, doi: 10.1109/TAFFC.2023.3296373.
- [20] M. A. Ibrahim *et al.*, "An Explainable AI Model for Hate Speech Detection on Indonesian Twitter," *CommIT Commun. Inf. Technol. J.*, vol. 16, no. 2, pp. 175–182, Jun. 2022, doi: 10.21512/commit.v16i2.8343.

-
- [21] I. Priyadarshini and C. Cotton, "A novel LSTM–CNN–grid search-based deep neural network for sentiment analysis," *J. Supercomput.*, vol. 77, no. 12, pp. 13911–13932, Dec. 2021, doi: 10.1007/s11227-021-03838-w.