

Analisis Algoritma LSTM Untuk Klasifikasi Opini Terhadap Perkembangan Perkebunan Kelapa Sawit di Indonesia

¹Hadiguna Setiawan, ²Handrie Noprisson, ³Abraham Cornelius Dachi, ⁴Ilim Hilimudin

^{1,2,3,4}Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara

¹hadiguna.setiawan@dosen.undira.ac.id, ²handrie.noprisson@dosen.undira.ac.id,

³411211089@mahasiswa.undira.ac.id, ⁴411212109@mahasiswa.undira.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2026-01-26

Revised, 2026-01-29

Accepted, 2026-01-30

Kata Kunci:

Analisis Sentimen,
LSTM,
Klasifikasi Opini,
Kelapa Sawit,
Twitter

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis opini publik terhadap perkembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia melalui klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Twitter dengan mengumpulkan 750 tweet yang terdiri dari tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Tahap pre-processing meliputi filtering, tokenization, stemming, dan word-embedding untuk mempersiapkan data agar dapat dianalisis lebih lanjut. Model LSTM diterapkan untuk mengklasifikasikan sentimen *tweet* yang telah diproses, dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan akurasi sebesar 70,81%, dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang bervariasi antar kelas, yaitu 0.92, 0.71, dan 0.80 untuk kelas negatif, 0.48, 0.63, dan 0.55 untuk kelas netral, serta 0.77, 0.77, dan 0.77 untuk kelas positif. Penelitian ini menunjukkan bahwa LSTM dapat digunakan untuk menganalisis opini publik terhadap isu perkebunan kelapa sawit, meskipun terdapat tantangan dalam mengklasifikasikan *tweet* yang bersifat netral.

ABSTRACT

This study aims to analyze public opinion on the development of oil palm plantations in Indonesia through sentiment classification using the *Long Short-Term Memory* (LSTM) algorithm. The data used in this research was collected from Twitter, with 750 tweets categorized into three sentiment classes: positive, negative, and neutral. The pre-processing stage involved filtering, tokenization, stemming, and word-embedding to prepare the data for further analysis. The LSTM model was applied to classify the processed tweets' sentiment and evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The evaluation results showed that the LSTM model achieved an accuracy of 70.81%, with precision, recall, and F1-scores varying across classes: 0.92, 0.71, and 0.80 for the negative class, 0.48, 0.63, and 0.55 for the neutral class, and 0.77, 0.77, and 0.77 for the positive class. This research demonstrates that LSTM can be used to analyze public opinion on oil palm plantation issues, although challenges exist in classifying neutral tweets.

This is an open access article under the CC BY-SA license.



Penulis Korespondensi:

Hadiguna Setiawan,
Fakultas Teknik dan Informatika
Universitas Dian Nusantara, Indonesia
Email: hadiguna.setiawan@dosen.undira.ac.id

1. PENDAHULUAN

Perkebunan kelapa sawit merupakan salah satu sektor pertanian yang memiliki peran signifikan dalam perekonomian Indonesia, baik sebagai sumber pendapatan negara maupun lapangan pekerjaan bagi Masyarakat [1], [2], [3]. Namun, perkembangan industri kelapa sawit juga sering kali memicu beragam opini publik, baik yang positif, negatif, maupun netral, terutama terkait dengan dampak lingkungan, sosial, dan ekonomi [4], [5],

[6]. Data opini ini sering kali tersebar di media sosial, termasuk Twitter, yang menjadi platform untuk mengekspresikan pandangan masyarakat [7], [8].

Namun, meskipun banyak opini yang dihasilkan, analisis sentimen terhadap perkebunan kelapa sawit di Indonesia belum banyak dilakukan secara otomatis menggunakan teknik analisis data terkini, seperti model pembelajaran mesin [9], [10], [11]. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan *Long Short-Term Memory* (LSTM), sebuah jenis jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang telah digunakan dalam memproses data urutan (*sequential data*), seperti teks, dan dapat digunakan untuk klasifikasi sentiment [12], [13], [14].

Penelitian Putra et al., (2025) menggunakan data dari *Twitter* untuk menganalisis sentimen terkait perkebunan kelapa sawit dengan fokus pada hashtag #PerkebunanKelapaSawitKalimantanTengah. Sebanyak 300 *tweet* dikumpulkan dan diberi label secara manual sebagai positif atau negatif oleh ahli hukum. Proses pembersihan data dilakukan dengan menghapus karakter yang tidak relevan, seperti URL, angka, dan kata hubung. Setelah itu, data diperiksa untuk memastikan tidak ada duplikat atau data kosong. Penelitian ini mengaplikasikan metode ekstraksi fitur TF-IDF dan klasifikasi SVM untuk analisis sentimen, dengan hasil akurasi 86% dan nilai presisi, *recall*, dan *F1-Score* masing-masing sebesar 85% [15].

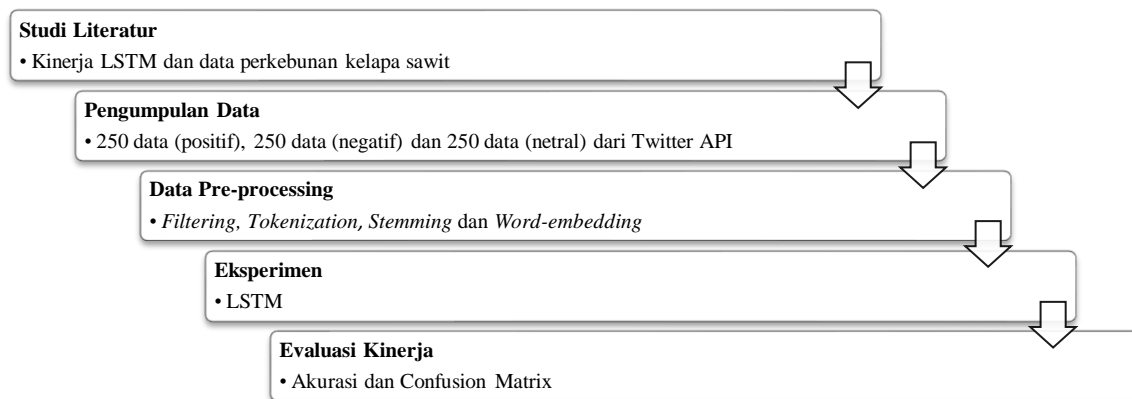
Penelitian Hafiz & Pribady (2020) mengumpulkan data *tweet* terkait kelapa sawit dari *Twitter* antara 28 Agustus 2019 hingga 21 Juni 2018, menghasilkan 1015 *tweet*. *Tweet* tersebut dikategorikan menjadi positif, negatif, dan netral, kemudian diklasifikasikan menggunakan metode *Naïve Bayes* dengan alat *Orange*. Proses *crawling* data dilakukan menggunakan fasilitas *Twitter* API. Dari 1015 *tweet*, 70% digunakan untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian. Hasil klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 83,34%, presisi 80,30%, dan *recall* 90,85%. Temuan ini menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* efektif untuk mengklasifikasikan opini terkait kelapa sawit di *Twitter* [16].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model LSTM dalam mengklasifikasikan opini terhadap perkembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia. Model ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai persepsi publik terhadap industri kelapa sawit dengan menggunakan data *Twitter* sebagai sumber informasi. Proses penelitian ini mencakup pengumpulan data *tweet* yang berkaitan dengan kelapa sawit, diikuti dengan tahap *pre-processing* yang meliputi filtering, tokenization, stemming, dan *word-embedding* untuk mempersiapkan data teks agar dapat diproses oleh model LSTM. Selanjutnya, evaluasi kinerja model akan dilakukan dengan mengukur akurasi dan menggunakan confusion matrix untuk menganalisis performa model dalam mengklasifikasikan opini menjadi positif, negatif, atau netral.

Berdasarkan latar belakang dan kajian penelitian sebelumnya, penelitian ini berfokus pada penerapan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk analisis sentimen opini publik terhadap perkembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia berbasis data *Twitter*. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada pemanfaatan model LSTM untuk menangkap pola sekuensial pada data teks berbahasa Indonesia serta evaluasi kinerja model menggunakan dataset yang relatif seimbang pada tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai persepsi publik serta menjadi dasar pengambilan keputusan berbasis data.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam mengklasifikasikan opini terkait perkembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia. Tahap pertama adalah studi literatur, yang mengumpulkan informasi tentang perkembangan kelapa sawit dan teknik analisis opini, khususnya menggunakan LSTM, sebagai dasar teori untuk penelitian ini. Selanjutnya, data dikumpulkan melalui *Twitter* API, yang terdiri dari 750 *tweet*, yang dibagi menjadi tiga kategori yaitu 250 *tweet* positif, 250 *tweet* negatif, dan 250 *tweet* netral terkait perkebunan kelapa sawit. Adapun alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Penelitian

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah studi literatur, yang bertujuan untuk memahami teori dan konsep terkait perkembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia serta teknik analisis opini yang dapat digunakan. Fokus utama dari studi literatur ini adalah mempelajari penggunaan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam klasifikasi sentimen pada data teks, terutama dalam konteks analisis sentimen di media sosial seperti *Twitter*. Penelitian ini juga mencakup penelusuran tentang karakteristik data opini yang sering muncul terkait dengan isu lingkungan dan sosial, khususnya yang berhubungan dengan perkebunan kelapa sawit.

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan Twitter API untuk mengambil tweet yang berkaitan dengan perkebunan kelapa sawit di Indonesia. Sebanyak 750 *tweet* dikumpulkan, yang terdiri dari 250 *tweet* dengan opini positif, 250 *tweet* dengan opini negatif, dan 250 *tweet* dengan opini netral. Data ini diperoleh dengan kata kunci yang relevan untuk memastikan *tweet* yang diambil berhubungan langsung dengan perkembangan perkebunan kelapa sawit. Data yang terkumpul kemudian menjadi bahan utama untuk proses analisis lebih lanjut, di mana tiap *tweet* akan diklasifikasikan berdasarkan sentimennya.

Pada tahap *pre-processing*, data yang telah dikumpulkan akan dipersiapkan untuk dianalisis. Tahap ini meliputi beberapa proses penting, seperti *filtering* untuk menghapus *noise* atau data yang tidak relevan, seperti URL atau simbol yang tidak diperlukan. Kemudian dilakukan *tokenization*, yaitu pemecahan teks *tweet* menjadi kata-kata yang lebih kecil untuk analisis. Proses berikutnya adalah *stemming*, yang mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya agar variasi kata yang sama dapat dikelompokkan. Terakhir, dilakukan *word-embedding* untuk mengubah kata-kata menjadi representasi vektor numerik yang dapat dimengerti oleh model LSTM, sehingga model dapat belajar dari data dengan lebih efektif.

Setelah data diproses, tahap eksperimen dilakukan dengan menerapkan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk klasifikasi sentimen terhadap *tweet* yang telah diproses. LSTM dipilih karena kemampuannya dalam memproses data urutan, seperti teks, dan mengenali pola temporal yang ada dalam *tweet*. Model ini dilatih untuk mengklasifikasikan *tweet* menjadi tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Selama eksperimen, berbagai parameter dan struktur jaringan LSTM dioptimalkan untuk meningkatkan akurasi prediksi, sehingga hasilnya dapat memberikan gambaran yang lebih baik mengenai opini publik terhadap perkembangan kelapa sawit.

Setelah model LSTM diterapkan, tahap evaluasi kinerja dilakukan untuk mengukur efektivitas model dalam mengklasifikasikan sentimen *tweet*. Evaluasi ini menggunakan dua metrik utama: akurasi dan *confusion matrix*. Akurasi mengukur persentase *tweet* yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model, memberikan gambaran umum tentang performa model. Sementara itu, *confusion matrix* memberikan informasi lebih rinci mengenai kesalahan klasifikasi, seperti berapa banyak *tweet* yang salah dikategorikan sebagai positif, negatif, atau netral. Dengan menggunakan kedua metrik ini, penelitian ini dapat mengevaluasi seberapa baik LSTM dapat mengklasifikasikan opini masyarakat terhadap isu perkebunan kelapa sawit.

3. HASIL DAN ANALISIS

Pada eksperimen penelitian dilakukan dengan menggunakan metode *word-embedding* dan metode LSTM. Metode LSTM telah banyak digunakan dalam tugas klasifikasi teks karena kemampuannya untuk menangkap dependensi jangka panjang dalam data berurutan. Adapun arsitektur LSTM dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Arsitektur LSTM

Layer (Type)	Output Shape	Param #
Embedding	(None, 35, 128)	2,560,000
Spatial Dropout 1D	(None, 35, 128)	0
LSTM	(None, 196)	254,800
Dense	(None, 3)	591

Berdasarkan hasil evaluasi, LSTM mendapatkan nilai akurasi pelatihan sebesar 95.64% dan akurasi pengujian sebesar 70.81%. Nilai ini didapatkan berdasarkan nilai prediksi benar yang dilakukan model LSTM terhadap 250 data positif, 250 data negatif, 250 data netral. Hasil prediksi benar untuk setiap kelas dapat dilihat pada Gambar 2.

Aktual	Negatif (-1)			
	Netral (0)			
	Positif (1)			
	Prediksi			
		Negatif (-1)	Netral (0)	Positif (1)
		137	54	2
		11	96	46
		1	48	160

Gambar 2. Confusion matrix LSTM

Berdasarkan *confusion matrix*, kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas netral. Hal ini disebabkan oleh karakteristik teks netral yang cenderung memiliki kata-kata ambigu dan sering kali mengandung unsur positif maupun negatif secara bersamaan. Kondisi tersebut menyebabkan model LSTM mengalami kesulitan dalam menentukan kecenderungan sentimen secara tegas. Selain itu, penggunaan bahasa informal dan variasi gaya penulisan pada media sosial juga mempengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola sentimen secara konsisten. Jumlah prediksi yang benar untuk kelas positif atau *true positives* (TP) yaitu 160, 96 dan 137. Model LSTM berhasil mengidentifikasi 160 komentar sebagai positif yang memang positif, 96 komentar sebagai netral yang memang netral, dan 137 komentar sebagai negatif yang juga benar-benar negative seperti pada Gambar 3.

Aktual	Negatif (-1)	TP (-1) = 137	54	2
	Netral (0)	11	TP (0) = 96	46
	Positif (1)	1	48	TP (1) =160
		Negatif (-1)	Netral (0)	Positif (1)
		Prediksi		

Gambar 3. Confusion matrix LSTM untuk perhitungan akurasi

Perhitungan akurasi pada tahap pengujian dengan menggunakan rumus berdasarkan data *confusion matrix* yang ada dengan menggunakan Persamaan (1).

$$\begin{aligned}
 Accuracy &= \frac{\text{True Positif (Kelas Negatif + Kelas Netral + Kelas Positif)}}{\text{Total Data Observasi}} \times 100\% \\
 Accuracy &= \frac{TP(-1) + TP(0) + TP(1)}{\text{Total Data Observasi}} \times 100\% \\
 Accuracy &= \frac{393}{\text{Total Data Observasi}} \times 100\% \\
 Accuracy &= \frac{393}{137 + 96 + 160 + 54 + 2 + 11 + 46 + 1 + 48} \times 100\% \\
 Accuracy &= \frac{393}{555} \times 100\% \\
 Accuracy &= 70,81\%
 \end{aligned} \tag{1}$$

Untuk menghitung *precision* dapat menggunakan nilai yang ada pada confusion matrix seperti yang terlihat pada Gambar 4.

Aktual	Negatif (-1)	TP (-1) = 137	FP(0)=54	FP(1)=2
	Netral (0)	FP(-1)=11	TP (0) = 96	FP(1)=46
	Positif (1)	FP(-1)=1	FP(0)=48	TP (1) =160
		Negatif (-1)	Netral (0)	Positif (1)
		Prediksi		

Gambar 4. Confusion matrix LSTM untuk perhitungan *precision*

Perhitungan *precision* pada tahap pengujian dengan menggunakan rumus berdasarkan data *confusion matrix* yang ada menggunakan Persamaan (2-4).

$$Precision \text{ Kelas Negatif} = \frac{True \text{ Positif (Kelas Negatif)}}{True \text{ Positif (Kelas Negatif)} + False \text{ Positif (Kelas Negatif)}} \quad (2)$$

$$Precision (-1) = \frac{TP(-1)}{TP(-1) + FP(-1)} = \frac{137}{137 + 11 + 1} \quad (3)$$

$$Precision \text{ Kelas Netral} = \frac{True \text{ Positif (Kelas Netral)}}{True \text{ Positif (Kelas Netral)} + False \text{ Positif (Kelas Netral)}}$$

$$Precision (0) = \frac{TP(0)}{TP(0) + FP(0)} = \frac{96}{96 + 54 + 48} = 0,48$$

$$Precision \text{ Kelas Positif} = \frac{True \text{ Positif (Kelas Positif)}}{True \text{ Positif (Kelas Positif)} + False \text{ Positif (Kelas Positif)}} \quad (4)$$

$$Precision (1) = \frac{TP(1)}{TP(1) + FP(1)} = \frac{160}{160 + 2 + 46} = 0,77$$

Untuk menghitung *recall* dapat menggunakan nilai yang ada pada confusion matrix seperti yang terlihat pada Gambar 5.

Aktual	Negatif (-1)	TP (-1) = 137	FN(-1)=54	FN(-1)=2
	Netral (0)	FN(0)=11	TP (0) = 96	FN(0)=46
	Positif (1)	FN(1)=1	FN(1)=48	TP (1) =160
		Negatif (-1)	Netral (0)	Positif (1)
		Prediksi		

Gambar 5. Confusion matrix LSTM untuk perhitungan *recall*

Perhitungan *recall* pada tahap pengujian dengan menggunakan rumus berdasarkan data *confusion matrix* yang ada menggunakan Persamaan (5-7).

$$Recall \text{ Kelas Negatif} = \frac{True \text{ Positif (Kelas Negatif)}}{True \text{ Positif (Kelas Negatif)} + False \text{ Negatif (Kelas Negatif)}} \quad (5)$$

$$Recall (-1) = \frac{TP(-1)}{TP(-1) + FN(-1)} = \frac{137}{137 + 54 + 3} = 0,71$$

$$Recall \text{ Kelas Netral} = \frac{True \text{ Positif (Kelas Netral)}}{True \text{ Positif (Kelas Netral)} + False \text{ Negatif (Kelas Netral)}} \quad (6)$$

$$Recall (0) = \frac{TP(0)}{TP(0) + FN(0)} = \frac{96}{96 + 11 + 46} = 0,63$$

$$Recall \text{ Kelas Positif} = \frac{True \text{ Positif (Kelas Positif)}}{True \text{ Positif (Kelas Positif)} + False \text{ Negatif (Kelas Positif)}} \quad (7)$$

$$Recall (1) = \frac{TP(1)}{TP(1) + FN(1)} = \frac{160}{160 + 1 + 48} = 0,77$$

Perbedaan nilai *precision* dan *recall* antar kelas menunjukkan bahwa model memiliki performa yang lebih baik dalam mengenali sentimen positif dan negatif dibandingkan sentimen netral. Hal ini mengindikasikan bahwa ekspresi sentimen yang bersifat eksplisit lebih mudah dikenali oleh model dibandingkan pernyataan yang bersifat informatif atau deskriptif tanpa emosi yang kuat. Berdasarkan eksperimen dengan model LSTM

dengan jumlah subsampling yang ada untuk dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Hasil evaluasi LSTM berdasarkan nilai *precision*, *recall* dan *F1-score* dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Evaluasi LSTM berdasarkan *precision*, *recall* dan *F1-score*

Kelas Data	Precision	Recall	F1-score
Negatif -1	0.92	0.71	0.80
Neutral 0	0.48	0.63	0.55
Positif 1	0.77	0.77	0.77

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk menganalisis opini publik terkait perkembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia melalui klasifikasi sentimen pada *tweet* di *Twitter*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM dapat mengklasifikasikan *tweet* dengan akurasi sebesar 70,81%, serta menghasilkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang bervariasi antar kelas sentimen. Meskipun model menunjukkan kinerja yang baik pada kategori negatif dan positif, tantangan masih ada dalam mengklasifikasikan *tweet* dengan sentimen netral, yang memiliki nilai *precision* dan *recall* yang lebih rendah. Penelitian ini membuktikan bahwa LSTM adalah alat yang efektif untuk menganalisis opini publik di media sosial, namun perlu perbaikan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama dalam kategori netral. Penelitian selanjutnya dapat memperdalam analisis sentimen dengan mengeksplorasi beberapa model yang lebih kompleks dan terkini, seperti *Bidirectional LSTM* (BiLSTM), Transformer, atau BERT, yang dapat menangani konteks kalimat dengan lebih baik dan meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan *tweet*, khususnya untuk kategori sentimen netral. Selain sentimen *positif*, *negatif*, dan *netral*, penelitian berikutnya dapat memasukkan dimensi lain, seperti intensitas sentimen (misalnya sangat *positif*, sangat *negatif*), untuk memberikan pemahaman tentang persepsi publik terhadap isu-isu tertentu.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Lembaga Riset dan Pengabdian kepada Masyarakat (LRPM) Universitas Dian Nusantara (UNDIRA) yang telah mendanai penelitian ini melalui skema penelitian internal.

REFERENSI

- [1] A. Syahza, D. Tampubolon, M. Irianti, G. Meiwanda, and B. Asmit, "The Impact of Small-Scale Oil Palm Plantation Development on the Economy Multiplier Effect and Rural Communities Welfare," *Int. J. Sustain. Dev. Plan.*, vol. 18, no. 5, 2023.
- [2] D. Chrisendo, H. Siregar, and M. Qaim, "Oil palm and structural transformation of agriculture in Indonesia," *Agric. Econ.*, vol. 52, no. 5, pp. 849–862, 2021.
- [3] F. Nurfatriani, G. K. Sari, W. Saputra, and H. Komarudin, "Oil palm economic benefit distribution to regions for environmental sustainability: Indonesia's revenue-sharing scheme," *Land*, vol. 11, no. 9, p. 1452, 2022.
- [4] L. M. Ayompe, M. Schaafsma, and B. N. Egoh, "Towards sustainable palm oil production: The positive and negative impacts on ecosystem services and human wellbeing," *J. Clean. Prod.*, vol. 278, p. 123914, 2021.
- [5] S. L. Ngan *et al.*, "Social sustainability of palm oil industry: A review," *Front. Sustain.*, vol. 3, p. 855551, 2022.
- [6] L. Naidu and R. Moorthy, "A review of key sustainability issues in Malaysian palm oil industry," *Sustainability*, vol. 13, no. 19, p. 10839, 2021.
- [7] S. Anggraini, V. B. Saragih, and L. Sutriani, "Machine Learning Application of Oil Palm: A Bibliometric Analysis," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 4, 2024.
- [8] A. Ratnasari, V. Ayumi, M. Purba, W. H. Haji, H. Noprisson, and M. Utami, "The Text Mining Model for Lecturer Performance Evaluation: A Comparative Study," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 16, no. 7, 2025.
- [9] R. Pradipta and R. Jayadi, "The sentiment analysis of the Indonesian palm oil industry in social media using a machine learning model," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 100, no. 12, pp. 4532–4542, 2022.
- [10] S. R. Diana and F. Farida, "Applying bag of words approach to determine remote sensing technology acceptance among smallholder plantations," *Arab Gulf J. Sci. Res.*, vol. 42, no. 3, pp. 904–919, 2024.
- [11] N. Khan, M. A. Kamaruddin, U. U. Sheikh, Y. Yusup, and M. P. Bakht, "Oil palm and machine learning: Reviewing one decade of ideas, innovations, applications, and gaps," *Agriculture*, vol. 11, no. 9, p. 832, 2021.
- [12] Y. Yadi, A. Asminah, M. Purba, and I. R. Padya, "Analisis Sentimen Marketplace di Era Society 5.0 Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JUSIM (Jurnal Sist. Inf. Musirawas)*, vol. 8, no. 1, pp. 16–23, 2023.
- [13] M. Purba and Y. Yadi, "Implementation Opinion Mining for Extraction Of Opinion Learning in

- University,” *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 694–699, 2023.
- [14] K. Xu *et al.*, “A new machine learning approach in detecting the oil palm plantations using remote sensing data,” *Remote Sens.*, vol. 13, no. 2, p. 236, 2021.
- [15] K. T. Putra, S. Anggraini, L. Sutriani, S. Suraji, and A. Impron, “Analisis Sentimen Masyarakat Kalimantan Tengah Terhadap Perkebunan Kelapa Sawit Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine,” *J. Sci. Mandalika e-ISSN 2745-5955/p-ISSN 2809-0543*, vol. 6, no. 5, pp. 1115–1123, 2025.
- [16] I. Hafiz and M. Pribady, “Klasifikasi Opini Terhadap Pertanian Sawit (Palm Oil) Indonesia Menggunakan Naïve Bayes,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 6, no. 2, pp. 230–239, 2020.