



Machine Learning-Based Sentiment Analysis of Public Opinion on Palm Oil Plantation Expansion in Papua

Implementasi *Machine Learning* untuk Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Pembukaan Kebun Kelapa Sawit di Papua

Ester Ayuk Pusvita^{1*}, Deni Stefanus Paboy Ranggup², Usman Arfan³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, STMIK Pesat Nabire, Indonesia

E-Mail: ¹vitayedida@gmail.com, ²boyrg1991@gmail.com, ³usmanarfanpesat@gmail.com

Received Aug 28th 2025; Revised Sep 19th 2025; Accepted Oct 20th 2025; Available Online Oct 31th 2025

Corresponding Author: Ester Ayuk Pusvita

Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

The expansion of palm oil plantations in Papua has generated diverse public responses on social media, particularly on the X (Twitter) platform. This study aims to analyze public sentiment and emotions toward the issue using a machine learning approach through the Orange Data Mining application. A total of 1,355 tweets were collected using Twitter API v2 and Google Colab integrated with the snsrape library to overcome data retrieval limitations. The analysis employed the Multilingual Sentiment model for sentiment polarity classification (positive, negative, neutral) and the Ekman Emotion model for identifying six basic emotions. The results show that neutral sentiment dominates (39.78%), followed by negative (32.16%) and positive (28.05%) sentiments. However, neutral sentiment is not always informative, as it may arise from linguistic ambiguity or model limitations in understanding the local context of the Indonesian language. The emotion Joy was found to be the most dominant, but also appeared in negative sentiment categories, indicating expressions of sarcasm and irony toward the palm oil issue. This reflects the limitations of automated models in detecting implicit meanings and satirical language styles. The study concludes that while the Multilingual Sentiment model effectively identifies general patterns of public opinion, contextual adaptation is required to enhance sensitivity to cultural and semantic nuances in the Indonesian language.

Keywords: Machine Learning, Multilingual Sentiment, Papua, Public Emotion, Sentiment Analysis.

Abstrak

Ekspansi perkebunan kelapa sawit di Papua menimbulkan beragam respons publik di media sosial, khususnya pada platform X (Twitter). Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dan emosi publik terhadap isu tersebut menggunakan pendekatan *machine learning* melalui aplikasi *Orange Data Mining*. Sebanyak 1.355 *tweet* dikumpulkan menggunakan Twitter API v2 dan Google Colab yang terintegrasi dengan pustaka *snsrape* guna mengatasi batasan pengambilan data. Analisis dilakukan dengan model *Multilingual Sentiment* untuk klasifikasi polaritas (positif, negatif, netral) dan model Ekman Emotion untuk identifikasi enam emosi dasar. Hasil menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi (39,78%), diikuti negatif (32,16%) dan positif (28,05%). Namun, sentimen netral tidak selalu bersifat informatif, melainkan dapat muncul akibat *ambiguitas linguistik* atau keterbatasan model dalam memahami konteks lokal bahasa Indonesia. Emosi *Joy* (sukacita) merupakan emosi paling dominan, tetapi juga muncul dalam kategori sentimen negatif, yang mengindikasikan adanya ekspresi sarkasme dan ironi terhadap isu sawit. Hal ini mencerminkan keterbatasan model otomatis dalam mendeteksi makna tersirat dan gaya bahasa satir. Penelitian ini menyimpulkan bahwa meskipun model *Multilingual Sentiment* efektif untuk mendeteksi pola umum opini publik, pendekatan ini memerlukan penyesuaian kontekstual agar lebih sensitif terhadap nuansa budaya dan semantik bahasa Indonesia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Emosi Publik, *Machine Learning*, *Multilingual Sentiment*, Papua.

1. PENDAHULUAN

Ekspansi perkebunan kelapa sawit di Papua merupakan isu strategis yang menimbulkan pro dan kontra di masyarakat [1]. Di satu sisi, perkebunan sawit berpotensi meningkatkan pendapatan daerah dan membuka lapangan kerja [2]. Namun, di sisi lain, kegiatan tersebut menimbulkan kekhawatiran terhadap dampak lingkungan, hilangnya keanekaragaman hayati, serta potensi konflik sosial [3]. Perkembangan

teknologi informasi mendorong media sosial menjadi sarana utama dalam menyalurkan opini dan persepsi publik [4]. Platform X (Twitter) menyediakan data *real-time* yang dapat dianalisis untuk memahami persepsi masyarakat terhadap isu sawit di Papua [5].

Analisis sentimen merupakan salah satu cabang *Text Mining* dan *Natural Language Processing* (NLP) yang berfungsi mengklasifikasikan opini publik menjadi kategori positif, negatif, dan netral [6]. Dalam konteks ini, *machine learning* menjadi pendekatan efektif untuk mengolah data besar secara otomatis dan memperoleh pola persepsi masyarakat [7] [8].

Meskipun isu ekspansi sawit di Indonesia sering dibahas, penelitian yang secara spesifik menganalisis sentimen publik terhadap pembukaan kebun sawit di Papua masih sangat terbatas. Sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan pendekatan kualitatif atau survei manual yang tidak dapat menangani data berjumlah besar secara *real-time* [9]. Selain itu, metode berbasis kamus (*lexicon-based*) kurang adaptif terhadap variasi bahasa dan konteks lokal. Oleh karena itu, penerapan *machine learning* dalam analisis opini publik berbasis media sosial dapat memberikan hasil yang lebih objektif dan komprehensif [10].

Berbagai penelitian sebelumnya telah membahas analisis sentimen terkait isu lingkungan dan perkebunan sawit, namun sebagian besar berfokus pada wilayah Sumatera dan Kalimantan. Penelitian yang menyoroti Papua sebagai objek kajian masih jarang dilakukan. Sementara itu, beberapa penelitian internasional telah mengadopsi algoritma *Machine Learning*, namun penerapannya dalam isu kelapa sawit di Papua belum banyak ditemukan [11] [12].

Analisis sentimen publik yang akurat dapat memberikan wawasan strategis bagi pemerintah, perusahaan, dan organisasi lingkungan dalam memahami persepsi masyarakat dan mengantisipasi potensi konflik [13]. Penelitian ini berkontribusi dengan menerapkan metode *machine learning* untuk menganalisis sentimen dan emosi publik terhadap isu pembukaan kebun kelapa sawit di Papua menggunakan model *Multilingual Sentiment* yang telah terintegrasi dalam aplikasi *Orange Data Mining*. Model ini dipilih karena mendukung analisis multibahasa, termasuk bahasa Indonesia, serta efektif untuk teks pendek seperti unggahan media sosial.

Tujuan utama penelitian ini adalah mengidentifikasi dan memetakan pola sentimen serta emosi publik terhadap isu ekspansi sawit di Papua, serta memberikan wawasan empiris bagi pembuat kebijakan dalam merumuskan strategi pembangunan berkelanjutan. Penelitian ini tidak berfokus pada pengujian performa atau akurasi model, melainkan pada penerapan dan interpretasi hasil analisis sentimen dalam konteks sosial dan lingkungan Papua.

Oleh karena itu, penelitian ini berkontribusi dalam mengisi celah literatur dengan menerapkan analisis sentimen dan emosi berbasis *machine learning* melalui model *Multilingual Sentiment* dan Ekman pada data Twitter terkait isu ekspansi sawit di Papua. Tujuannya adalah untuk memahami pola persepsi publik secara kuantitatif dan memberikan dasar bagi pengambil kebijakan dalam menyusun strategi pembangunan berkelanjutan di Papua.

2. BAHAN DAN METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *text mining* berbasis *machine learning* untuk menganalisis sentimen opini publik terkait pembukaan kebun kelapa sawit di Papua [14]. Proses analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak *Orange Data Mining*, yang menyediakan antarmuka visual untuk pengolahan data berbasis komponen (*widget*) [15]. Tahapan metode penelitian ini terdiri dari enam langkah utama, yaitu pengumpulan data, praproses data, eksplorasi data, analisis sentimen dan emosi, visualisasi hasil, serta integrasi dan penyimpanan data [16]. Gambar 1 merupakan rancangan penulis berdasarkan prinsip umum *machine learning pipeline* pada *Orange Data Mining* (Source: Author's Design, 2024).



Gambar 1. Tahapan Penelitian (Source: Author's Design, 2025)

Tahap pertama adalah pengumpulan data, di mana data dikumpulkan dari media sosial X menggunakan kata kunci seperti “kelapa sawit Papua” dan “perkebunan sawit Papua” selama periode Juli

2021–Maret 2024. Total 1.355 *tweet* valid diperoleh dan disimpan dalam format *Comma-Separated Values* (CSV) berisi teks, tanggal unggahan, dan metadata. Data dikumpulkan menggunakan Twitter API v2 dengan parameter *query search*, yang memungkinkan peneliti mengambil data *tweet* berdasarkan kata kunci, waktu unggahan, dan bahasa. Namun, sejak tahun 2023, Twitter (X) memberlakukan pembatasan jumlah pengambilan data (*rate limit*) untuk akun standar, yaitu maksimal 100 *tweet* per permintaan API.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penulis memanfaatkan lingkungan pemrograman *Google Colab*, yang terintegrasi dengan pustaka Python seperti *snsrape* dan *tweepy*, guna mengotomatisasi proses pengumpulan data dalam jumlah besar. Dengan memanfaatkan *looping function* dan jeda waktu otomatis pada Colab, proses ini memungkinkan pengambilan *tweet* dalam jumlah lebih besar secara bertahap tanpa melanggar kebijakan *rate limit* API. Data yang diperoleh kemudian dikompilasi dan disimpan dalam format CSV, yang memuat informasi teks utama, tanggal unggahan, jumlah *retweet* dan likes, serta metadata lain yang relevan. Seluruh proses pengumpulan data dilakukan hanya terhadap konten publik, tanpa mencatat identitas pribadi pengguna, sesuai dengan etika penelitian digital dan kebijakan privasi platform X (Twitter). Total data yang berhasil diperoleh dan digunakan dalam analisis berjumlah 1.355 *tweet*.

Tahap kedua adalah praproses data (*data preprocessing*) yang dilakukan untuk memastikan data bersih dan siap dianalisis. Praproses dilakukan menggunakan *widget Preprocess Text* di Orange, meliputi penghapusan karakter yang tidak diperlukan (seperti tanda baca, angka, dan URL), konversi huruf menjadi huruf kecil (*lowercasing*), penghapusan *stopwords*, tokenisasi, serta proses *stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Hasil praproses kemudian ditinjau menggunakan *widget Corpus Viewer* untuk memastikan bahwa data sudah sesuai dengan format analisis.

Tahap ketiga adalah eksplorasi data yang dilakukan untuk memahami distribusi kata dan topik yang terkandung dalam data opini publik. *Widget Word Cloud* digunakan untuk menampilkan visualisasi kata yang paling sering muncul, sehingga memberikan gambaran awal mengenai isu-isu yang dominan. Selain itu, digunakan *Topic Modelling* dengan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengidentifikasi tema-tema utama dalam opini publik yang berkaitan dengan pembukaan kebun kelapa sawit.

Tahap keempat adalah analisis sentimen dan emosi. Analisis sentimen dilakukan menggunakan *widget Sentiment Analysis* untuk mengklasifikasikan teks ke dalam tiga kategori utama, yaitu sentimen positif, negatif, dan netral. Sementara itu, analisis emosi dilakukan dengan *widget Emotion*, yang memetakan ekspresi emosional seperti marah, sedih, takut, dan senang. Untuk mendukung pemahaman lebih lanjut, *widget Tweet Profiler* digunakan untuk menganalisis karakteristik teks, seperti panjang *tweet* dan jumlah kata yang digunakan.

Tahap kelima adalah visualisasi hasil. Distribusi sentimen divisualisasikan menggunakan *widget Distributions Sentiment*, sedangkan distribusi emosi divisualisasikan melalui *Distributions Emotion*. Visualisasi ini memberikan gambaran proporsi masing-masing kategori sentimen dan emosi, yang mempermudah interpretasi hasil penelitian. Selain itu, hasil klasifikasi sentimen dan emosi juga dapat ditampilkan dalam bentuk tabel melalui *widget Hasil Sentiment* dan *Hasil Emotion*.

Tahap terakhir adalah integrasi dan evaluasi. Data hasil analisis sentimen dan emosi digabungkan menggunakan *widget Merge Data* sehingga membentuk satu *dataset* terpadu. *Dataset* akhir kemudian ditampilkan dalam *widget Data Table* untuk pengecekan sebelum dievaluasi. Proses penyimpanan dilakukan dengan *widget Save Data*, yang menghasilkan file CSV berisi hasil analisis, sehingga dapat digunakan untuk pelaporan maupun penelitian lanjutan.

Dengan metode ini, analisis sentimen dan emosi terhadap opini publik mengenai pembukaan kebun kelapa sawit di Papua dapat dilakukan secara sistematis dan akurat. Pendekatan berbasis *machine learning* dalam Orange memungkinkan integrasi antara pengolahan teks, analisis klasifikasi, dan visualisasi data, sehingga mendukung pengambilan kesimpulan yang lebih informatif dan berbasis data [17].

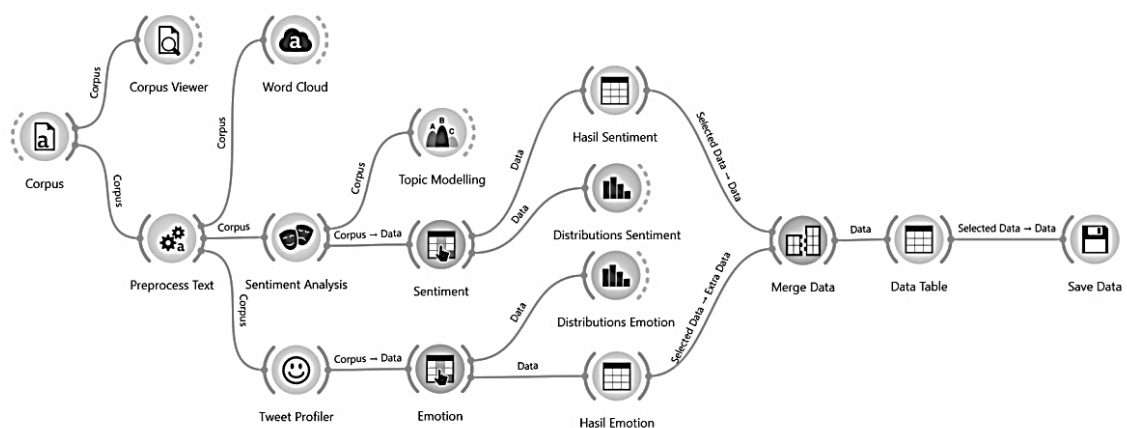
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini, dilakukan analisis terhadap data yang telah dikumpulkan untuk menjawab tujuan penelitian. Data penelitian diperoleh dari media sosial Twitter dengan menggunakan kata kunci seperti “sawit Papua”, “perkebunan sawit Papua”, dan istilah relevan lainnya. Pengambilan data dilakukan dalam periode tertentu, antara Juli 2021 hingga Maret 2024, untuk memastikan keterkinian data. Data hasil pengumpulan disimpan dalam format CSV yang berisi teks *tweet*, tanggal unggahan, dan metadata pendukung lainnya (Lihat Tabel 1). Setelah pengumpulan, data yang terkumpul dilakukan proses pembersihan untuk menghilangkan duplikasi *tweet*, *retweet*, dan data yang tidak relevan. Selain itu, filter bahasa juga diterapkan untuk memastikan bahwa hanya *tweet* berbahasa Indonesia yang dianalisis.

Data pada Tabel 1 diteruskan ke *corpus* (*text mining*), selanjutnya melakukan *preprocess text* dengan menggunakan *transformation*, *tokenization* dan *filtering*, untuk *filtering* yang secara umum digunakan ialah *stopwords* yang telah dibuat oleh penulis sedangkan untuk *tokenization* yang umum digunakan ialah *regex*. *Corpus* adalah sekumpulan dokumen teks atau data teks (misalnya kumpulan *tweet*, ulasan, komentar).

Tabel 1. Hasil *Crawl Data Media Sosial X*

No	Tanggal	Tweet
1	01/01/2024	Masih banyak perusahaan pelaku industri kelapa sawit di Papua terindikasi melakukan pelanggaran. Saya berdiri bersama hutan Papua.
2	06/01/2024	Luasnya 500 Ha! Ex Kebun Kelapa Sawit di Papua Disulap Jadi Proyek Food Estate Ternyata Lahannya.
3	08/01/2024	Ketika hutan di Unurum Guay Papua dirusak oleh perusahaan kelapa sawit masyarakat di sana berkomitmen untuk tak lagi memberikan lahannya untuk perusahaan.
4	18/01/2024	Dalam rangka menjaga standar kesehatan dan mutu media pembawa yang akan dilalulintaskan Karantina Papua Barat Daya melakukan pemeriksaan terhadap 228.000 kilogram inti kelapa sawit milik PT. HIP. Pemeriksaan berlangsung pada hari Rabu (17/01) di gudang pemilik.
5	18/01/2024	No. 10/B-BKHIT.PBD/1/2024 Karantina Cek Kualitas 226.000 KG Inti Kelapa Sawit Tujuan Gresik.
6	22/01/2024	Resmikan Pabrik Kelapa Sawit di Bomberai Fakfak Untung Tamsil: Kontribusi DBH Capai 2 Miliar.
7	28/01/2024	aspal dan nikel dari sulawesi batu bara dari kalimantan papua menyumbang aneka hasil tambang sumatera kelapa sawit dan minyak bumi. jawa penghasil presiden.
8	04/02/2024	Investasi Kelapa Sawit Tuai Banyak Masalah Di Tanah Papua.
9	16/02/2024	Kasian. Udh buta sejarah buta pula geografis. Aceh punya minyak bumi gas alam kelapa sawit. Aceh merdeka Sumatra pasti ikutan. Lu pikir aja kenapa Indonesia ga mau lepasin Aceh/Papua indo takut rugi krna ga mau lepasin kekayaan Alam Aceh/Papua.
10	22/02/2024	Penggundulan Hutan Papua belum dapat dikendalikan. Buldozer milik kontraktor PTBMS menggusur menghancurkan hutan dan lahan gambut utk pengembangan kelapa sawit PT SuburKaruniaRaya (IndoAgri) d Teluk Bintuni. Norma hukum standar sukarela etika lingkungan diabaikan.
11	01/03/2024	@faz_hrp @tiramisu_toast @racharang @ArnoldPoernomo @RevoNugroho Kagak perlu jauh kepedalaman Papua ke daerah Sulawesi yang aksesnya masih sulit aja 15K paling dapat indomie 2 bungkus
12	20/03/2024	Proyek tanah merah produk kolonialis Ekspansi bisnis perkebunan kelapa sawit daerah Papua periode Presiden RI Susilo Bambang Yudhoyono Jusuf Kalla (2009 2014) luasnya mencapai 900.291 ha 9002 91 km2.
13	22/03/2024	@iqbal_farabi Kita? ELU kali. Sumatra menyumbangkan sebagian besar emas minyak bahkan tanahnya untuk perkebunan kelapa sawit. KAMI tidak bergantung pada Papua secuilpun. Dasar propinsi pengeretan ga tau rasanya menghasilkan kek KAMI.
14	31/03/2024	@LexWu_13 Fakfak dengan konsesi seluas 19.931 hektar. Perusahaan sedang mengerjakan pembangunan pabrik kelapa sawit di Bomberay dan Tomage yang diharapkan mulai beroperasi pada akhir tahun 2023. Bupati Fakfak berharap rekrutmen lokal diprioritaskan untuk PT Rimbun Sawit Papua.
15	31/03/2024	PT Rimbun Sawit Papua merupakan perusahaan kelapa sawit yang berlokasi di Kabupaten Fakfak Papua Barat. Dimiliki oleh Artha Graha Group yang didirikan oleh Tomy Winata. Perusahaan ini terlibat dalam pengembangan pabrik kelapa sawit di distrik Bomberay dan Tomage di Kabupaten.
...	...	
1356	30/12/2021	@watchdoc_ID @MCAOps @GreenpeaceID Sebelum terlambat orang Papua ambil tanah tanam sawit sawit bisa panen 5 THN.bila orang Papua ambil tanah 10 HT perkk bisa onggang kaki seumur hidup.salah kalau dikuasai swasta salah juga bila tetap hutan.



Gambar 2. Diagram Alur Kerja (Pipeline).

Tabel 3. Hasil Analisis sentiment menggunakan Model *Multilingual Sentiment*

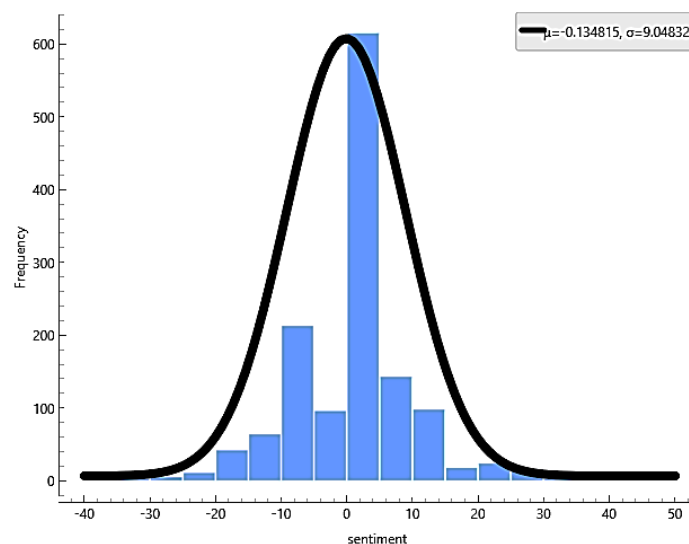
Jumlah Tweet	Analisis Sentimen		
	Positif	Netral	Negatif
1355 Tweet	380 Tweet	539 Tweet	436 Tweet

Pada Tabel 3, hasil analisis sentimen terhadap 1.355 *tweet* menunjukkan bahwa kategori netral mendominasi dengan 39,78% (539 *tweet*), diikuti oleh negatif sebanyak 32,16% (436 *tweet*), dan positif sebesar 28,05% (380 *tweet*).

Dominasi kategori netral pada analisis ini tidak selalu menunjukkan bahwa isi *tweet* bersifat informatif atau tidak berpihak. Kategori ini juga dapat muncul karena adanya *ambiguitas linguistik*, campuran antara unsur positif dan negatif dalam satu kalimat, atau keterbatasan model klasifikasi dalam mengenali konteks sentimen yang kompleks. Hal ini lazim terjadi pada analisis teks pendek di media sosial, di mana struktur bahasa sering kali tidak eksplisit dan mengandung makna kontekstual yang sulit diinterpretasikan oleh model otomatis.

Selain itu, model *Multilingual Sentiment* yang digunakan dalam penelitian ini merupakan model *pre-trained generik* yang dilatih menggunakan data multibahasa, sehingga tingkat sensitivitasnya terhadap gaya bahasa khas Indonesia atau bentuk ekspresi lokal (seperti sarkasme dan ironi) masih terbatas. Oleh karena itu, proporsi sentimen netral yang tinggi dapat pula mencerminkan ketidakmampuan model dalam melakukan klasifikasi yang lebih presisi terhadap *tweet* bermakna ganda.

Meskipun demikian, pola distribusi sentimen tetap memberikan gambaran penting tentang kecenderungan opini publik terhadap isu pembukaan kebun kelapa sawit di Papua. Secara umum, hasil ini mengindikasikan adanya keseimbangan persepsi publik antara pihak yang mendukung dan yang menolak, dengan kelompok netral merepresentasikan area diskusi yang belum terbentuk secara tegas.

**Gambar 4.** Distribusi Nilai Sentimen Publik.

Visualisasi pada Tabel 3 dan Gambar 4 memperlihatkan distribusi statistik nilai sentimen publik terhadap ekspansi perkebunan kelapa sawit di Papua. Histogram menunjukkan persebaran nilai sentimen dengan bentuk kurva normal (Gaussian), di mana sebagian besar data terkonsentrasi di sekitar nilai rata-rata.

Nilai rata-rata (μ) sebesar $-0,134815$ dan standar deviasi (σ) sebesar $9,04832$, menandakan bahwa distribusi sentimen cenderung simetris dan mendekati netral, dengan sedikit kecenderungan ke arah negatif. Hal ini sejalan dengan hasil klasifikasi yang menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi (39,78%), diikuti oleh negatif (32,16%) dan positif (28,05%). Bentuk kurva yang menyerupai lonceng (*bell-shaped curve*) mengindikasikan bahwa sebagian besar opini publik bersifat informatif atau deskriptif tanpa ekspresi emosional ekstrem. Hanya sebagian kecil pengguna yang mengekspresikan dukungan atau penolakan kuat terhadap isu sawit di Papua.

Temuan ini memperlihatkan polaritas opini publik yang cukup berimbang antara pihak yang mendukung dan menolak, meskipun sentimen netral masih mendominasi. Pola ini penting untuk dianalisis lebih lanjut, khususnya terkait narasi yang memengaruhi sentimen negatif, seperti isu deforestasi, konflik lahan adat, dan kebijakan pemerintah, serta narasi positif yang menonjolkan manfaat ekonomi dan pembangunan daerah.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi Emosi Mengikuti Model *Ekman*

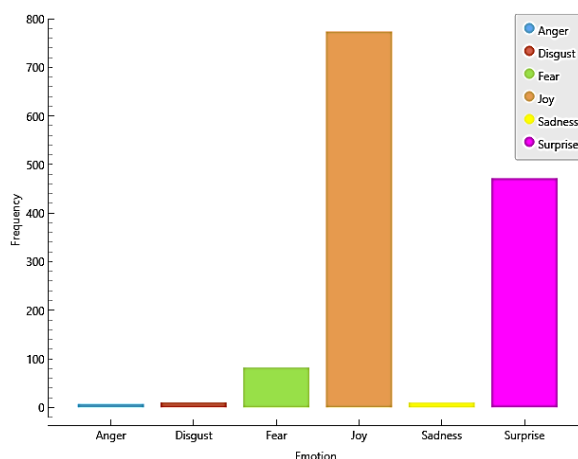
Emotion	Analisis Sentimen		
	Positif	Netral	Negatif
<i>Surprise</i> (Kejutan)	114 <i>Tweet</i>	265 <i>Tweet</i>	95 <i>Tweet</i>
<i>Sadness</i> (Kesedihan)	3 <i>Tweet</i>	8 <i>Tweet</i>	1 <i>Tweet</i>
<i>Joy</i> (Sukacita)	245 <i>Tweet</i>	231 <i>Tweet</i>	297 <i>Tweet</i>
<i>Fear</i> (Takut)	13 <i>Tweet</i>	28 <i>Tweet</i>	39 <i>Tweet</i>
<i>Disgust</i> (Menjijikkan)	3 <i>Tweet</i>	5 <i>Tweet</i>	1 <i>Tweet</i>
<i>Anger</i> (Marah)	2 <i>Tweet</i>	2 <i>Tweet</i>	3 <i>Tweet</i>

Pada Tabel 4, hasil analisis menunjukkan bahwa emosi yang paling dominan adalah *Joy* (sukacita) dengan total 773 *tweet*, terdiri dari 245 *tweet* dengan sentimen positif, 231 *tweet* netral, dan 297 *tweet* negatif. Dominasi *Joy* menunjukkan adanya narasi yang membangkitkan perasaan senang atau optimis, kemungkinan terkait manfaat ekonomi, peluang kerja, atau program pembangunan daerah. Namun, kemunculan *Joy* dalam kategori sentimen negatif (297 *tweet*) menjadi temuan yang menarik sekaligus paradoks. Fenomena ini menandakan adanya penggunaan sarkasme atau ironi, di mana pengguna media sosial mengekspresikan “kegembiraan palsu” untuk mengkritik situasi yang justru dianggap merugikan. Contoh representatif dari cuitan yang termasuk kategori negatif-sukacita antara lain: “Wah, hutan kita akhirnya habis juga! Hebat, pembangunan makin cepat 😊” dan *tweet* lainnya “Luar biasa, sawit di mana-mana — ekonomi maju, alam tinggal cerita”. Cuitan semacam ini menunjukkan bentuk kritik satir, di mana ekspresi positif (hebat, luar biasa) digunakan untuk menyindir dampak negatif dari perluasan perkebunan sawit. Dalam konteks ini, emosi *Joy* tidak benar-benar merepresentasikan kebahagiaan, tetapi menjadi alat retorik untuk menyampaikan kekecewaan atau kemarahan tersembunyi terhadap kebijakan pembangunan yang dianggap tidak adil bagi masyarakat lokal dan lingkungan.

Emosi *Surprise* (kejutan) menempati posisi kedua dengan 474 *tweet*, terdiri dari 114 *tweet* positif, 265 netral, dan 95 negatif. Hal ini mencerminkan bahwa isu ekspansi kebun sawit memicu rasa keterkejutan publik, baik terkait kebijakan pemerintah maupun dampak lingkungan yang dilaporkan.

Emosi *Fear* (ketakutan) muncul dalam 80 *tweet* (13 positif, 28 netral, 39 negatif), yang menandakan adanya kekhawatiran publik terhadap risiko kerusakan lingkungan, hilangnya hutan adat, serta dampak sosial jangka panjang.

Sementara itu, emosi *Sadness* (kesedihan) dan *Disgust* (menjijikkan) muncul dalam jumlah yang relatif kecil, masing-masing 12 *tweet* dan 9 *tweet*, yang umumnya terkait dengan narasi kehilangan hutan, kerusakan ekosistem, atau isu pelanggaran hak adat. Emosi *Anger* (kemarahan) juga rendah, hanya 7 *tweet*, menunjukkan bahwa meskipun isu ini kontroversial, ekspresi marah tidak mendominasi percakapan publik di Twitter.

**Gambar 5.** Distribusi Emosi Berdasarkan Model *Ekman*.

Gambar 5 menampilkan distribusi frekuensi enam kategori emosi yang dihasilkan dari proses klasifikasi menggunakan model *Ekman Multi-Class Emotion* pada aplikasi *Orange Data Mining*. Enam kategori tersebut adalah *Anger*, *Disgust*, *Fear*, *Joy*, *Sadness*, dan *Surprise*. Dari hasil analisis, terlihat bahwa emosi *Joy* (sukacita) merupakan kategori paling dominan dengan jumlah sekitar 773 *tweet*, diikuti oleh *Surprise* (kejutan) sebanyak 474 *tweet*. Kedua emosi ini menempati porsi terbesar dalam persepsi publik, menunjukkan bahwa wacana mengenai ekspansi kelapa sawit di Papua memicu reaksi emosional campuran antara optimisme, keterkejutan, dan sindiran sarkastik.

Secara umum, temuan ini menggarisbawahi keterbatasan model otomatis seperti *Multilingual Sentiment* dan *Ekman Emotion* dalam mengenali *tone* sarkastik atau makna tersirat dalam bahasa Indonesia. Meski demikian, hasil ini justru memperkaya interpretasi karena memperlihatkan bagaimana masyarakat Papua dan netizen nasional mengekspresikan kritik melalui bentuk humor, ironi, dan sindiran.

4. DISKUSI

Studi oleh *Agustinus Manwombreidy Kafi* dari ITN Malang [18], memberikan penjelasan bahwa model pembelajaran mesin yang menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) mencapai akurasi 67% dalam menganalisis opini publik tentang pembukaan perkebunan kelapa sawit di Papua. Metrik evaluasi menunjukkan presisi 73% untuk sentimen positif, ingatan 64%, dan skor F1 68%. Hasil ini menunjukkan bahwa model SVM relatif efektif dalam mengidentifikasi sentimen positif dibandingkan dengan sentimen negatif dan netral dalam *tweet* yang dianalisis.

Sedangkan studi oleh *Yan Nazala Bisoumi* dalam Prosiding Seminar Nasional Sains Data [19], berfokus pada mengidentifikasi pandangan publik yang terkait dengan Papua melalui komentar YouTube menggunakan teknik penambangan teks. Studi ini membandingkan keakuratan LDA dan Faktorisasi Matriks Non-Negatif (NMF), menyimpulkan bahwa NMF lebih unggul karena nilai koherensinya yang lebih tinggi, tetapi tidak memberikan metrik akurasi spesifik untuk opini perkebunan kelapa sawit.

Jurnal yang ditulis oleh Delima Hasri Azahari, makalah ini tidak secara khusus membahas dampak ekonomi dan lingkungan dari pembukaan kebun sawit di Papua. Namun, ini menyoroti bahwa budidaya kelapa sawit komersial, khususnya kelapa sawit, dapat menyerap sejumlah besar CO₂, sehingga berpotensi mengurangi efek perubahan iklim. Budidaya berbagai spesies kelapa sawit, termasuk kelapa sawit, disarankan untuk merehabilitasi lahan yang terdegradasi dan mendukung upaya reboisasi, yang menunjukkan dampak lingkungan yang positif [20].

Dalam pembahasan beberapa jurnal diatas, penulis mengambil kesimpulan bahwa media sosial mencerminkan opini publik yang bersifat beragam dan dinamis terhadap isu lingkungan. Dominasi sentimen netral menandakan bahwa sebagian besar percakapan hanya bersifat informatif. Namun, persentase sentimen negatif yang cukup tinggi memperkuat indikasi bahwa publik mengkhawatirkan dampak sosial dan ekologi dari ekspansi perkebunan sawit, seperti deforestasi dan hilangnya hak masyarakat adat.

Di sisi lain, kehadiran opini positif mengindikasikan adanya narasi pro-pembangunan yang menekankan manfaat ekonomi. Hal ini memperlihatkan adanya perdebatan publik antara kepentingan ekonomi dan konservasi lingkungan. Temuan terkait *Joy* dan *Surprise* sebagai emosi dominan menunjukkan bahwa isu ini memicu respons emosional yang tidak seragam, yang perlu diperhatikan oleh pembuat kebijakan.

Dengan demikian, analisis sentimen dan emosi dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data (*data-driven policy*) dalam mengelola dampak sosial, ekonomi, dan ekologis dari pengembangan kebun kelapa sawit di Papua.

Topic Modelling
Latent Dirichlet Allocation
Number of topics: 5
Topics
1: sawit, papua, kelapa, perusahaan, hutan, sorong, adat, barat, masyarakat, perkebunan
2: sawit, papua, hutan, kelapa, idextratime, pabrik, perkebunan, serial, investasi, film
3: sawit, kelapa, papua, hutan, moratorium, sorong, pohon, inpres, perkebunan, kebun
4: sawit, kelapa, papua, perkebunan, hutan, indonesia, kebun, izin, perusahaan, barat
5: sawit, kelapa, papua, lahan, minyak, hutan, pabrik, tanah, indonesia, kalimantan

Gambar 6. Topic Modelling menggunakan algoritma LDA.

Selain analisis sentimen dan emosi, penelitian ini juga melakukan pemodelan topik untuk mengidentifikasi tema utama yang menjadi fokus pembahasan publik terkait pembukaan kebun kelapa sawit di Papua. Proses ini dilakukan menggunakan algoritma LDA yang mampu mengelompokkan kata-kata kunci dalam *dataset* ke dalam sejumlah topik berdasarkan kemunculan bersamaan dalam dokumen [21] [22]. Hasil analisis menunjukkan lima topik utama yang saling berkaitan. Topik pertama memuat kata-kata seperti sawit, papua, kelapa, perusahaan, hutan, sorong, adat, barat, masyarakat, perkebunan, yang mencerminkan isu sosial-budaya, keterlibatan masyarakat adat, dan lokasi geografis. Topik kedua terdiri dari kata seperti investasi, pabrik, perkebunan, dan film, yang mengindikasikan adanya diskusi mengenai aspek ekonomi dan industri sawit. Topik ketiga menonjolkan kata moratorium, inpres, pohon, yang terkait dengan kebijakan

pemerintah dan upaya pembatasan pembukaan lahan. Topik keempat berisi kata izin, kebun, perusahaan, yang menyoroti proses perizinan dan legalitas pembukaan lahan. Sementara itu, topik kelima memuat kata seperti lahan, minyak, tanah, kalimantan, yang mengarah pada perbandingan dengan wilayah lain dan isu pengelolaan lahan.

Temuan ini memperlihatkan bahwa diskusi publik mengenai isu pembukaan kebun kelapa sawit di Papua bersifat multidimensional, melibatkan aspek lingkungan, sosial, ekonomi, dan kebijakan. Kehadiran kata-kata seperti hutan, moratorium, izin menunjukkan adanya kekhawatiran terhadap deforestasi dan dampak ekologi, yang berkorelasi dengan temuan sentimen negatif dan emosi Fear dalam analisis sebelumnya. Sebaliknya, kata-kata seperti investasi, pabrik, minyak mengindikasikan narasi pembangunan yang sejalan dengan opini positif dan emosi Joy. Dengan demikian, analisis topik melalui LDA tidak hanya mengungkapkan struktur diskusi publik, tetapi juga memberikan wawasan tambahan yang mendukung hasil analisis sentimen dan emosi [23], serta menegaskan adanya perdebatan antara kepentingan ekonomi dan konservasi lingkungan dalam opini publik di media sosial.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menganalisis persepsi publik terhadap isu ekspansi perkebunan kelapa sawit di Papua melalui pendekatan *machine learning* menggunakan aplikasi *Orange Data Mining*. Sebanyak 1.355 *tweet* dianalisis menggunakan model *Multilingual Sentiment* untuk mengidentifikasi polaritas sentimen (positif, negatif, netral) serta model *Ekman Emotion* untuk memetakan enam kategori emosi dasar.

Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi, diikuti oleh negatif dan positif. Namun, dominasi kategori netral tidak selalu menunjukkan sikap informatif, melainkan dapat disebabkan oleh *ambiguitas linguistik* atau keterbatasan model klasifikasi dalam mengenali konteks lokal bahasa Indonesia. Emosi Joy (sukacita) menjadi emosi paling dominan, tetapi kemunculannya dalam sentimen negatif mengindikasikan adanya ekspresi sarkasme dan ironi, di mana pengguna menggunakan kata-kata positif untuk menyampaikan kritik atau kekecewaan terhadap isu sawit.

Temuan ini menegaskan bahwa analisis sentimen berbasis model otomatis perlu dipahami secara kontekstual. Model *Multilingual Sentiment* efektif dalam menangkap pola umum opini publik, namun memiliki keterbatasan dalam mendeteksi makna tersirat, sarkasme, dan unsur budaya dalam bahasa Indonesia. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk menggunakan model berbasis konteks seperti IndoBERT atau RoBERTa-ID guna meningkatkan akurasi dan sensitivitas semantik terhadap bahasa lokal.

Secara praktis, hasil penelitian ini memberikan gambaran empiris bagi pemerintah dan pembuat kebijakan untuk memahami persepsi masyarakat terhadap dampak sosial dan lingkungan ekspansi sawit di Papua. Pemahaman yang lebih mendalam terhadap opini publik di media sosial dapat menjadi dasar penting dalam perumusan kebijakan pembangunan berkelanjutan yang lebih inklusif dan responsif terhadap suara masyarakat.

REFERENSI

- [1] K. T. Sibhatu, "Oil palm boom: its socioeconomic use and abuse," *Front. Sustain. food Syst.*, vol. 7, 2023, doi: 10.3389/fsufs.2023.1083022.
- [2] S. F. Purba *et al.*, "Strategies for improving independent oil palm smallholders' welfare in Konawe Regency, Southeast Sulawesi," 2024, doi: 10.1088/1755-1315/1379/1/012013.
- [3] R. Adawiyah, Z. Zubir, and H. Efendi, "Perampasan Tanah dan Perlawanan Petani: Dampak Perkebunan Sawit terhadap Kehidupan Masyarakat di Pasaman Barat Tahun 1980-2022," *Ethnoreflika J. Sos. dan Budaya*, vol. 13, no. 1, pp. 1–23, 2024, doi: 10.33772/etnoreflika.v13i1.2429.
- [4] Anju, "Exploring the Impact of Social Media on Public Opinion Formation: A Comparative Analysis," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, 2024, doi: 10.22214/ijraset.2024.59619.
- [5] V. J. de Castro Paes, D. V. G. Araújo, K. Brito, and E. Andrade, "Análise de Sentimento em Tweets Relacionados ao Desmatamento da Floresta Amazônica," 2022, doi: 10.5753/brasnam.2022.222648.
- [6] T. Kumaragurubaran, S. Pandi, G. Naresh, and T. S. Ragavender, "Navigating Public Opinion: Enhancing Sentiment Analysis on Social Media with CNN and SVM," 2024, doi: 10.1109/incet61516.2024.10592999.
- [7] L. Yu, "Public Opinion Monitoring of Sports Stars Based on Text Sentiment Analysis," *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, 2024, doi: 10.62051/ijcsit.v4n2.02.
- [8] U. Arfan and N. Paraga, "Perbandingan Algoritma K-Means, Naïve Bayes dan Decision Tree Dalam Memprediksi Penjualan Bahan Bakar Minyak: The Comparison of K-Means, Naïve Bayes and Decision Tree Algorithm in Predicting Fuel Oil Sales," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1379–1389, 2024.
- [9] A. A. Mammadov and G. Bakal, "From Traditional to Deep: Evaluating Sentiment Analysis Models on a Large-Scale Tweet Dataset," pp. 1–6, 2024, doi: 10.1109/ubmk63289.2024.10773489.
- [10] K. Wangi and A. C. Inamdar, "Machine Learning Techniques For Twitter Data Using Sentimental

- Analysis,” pp. 1–5, 2024, doi: 10.1109/innova63080.2024.10846953.
- [11] K. K. Kumar *et al.*, “Text Classification on Twitter Data Using Machine Learning Algorithm,” *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, 2023, doi: 10.22214/ijraset.2023.57419.
 - [12] R. H. Dwijayani, M. A. S. Ali, and S. Sugito, “Hutan industri dan deforestasi: bagaimana hutan industri mengancam keberlangsungan hutan hujan di papua, indonesia,” *J. Agrifor*, vol. 22, no. 2, p. 233, 2023, doi: 10.31293/agrifor.v22i2.6719.
 - [13] A. M. Gomez, A. Parra, T. M. Pavelsky, E. K. Wise, J. C. Villegas, and A. Meijide, “Ecohydrological impacts of oil palm expansion: a systematic review,” *Environ. Res. Lett.*, vol. 18, no. 3, p. 33005, 2023, doi: 10.1088/1748-9326/acbc38.
 - [14] H. Lawelai and A. Sadat, “Trend Analysis of Positive Sentiment for Special Autonomy for Papua on Twitter,” *J. Bina Praja J. Home Aff. Gov.*, vol. 14, no. 2, pp. 213–224, 2022, doi: 10.21787/jbp.14.2022.213-224.
 - [15] S. de Oliveira Gonçalves, L. Silveira, and J. I. da Silva Filho, “Aprendizado de máquina sem matemática e programação: um relato de experiência de uma abordagem utilizando o software Orange Data Mining para alunos de administração,” *GeSec*, vol. 15, no. 4, p. e3700, 2024, doi: 10.7769/gesec.v15i4.3700.
 - [16] J. Demšar and B. Zupan, “Hands-on training about data clustering with orange data mining toolbox,” *PLOS Comput. Biol.*, vol. 20, no. 12, p. e1012574, 2024, doi: 10.1371/journal.pcbi.1012574.
 - [17] A. K. Pandey, D. Raghav, G. Gupta, and V. Srivastava, “A Deep Learning Approach for Multiclass Orange Disease Classification,” pp. 184–189, 2024, doi: 10.1109/icdt61202.2024.10489557.
 - [18] A. M. Kafiar and S. Supatman, “Analisis sentimen netizen terhadap isu pembabatan hutan adat papua melalui tagar #alleysonpapua menggunakan algoritma support vector machine,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 4, pp. 8129–8135, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10672.
 - [19] Y. N. Bisoumi, J. Munandar, S. Amrullah, M. T. Pandiriyani, K. R. Akmalia, and F. Fauzi, “Papua dalam Perspektif Komentar Youtube: Studi Pemodelan Topik dan Analisis Sentimen dengan Pendekatan Text Mining,” *Pros. Semin. Nas. Sains Data*, vol. 4, no. 1, pp. 270–281, 2024, doi: 10.33005/senada.v4i1.190.
 - [20] D. H. Azahari, S. Sukarman, and B. W. van Assen, “Palms of paradox – cultivating palms to support reforestation and avoid deforestation,” vol. 1407, p. 12020, 2024, doi: 10.1088/1755-1315/1407/1/012020.
 - [21] X.-F. Liu, “A Machine Learning Framework for Document Classification by Topic Recognition Using Latent Dirichlet Allocation and Domain Knowledge,” 2022, pp. 509–520. doi: 10.1007/978-981-19-2821-5_42.
 - [22] V. Segarra-Faggioni, R. Sylvie, and J. F. Frank, “Topic Modelling for Automatically Identification of Relevant Concepts Discussed in Academic Documents,” Springer International Publishing, 2023, pp. 85–95. doi: 10.1007/978-3-031-33261-6_8.
 - [23] P. Obiorah, F. E. Onuodu, and B. Eke, “Topic Modeling Using Latent Dirichlet Allocation & Multinomial Logistic Regression,” *Adv. Multidiscip. Sci. Res. J.*, vol. 10, no. 4, pp. 99–112, 2022, doi: 10.22624/aims/digital/v10n4p11a.