KLASIFIKASI OPINI MASYARAKAT TERHADAP PENGELOLAAN HUTAN DI PROVINSI SULAWESI TENGGARA BERDASARKAN KOMENTAR MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN MODEL DEEP LEARNING BERBASIS LSTM

Mohammad Akhyar[*1], Muhammad Nursyawal[1], Cakra[1], Andi Muhammad Islah[1]
[1]Program Studi Sistem Komputer, STMIK Catur Sakti, Kendari, Indonesia
Penulis korespondensi: Mohammad Akhyar (muhakhyar892@gmail.com)

Pengelolaan hutan membutuhkan dukungan informasi yang mampu menggambarkan respons publik secara cepat, namun komentar media sosial bersifat tidak terstruktur dan sulit dianalisis secara manual dalam jumlah besar. Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi opini berbasis Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) untuk mengelompokkan komentar YouTube terkait pengelolaan hutan di Provinsi Sulawesi Tenggara ke dalam kelas positif, negatif, dan netral. Sebanyak 1.875 komentar dihimpun dari 40 video publik pada 30 kanal YouTube menggunakan YouTube Data API v3. Setelah pelabelan awal dan preprocessing, 1.838 komentar digunakan pada proses pemodelan. Data dibagi secara stratifikasi menjadi 1.286 data latih, 184 data validasi, dan 368 data uji. Arsitektur model menggunakan embedding 128 dimensi, Bidirectional LSTM 128 unit, regularisasi dropout, dan keluaran softmax tiga kelas. Pada data uji, model memperoleh accuracy 89,40%, precision weighted 89,49%, recall weighted 89,40%, dan F1-score weighted 88,83%. F1-score kelas netral mencapai 94,01%, lebih tinggi dibandingkan kelas positif 64,71% dan negatif 58,82%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model efektif untuk klasifikasi umum, tetapi ketidakseimbangan distribusi kelas menyebabkan kemampuan pengenalan kelas minoritas belum merata. Oleh karena itu, hasil klasifikasi lebih tepat dimanfaatkan sebagai dukungan analisis awal opini publik dan perlu ditingkatkan melalui perbaikan kualitas label serta penyeimbangan data.

***Kata Kunci* — Klasifikasi Opini, Pengelolaan Hutan, YouTube, Bidirectional LSTM, Deep Learning.**

I. PENDAHULUAN

Pengelolaan hutan yang berkelanjutan menuntut keseimbangan antara fungsi ekologis, sosial, dan ekonomi. Konsep Sustainable Forest Management menempatkan keberlanjutan manfaat hutan sebagai tujuan jangka panjang, bukan semata-mata pemanfaatan sumber daya dalam jangka pendek [1], [2]. Di Indonesia, orientasi tersebut sejalan dengan Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 41 Tahun 1999 tentang Kehutanan yang menegaskan bahwa penyelenggaraan kehutanan ditujukan untuk sebesar-besarnya kemakmuran rakyat secara berkeadilan dan berkelanjutan [3]. Pada tingkat tapak, penguatan tata kelola melalui Kesatuan Pengelolaan Hutan menjadi salah satu unsur penting agar perencanaan, pemanfaatan, perlindungan, dan pengawasan dapat dilaksanakan secara lebih terarah [4]–[6].

Provinsi Sulawesi Tenggara memiliki dinamika isu kehutanan yang berhubungan dengan konservasi, perubahan penggunaan lahan, perambahan, pembalakan liar, pertambangan, rehabilitasi, serta penegakan aturan. Respons masyarakat terhadap isu-isu tersebut tidak hanya muncul dalam forum formal, tetapi juga berkembang di ruang digital. Media sosial memungkinkan masyarakat menyampaikan dukungan, kritik, pertanyaan, dan penilaian secara terbuka, sehingga komentar pengguna dapat menjadi sumber data untuk memahami kecenderungan opini publik.

Meskipun kaya informasi, komentar media sosial memiliki karakteristik bahasa yang tidak baku, ringkas, kontekstual, dan sering mengandung noise. Kondisi tersebut membuat analisis manual menjadi kurang efisien dan rentan terhadap inkonsistensi ketika jumlah data meningkat. Text mining dan Natural Language Processing (NLP) menyediakan pendekatan komputasional untuk membersihkan, merepresentasikan, dan mengklasifikasikan teks tidak terstruktur sehingga pola opini dapat dianalisis secara sistematis [7].

Analisis opini pada dasarnya berupaya mengidentifikasi sikap atau evaluasi yang terkandung di dalam teks. Dalam penelitian ini, opini dibedakan menjadi tiga kelas, yaitu positif untuk komentar yang menunjukkan dukungan atau penilaian baik, negatif untuk kritik atau penolakan, dan netral untuk komentar informatif atau pertanyaan yang tidak memperlihatkan

kecenderungan sikap yang jelas. Skema tiga kelas dipilih agar variasi ekspresi masyarakat pada komentar YouTube tidak dipaksa hanya ke dua polaritas.

Untuk data teks yang bersifat sekuensial, Long Short-Term Memory (LSTM) relevan karena dirancang untuk mempertahankan informasi penting dalam urutan dan mengurangi masalah vanishing gradient pada Recurrent Neural Network konvensional [8]. Penggunaan Bidirectional LSTM memperluas kemampuan tersebut dengan mempelajari konteks dari dua arah sehingga hubungan kata sebelum dan sesudah suatu token dapat dipertimbangkan secara bersamaan. Pendekatan deep learning juga memungkinkan representasi fitur dipelajari langsung dari data, berbeda dari metode berbasis fitur manual yang sangat bergantung pada rekayasa fitur [9], [10].

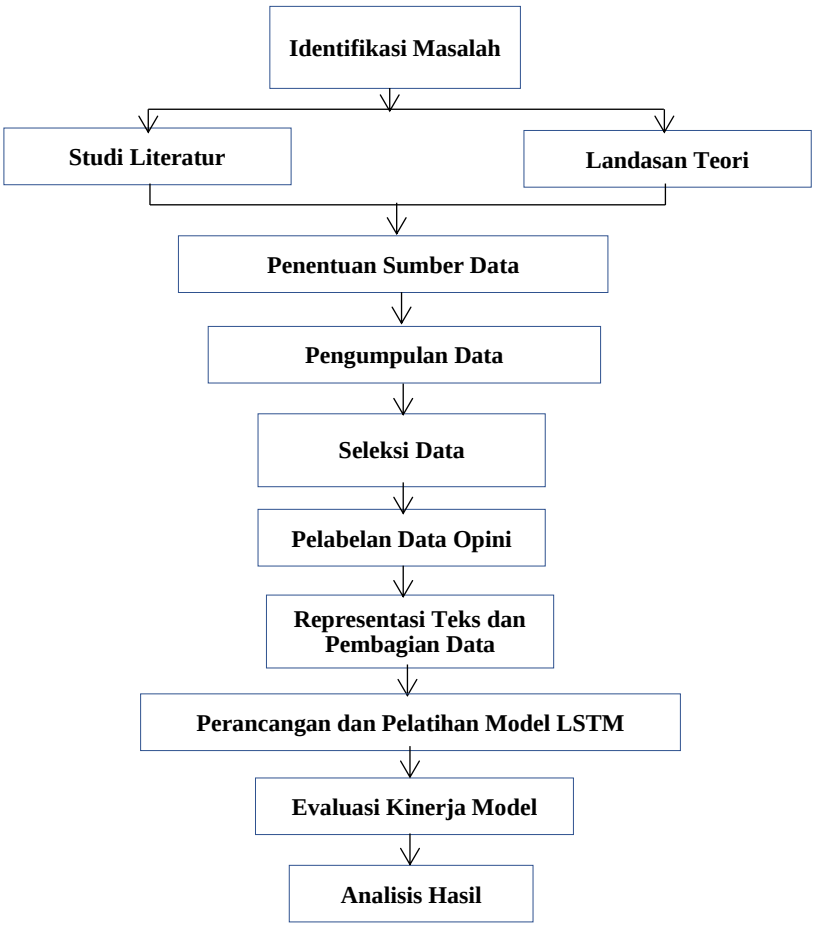
Dalam ruang lingkup literatur yang digunakan pada penelitian ini, pemanfaatan komentar YouTube untuk mengklasifikasikan opini masyarakat mengenai pengelolaan hutan di Sulawesi Tenggara masih belum banyak dibahas secara spesifik [11]. Kontribusi penelitian ini terletak pada pembangunan alur kerja mulai dari pengambilan komentar publik, preprocessing, pelabelan tiga kelas, pemodelan BiLSTM, hingga evaluasi kinerja per kelas pada kondisi distribusi data yang tidak seimbang. Pendekatan tersebut tidak hanya menilai accuracy, tetapi juga precision, recall, F1-score, confusion matrix, serta perbedaan antara macro dan weighted average agar performa model dapat ditafsirkan secara lebih proporsional.

Penelitian ini bertujuan membangun dan mengevaluasi model BiLSTM untuk mengklasifikasikan opini masyarakat terhadap pengelolaan hutan di Provinsi Sulawesi Tenggara berdasarkan komentar YouTube. Hasil klasifikasi selanjutnya digunakan untuk menggambarkan kecenderungan kelas opini pada data uji dan mengidentifikasi keterbatasan model, khususnya pengaruh dominasi kelas netral terhadap kemampuan mengenali komentar positif dan negatif.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Penelitian disusun sebagai proses klasifikasi teks terawasi yang mengintegrasikan pengumpulan data, penyiapan dataset, pemodelan, dan evaluasi. Tahapan penelitian dirancang agar data mentah dari komentar YouTube dapat ditransformasikan menjadi representasi numerik yang sesuai untuk BiLSTM. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian

B. Sumber dan Pengumpulan Data

Data penelitian berupa komentar teks pada video YouTube publik yang relevan dengan isu pengelolaan hutan di Provinsi Sulawesi Tenggara. Pengambilan data dilakukan menggunakan Python pada Google Colab dengan YouTube Data API v3. Pencarian sumber video menggunakan 18 kata kunci yang mencakup antara lain pengelolaan hutan Sulawesi Tenggara, illegal logging Sultra, pembalakan liar Sultra, perambahan hutan Sultra, konservasi hutan Sultra, reboisasi Sultra, KPH Sultra,

deforestasi, dan kerusakan hutan. Dataset awal berjumlah 1.875 komentar yang berasal dari 40 video publik pada 30 kanal, dengan rentang waktu komentar 8 Juli 2019 sampai 5 Mei 2026.

Setiap rekaman menyimpan informasi sumber dan isi komentar yang meliputi URL video, nama kanal, judul video, waktu publikasi komentar, teks komentar asli, serta label opini. Konten dipilih apabila memiliki keterkaitan dengan isu kehutanan di Sulawesi Tenggara dan dapat diakses secara publik. Komentar yang tidak relevan, kosong, spam, promosi, duplikat, atau terlalu pendek tanpa informasi yang bermakna dikeluarkan dari dataset sebelum pemodelan.

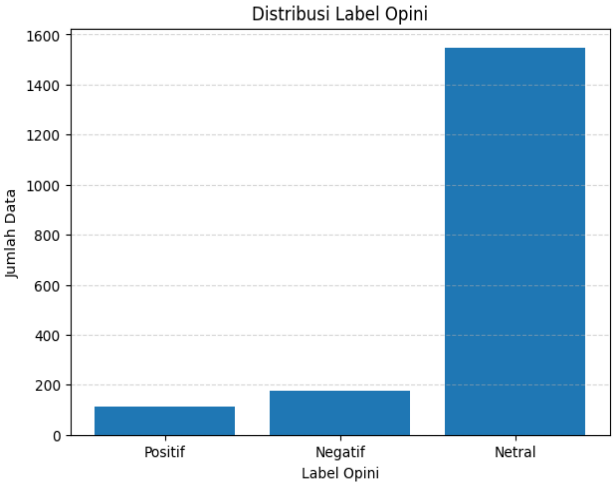
C. Pelabelan dan Preprocessing Teks

Komentar dikategorikan menjadi positif, negatif, dan netral menggunakan pedoman pelabelan yang membedakan dukungan, kritik, dan pernyataan informatif. Implementasi pada dataset menggunakan pelabelan awal berbasis aturan kata kunci. Positif merepresentasikan dukungan terhadap upaya seperti konservasi, rehabilitasi, penertiban pelanggaran, atau penguatan pengawasan; negatif mencakup kritik terhadap kerusakan hutan, pembalakan liar, pembiaran, konflik lahan, atau lemahnya pengawasan; sedangkan netral mencakup pertanyaan, informasi, atau pernyataan tanpa evaluasi eksplisit. Karena pelabelan awal berbasis aturan masih dapat terpengaruh bahasa informal dan konteks, validasi manual oleh lebih dari satu anotator diposisikan sebagai kebutuhan pengembangan lanjutan.

Preprocessing mencakup case folding, penghapusan URL, mention dan hashtag, angka, tanda baca serta simbol, normalisasi kata tidak baku, stopword removal, dan stemming menggunakan Sastrawi. Proses ini menghasilkan kolom teks bersih (text_clean). Sebanyak 37 komentar menjadi kosong atau tidak lagi memiliki informasi yang layak setelah pembersihan, sehingga dataset akhir berjumlah 1.838 komentar.

Tabel 1. Distribusi label setelah preprocessing

No	Label Opini	Jumlah Data	Persentase
1	Positif	114	6,20%
2	Negatif	177	9,63%
3	Netral	1.547	84,17%
Total		1.838	100,00%



Gambar 2. Distribusi kelas opini pada dataset akhir

Distribusi pada Tabel 1 memperlihatkan ketidakseimbangan yang kuat karena kelas netral mencakup 84,17% data. Kondisi ini menjadi pertimbangan penting pada tahap pembagian data, pelatihan, dan interpretasi metrik evaluasi.

D. Pembagian Data dan Representasi Teks

Dataset dibagi secara stratifikasi menjadi 1.286 data latih (sekitar 70%), 184 data validasi (sekitar 10%), dan 368 data uji (20%). Stratifikasi digunakan untuk mempertahankan proporsi kelas pada setiap kelompok. Data latih terdiri atas 80 positif, 124 negatif, dan 1.082 netral; data validasi terdiri atas 11 positif, 18 negatif, dan 155 netral; sedangkan data uji terdiri atas 23 positif, 35 negatif, dan 310 netral.

Teks bersih ditokenisasi menggunakan batas kosakata 10.000 kata. Setiap komentar kemudian diseragamkan menjadi maksimum 100 token melalui padding dan truncation. Urutan token dipetakan ke embedding 128 dimensi yang dipelajari selama pelatihan. Representasi ini memungkinkan model memproses urutan kata sebagai vektor numerik dengan panjang masukan yang seragam.

E. Arsitektur dan Pelatihan BiLSTM

Model menggunakan arsitektur Bidirectional LSTM dengan lapisan embedding sebagai masukan. Setelah embedding, SpatialDropout1D 0,3 diterapkan untuk regularisasi. Lapisan BiLSTM terdiri atas 128 unit dengan dropout 0,3 dan recurrent dropout 0,2. Keluaran BiLSTM diteruskan ke Dense 128 beraktivasi ReLU dan Dropout 0,4, kemudian Dense 64 beraktivasi ReLU dan Dropout 0,3. Lapisan akhir berupa tiga neuron softmax yang menghasilkan probabilitas kelas positif, negatif, dan netral.

Model dikompilasi menggunakan categorical cross-entropy dan optimizer Adam dengan learning rate 0,001. Batch size ditetapkan 32 dan jumlah epoch maksimum 30. Untuk mengurangi pengaruh ketidakseimbangan kelas, digunakan class weight sebesar 5,3583 untuk positif, 3,4570 untuk negatif, dan 0,3962 untuk netral. Pelatihan juga menggunakan EarlyStopping, ModelCheckpoint, dan ReduceLROnPlateau untuk mengendalikan overfitting dan mempertahankan model dengan performa validasi terbaik.

Tabel 2. Konfigurasi utama model LSTM

No	Komponen	Nilai/Keterangan
1	Model	Bidirectional LSTM
2	Input	Teks hasil preprocessing (text_clean)
3	Jumlah kelas	3 kelas: positif, negatif, netral
4	Max words	10.000
5	Max sequence length	100
6	Embedding dimension	128
7	Batch size	32
8	Epoch maksimum	30
9	Test size	20% (368 data uji)
10	Optimizer	Adam (learning rate 0,001)

No	Komponen	Nilai/Keterangan
11	Loss function	Categorical cross-entropy
12	Callback	EarlyStopping, ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau
13	Penanganan imbalance	Class weight

F. Evaluasi Model

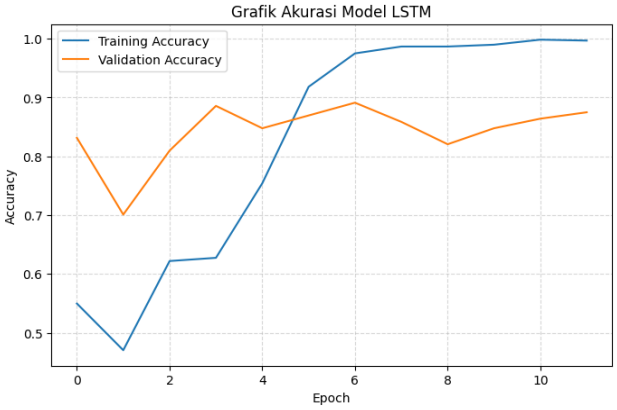
Kinerja model dievaluasi pada data uji yang tidak digunakan selama pelatihan. Metrik yang digunakan meliputi accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.

Karena distribusi kelas tidak seimbang, pelaporan tidak hanya menggunakan weighted average, tetapi juga macro average dan metrik per kelas. Perbedaan antara macro dan weighted average digunakan untuk menilai apakah performa yang tinggi secara keseluruhan juga konsisten pada kelas minoritas [12].

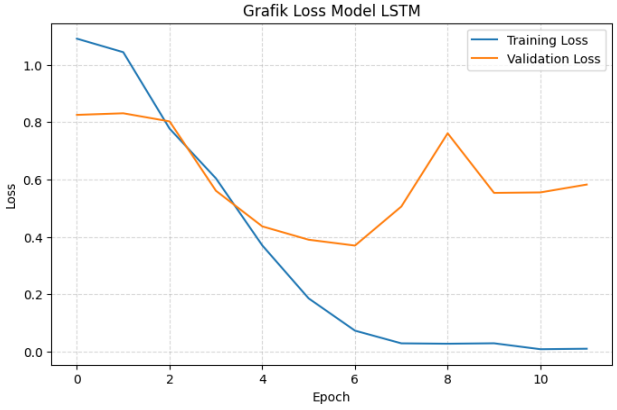
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelatihan Model

Pelatihan menggunakan 1.286 komentar dan pemantauan validasi menggunakan 184 komentar. Walaupun epoch maksimum ditetapkan 30, proses berhenti pada epoch ke-12 melalui mekanisme early stopping. Model terbaik diperoleh pada epoch ke-7 dengan validation accuracy 0,8913 dan validation loss 0,3693. Pada epoch yang sama, training accuracy mencapai 0,9751 dan training loss 0,0727.



Gambar 3. Grafik Akurasi Model LSTM



Gambar 4. Grafik Loss Model LSTM

Kurva pelatihan menunjukkan bahwa accuracy data latih terus meningkat, sedangkan performa validasi tidak meningkat secara konsisten setelah epoch ke-7. Validation loss juga kembali naik setelah mencapai nilai terbaik.

Pola tersebut mengindikasikan gejala overfitting, sehingga penggunaan early stopping dan model checkpoint penting untuk mencegah pemilihan bobot dari epoch yang terlalu menyesuaikan diri terhadap data latih.

B. Kinerja Model pada Data Uji

Evaluasi pada 368 komentar menghasilkan test accuracy 0,8940 dan test loss 0,4476. Weighted precision sebesar 0,8949, weighted recall 0,8940, dan weighted F1-score 0,8883 menunjukkan bahwa model memiliki performa keseluruhan yang baik ketika kontribusi setiap kelas dibobot berdasarkan jumlah datanya.

Namun, macro recall hanya 0,6703 dan macro F1-score 0,7251. Selisih antara nilai macro dan weighted menunjukkan bahwa performa yang tinggi secara agregat belum menggambarkan kemampuan yang seimbang pada setiap kelas.

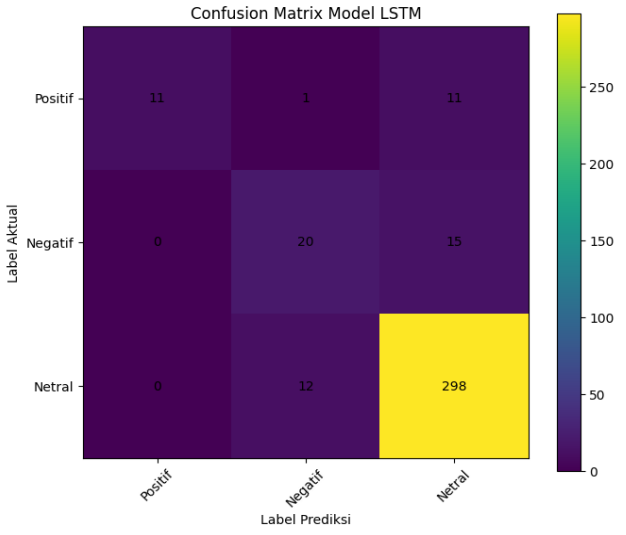
Tabel 3.Classification Report Model LSTM

Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positif	1,0000	0,4783	0,6471	23
Negatif	0,6061	0,5714	0,5882	35
Netral	0,9198	0,9613	0,9401	310
Accuracy			0,8940	368
Macro Avg	0,8419	0,6703	0,7251	368
Weighted Avg	0,8949	0,8940	0,8883	368

Kelas netral memberikan hasil terbaik dengan precision 0,9198, recall 0,9613, dan F1-score 0,9401. Kelas positif memiliki precision 1,0000, tetapi recall hanya 0,4783. Artinya, ketika model memberikan label positif, prediksinya sangat tepat pada data uji, tetapi lebih dari separuh komentar positif aktual belum berhasil ditemukan sebagai positif.

Kelas negatif memperoleh precision 0,6061, recall 0,5714, dan F1-score 0,5882, sehingga menjadi kelas dengan F1-score terendah.

C. Analisis Confusion Matrix

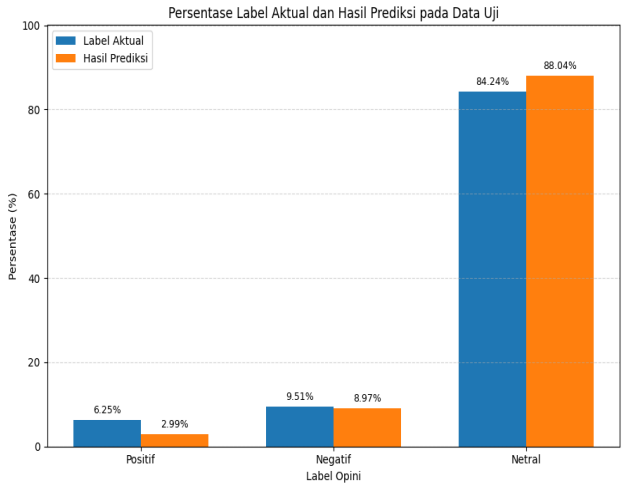


Gambar 5. Confusion Matrix Model LSTM

Confusion matrix memperlihatkan bahwa 11 dari 23 komentar positif diprediksi benar, sedangkan 11 komentar positif dialihkan ke netral dan satu komentar menjadi negatif. Dari 35 komentar negatif, 20 diprediksi benar dan 15 menjadi netral. Sementara itu, 298 dari 310 komentar netral diprediksi benar dan 12 komentar netral menjadi negatif. Pola kesalahan terbesar terjadi pada pergeseran komentar positif dan negatif ke kelas netral.

Kecenderungan tersebut konsisten dengan distribusi dataset yang sangat didominasi kelas netral. Class weight telah digunakan untuk mengurangi bias selama pelatihan, tetapi ketimpangan jumlah contoh tetap memengaruhi representasi pola bahasa yang dipelajari. Selain faktor distribusi, komentar positif dan negatif yang tidak menggunakan ekspresi evaluatif secara eksplisit dapat memiliki pola kata yang menyerupai pernyataan informatif sehingga lebih mudah diklasifikasikan sebagai netral.

D. Distribusi Opini Aktual dan Prediksi



Gambar 6. Persentase Label Aktual dan Hasil Prediksi pada Data Uji

Pada data uji, label aktual terdiri atas 23 komentar positif (6,25%), 35 negatif (9,51%), dan 310 netral (84,24%). Model memprediksi 11 positif (2,99%), 33 negatif (8,97%), dan 324 netral (88,04%). Proporsi netral meningkat 3,80 poin persentase, sedangkan positif turun 3,26 poin persentase. Perubahan tersebut memperkuat temuan bahwa sebagian opini polar masih diserap ke kelas netral.

Dominasi komentar netral tidak dapat langsung ditafsirkan sebagai tingkat dukungan atau penolakan masyarakat terhadap kebijakan kehutanan. Dalam skema pelabelan penelitian, netral juga mencakup pertanyaan, informasi, dan tanggapan yang tidak menunjukkan arah sikap secara eksplisit. Oleh karena itu, distribusi kelas lebih tepat dibaca sebagai karakter ekspresi pada komentar yang dianalisis, bukan sebagai ukuran representatif seluruh penduduk Sulawesi Tenggara.

E. Pengujian Komentar Baru dan Implikasi

Fungsi prediksi juga diuji pada tiga komentar baru dengan menerapkan preprocessing, tokenisasi, dan padding yang sama dengan data pelatihan. Komentar yang mendukung penertiban pembalakan liar diprediksi positif dengan probabilitas 0,9537; komentar yang mengkritik lemahnya pengelolaan hutan diprediksi negatif dengan probabilitas 0,9970; sedangkan komentar yang menanyakan lokasi hutan diprediksi netral dengan probabilitas 0,9918. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu memberikan label dan probabilitas yang konsisten pada contoh dengan ekspresi kelas yang relatif eksplisit.

Secara substantif, model dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu untuk menyaring dan merangkum sejumlah besar komentar publik sebelum dilakukan kajian lebih mendalam oleh peneliti atau pemangku kepentingan. Meskipun demikian, hasil klasifikasi tidak seharusnya menjadi satu-satunya dasar pengambilan keputusan karena sampel berasal dari pengguna YouTube yang berinteraksi pada video tertentu dan distribusi kelas tidak seimbang. Selain itu, kualitas pelabelan awal berbasis aturan masih perlu diperkuat melalui validasi manual atau anotasi multipenilai.

Penelitian ini belum menghasilkan pengukuran kuantitatif mengenai tema atau topik dominan pada setiap kelas. Isu seperti pengawasan kawasan, pembalakan liar, perambahan, konflik lahan, rehabilitasi, dan konservasi digunakan sebagai konteks pemilihan data serta pedoman interpretasi, tetapi analisis topik khusus belum dilaksanakan sebagai hasil tersendiri. Karena itu, pengembangan berikutnya perlu menambahkan topic modeling atau analisis kata dominan agar klasifikasi polaritas dapat dilengkapi dengan penjelasan mengenai isu yang paling banyak dibicarakan.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi opini tiga kelas berbasis Bidirectional LSTM untuk komentar YouTube yang berkaitan dengan pengelolaan hutan di Provinsi Sulawesi Tenggara. Dari 1.875 komentar awal, sebanyak 1.838 komentar digunakan setelah preprocessing dan dibagi menjadi data latih, validasi, serta uji. Model terbaik diperoleh pada epoch ke-7 dengan validation accuracy 89,13%. Pada 368 data uji, model mencapai accuracy 89,40%, weighted precision 89,49%, weighted recall 89,40%, dan weighted F1-score 88,83%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa BiLSTM mampu mengklasifikasikan sebagian besar komentar secara benar dan memberikan performa keseluruhan yang baik.

Kinerja per kelas belum seimbang karena kelas netral mendominasi 84,17% dataset. F1-score netral mencapai 94,01%, sedangkan positif 64,71% dan negatif 58,82%. Confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian komentar positif dan negatif cenderung dialihkan ke netral. Dengan demikian, kontribusi utama model adalah sebagai alat bantu klasifikasi awal dan pemetaan kecenderungan ekspresi opini, bukan sebagai pengganti analisis kebijakan atau representasi langsung seluruh masyarakat. Peningkatan berikutnya perlu diarahkan pada validasi label oleh lebih dari satu anotator, penambahan data kelas positif dan negatif, strategi penyeimbangan data yang lebih kuat, perbandingan dengan metode lain termasuk

model berbasis Transformer, serta penambahan analisis topik untuk menjelaskan isu dominan di balik setiap kelas opini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] H. El-Lakany, "Sustainable Forest Management (Sfm) From An International Perspective," In *Sustainable Forest Management*, Routledge, 2016, Pp. 292–310.

[2] F. E. Putz And I. D. Thompson, "Defining Sustainable Forest Management (Sfm) In The Tropics," *Achiev. Sustain. Manag. Trop.*, Vol. 10, P. 25, 2020.

[3] Republik Indonesia, "Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 41 Tahun 1999 tentang Kehutanan," Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 1999 Nomor 167, Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Nomor 3888, 1999.

[4] D. Yulianti, "Kebijakan Hutan Kemasyarakatan," *Anugrah Utama Raharja (Aura)*.

[5] E. Syahadat And E. Y. Suryandari, "Pola Tata Hubungan Kerja Dalam Pembangunan Hutan Kemasyarakatan (Pattern Of Working Mechanism Arrangement On Community Forest Development)," *J. Anal. Kebijak.*, Vol. 13, No. 2, P. 128, 2016.

[6] A. Apriansyah, "Implementasi Kebijakan Peraturan Pemerintah No 23 Tahun 2021 Tentang Penyelenggaraan Kehutanan Di Balai Kesatuan Pengelolaan Hutan (Kph) Batulante Kabupaten Sumbawa," *Nusant. Hasana J.*, Vol. 5, No. 6, Pp. 1–7, 2025.

[7] B. Liu, *Sentiment Analysis And Opinion Mining*. Springer Nature, 2022.

[8] B. Pang And L. Lee, "Opinion Mining And Sentiment Analysis," *Found. Trends® Inf. Retr.*, Vol. 2, No. 1–2, Pp. 1–135, 2008.

[9] S. Hochreiter And J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Comput.*, Vol. 9, No. 8, Pp. 1735–1780, 1997.

[10] I. Goodfellow, *Deep Learning*, Vol. 196. Mit Press, 2016.

[11] K. Hendrata, "Aplikasi Kamus Bahasa Isyarat Indonesia Menggunakan Youtube Data Api V3 Berbasis Android," 2022, *Universitas Mercu Buana Jakarta*.

[12] E. M. Herdiani, A. Fauzi, And B. Wijonarko, "Perbandingan Kinerja Cnn Dan Lstm Untuk Klasifikasi Penyakit Paru Berdasarkan Suara Pernapasan," *Komputika J. Sist. Komput.*, Vol. 14, No. 2, Pp. 233–239, 2025.