



## Implementasi *Convolutional Neural Network* untuk Klasifikasi Opini Publik Pada Media Sosial *Twitter/X* Tentang Bunga *Bougainvillea*

Nabila Utami<sup>1</sup>, Erni Rouza<sup>2</sup>, Rendi Eka Kurnia<sup>3</sup>, Nur Halimah<sup>4</sup>, Denni Pradana<sup>5</sup>, Rizky Ramadhani<sup>6</sup>, Eddy Nur Prasetyo<sup>7</sup>, Satria Riki Mustafa<sup>8</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pasir Pengaraian

[Inabillautamiy.com](mailto:Inabillautamiy.com), [2ernirouzait@gmail.com](mailto:2ernirouzait@gmail.com), [3rendieka850@gmail.com](mailto:3rendieka850@gmail.com), [4nurhaliiimaahh@gmail.com](mailto:4nurhaliiimaahh@gmail.com),  
[5spradanadeni69@gmail.com](mailto:5spradanadeni69@gmail.com), [6rizkyalatas456@gmail.com](mailto:6rizkyalatas456@gmail.com), [7eddyprasetyo06@gmail.com](mailto:7eddyprasetyo06@gmail.com), [8satriarikimustafa@gmail.com](mailto:8satriarikimustafa@gmail.com)

### Abstract

*Social media has become the primary means for people to share information and opinions without age restrictions. One of the platforms actively used in Indonesia is Twitter (now known as X). The phenomenon of increasing public interest in ornamental plants, especially Bougainvillea, has attracted researchers to analyze public opinion formed on this platform. This study aims to classify public sentiment towards Bougainvillea using the Convolutional Neural Network (CNN) method. Data were collected through web scraping techniques based on keywords related to Bougainvillea, followed by text preprocessing, sentiment labeling using the IndoBERT model, and CNN model training with FastText embedding. The results showed that public opinion towards Bougainvillea on Twitter/X is generally positive, with model accuracy reaching 86% on test data and 88% on validation. However, the unbalanced data distribution, where the neutral class dominates up to 79% of the dataset, affects the model's ability to recognize positive opinions optimally. This research is expected to be a reference in developing social media-based public opinion analysis with a deep learning approach.*

Keywords: *Public Opinion, Twitter/X, Bougainvillea, Sentiment Classification, Convolutional Neural Network (CNN)*

### Abstrak

Media sosial kini telah menjadi sarana utama bagi masyarakat untuk berbagi informasi dan pendapat tanpa batasan usia. Salah satu platform yang aktif digunakan di Indonesia adalah Twitter (kini dikenal sebagai X). Fenomena meningkatnya ketertarikan masyarakat terhadap tanaman hias, khususnya bunga bugenvil (*Bougainvillea*), menarik perhatian peneliti untuk menganalisis opini publik yang terbentuk di platform tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen publik terhadap bunga bugenvil dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Data dikumpulkan melalui teknik *web scraping* berdasarkan kata kunci terkait bunga bugenvil, kemudian dilakukan tahap *preprocessing* teks, pelabelan sentimen menggunakan model IndoBERT, serta pelatihan model CNN dengan embedding FastText. Hasil penelitian menunjukkan bahwa opini publik terhadap bunga bugenvil di Twitter/X secara umum bersifat positif, dengan akurasi model mencapai 86% pada data uji dan 88% pada validasi. Namun, distribusi data yang tidak seimbang, di mana kelas netral mendominasi hingga 79% dari dataset, memengaruhi kemampuan model dalam mengenali opini positif secara optimal. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan analisis opini publik berbasis media sosial dengan pendekatan pembelajaran mendalam (*deep learning*).

Kata kunci: *Opini Publik, Twitter/X, Bunga Bugenvil, Klasifikasi Sentimen, Convolutional Neural Network (CNN)*

### 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi membawa perubahan besar dalam cara masyarakat berinteraksi dan bertukar informasi. Salah satu hasil dari perkembangan tersebut adalah munculnya media sosial yang memungkinkan pengguna untuk mengekspresikan pendapat, berbagi pengalaman, dan membentuk opini publik secara luas. Dengan munculnya berbagai media

sosial, semakin memudahkan manusia untuk berpartisipasi berbagai informasi, dan bahkan membuat konten [1]. Di antara berbagai platform yang ada, Twitter atau yang kini dikenal dengan nama X, merupakan salah satu media sosial yang paling populer di Indonesia karena kemampuannya menyajikan informasi secara cepat dan interaktif.



Dalam beberapa tahun terakhir, terdapat peningkatan minat masyarakat terhadap tanaman hias, termasuk bunga bugenvil (*Bougainvillea*), yang banyak dibicarakan di berbagai platform media sosial. Bunga bugenvil dikenal karena keindahan warnanya, ketahanannya terhadap cuaca panas, serta kemampuannya mempercantik lingkungan. Namun, seiring dengan meningkatnya perhatian terhadap tanaman hias, muncul pula berbagai opini publik di media sosial—baik yang bersifat positif, negatif, maupun netral [2]. Opini-opini tersebut dapat mencerminkan persepsi masyarakat terhadap nilai estetika, manfaat ekologis, maupun aspek perawatan dari bunga bugenvil. Bunga bugenvil termasuk bunga majemuk dengan 3-15 bunga dalam satu ibu tangkai. Kelopak bunga berbentuk tabung berukuran 2-4 mm, tajuk/mahkota bunga berukuran 5-8 mm berbentuk paku dan berambut halus. Bunga bugenvil termasuk tumbuhan dikotil dan hermaphroditus karena memiliki kelamin dua yaitu benang sari dan putik bisa disebut juga sebagai bunga sempurna atau bunga lengkap [3].

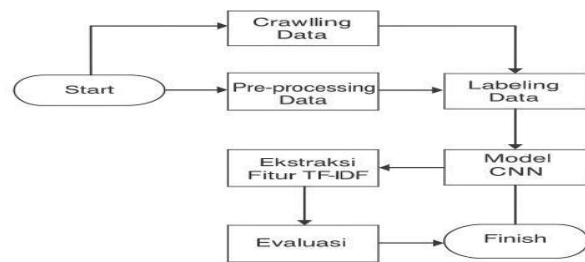
Untuk memahami bagaimana opini publik terbentuk di media sosial, diperlukan pendekatan analisis yang mampu mengekstraksi makna dari teks dalam jumlah besar [4]. Salah satu metode yang efektif untuk menganalisis opini publik adalah analisis sentimen berbasis machine learning [5]. Di antara berbagai algoritma yang tersedia, Convolutional Neural Network (CNN) menjadi salah satu metode yang terbukti akurat dalam mengklasifikasikan teks, karena mampu mengenali pola linguistik dan hubungan semantik antar kata dalam konteks kalimat [6]. Untuk memahami bagaimana opini publik terbentuk di media sosial, diperlukan pendekatan analisis yang mampu mengekstraksi makna dari teks dalam jumlah besar. Salah satu metode yang efektif untuk menganalisis opini publik adalah analisis sentimen berbasis *machine learning*. Di antara berbagai algoritma yang tersedia, Convolutional Neural Network (CNN) menjadi salah satu metode yang terbukti akurat dalam mengklasifikasikan teks, karena mampu mengenali pola linguistik dan hubungan semantik antar kata dalam konteks kalimat [7].

Studi-studi terdahulu menunjukkan bahwa model CNN dapat dikombinasikan dengan pendekatan lain seperti LSTM atau GRU untuk meningkatkan akurasi dalam mendeteksi polaritas sentimen pada teks media sosial [8]. Berdasarkan fenomena tersebut, penelitian ini berfokus pada klasifikasi opini publik terhadap bunga bugenvil di media sosial Twitter/X menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi kecenderungan opini publik—apakah positif, negatif, atau netral—serta memberikan gambaran umum mengenai persepsi masyarakat terhadap bunga bugenvil sebagai tanaman hias. Hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam

pengembangan model analisis sentimen berbasis *deep learning* serta memperkaya literatur mengenai pemanfaatan media sosial sebagai sumber data opini publik di bidang lingkungan dan estetika urban [9].

## 2. Metode Penelitian

Kerangka kerja ini merupakan langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penyelesaian masalah yang akan dibahas, adapun kerangka kerja penelitian ini dapat digambarkan seperti gambar 3.1 berikut:



Gambar 1 Alur Kerja Sistem Mengklasifikasi

Pipeline klasifikasi opini publik yang menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) digambarkan dalam alur kerja pada Gambar 1. Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi: *Crawling Data*, *Pre-processing Data*, *Pelabelan Data*, *Ekstraksi Fitur (TF-IDF)*, *Pemodelan CNN*, dan *Evaluasi Model* adalah beberapa langkah yang membentuk sistem.

### a. Crawling Data

Data penelitian dikumpulkan menggunakan teknik web crawling melalui Twitter API v2 dengan bantuan pustaka *Tweepy* pada bahasa pemrograman Python. Proses pengambilan data dilakukan dengan memasukkan beberapa kata kunci yang relevan, seperti “bunga bugenvil”, “*bougainvillea*”, “tanaman hias bugenvil”, dan “bunga kertas”. Proses crawling menghasilkan 740 tweet, dimana 713 di antaranya mengandung kata kunci yang relevan dengan topik penelitian. Setiap tweet yang diperoleh mencakup teks, waktu unggahan, jumlah retweet, dan jumlah suka. Data disimpan dalam format CSV untuk memudahkan proses pengolahan berikutnya [10]. Sebaran data hasil dari *crawling* dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Jumlah dataset berdasarkan kata kunci

| Category                  | Keyword       | Quantity |
|---------------------------|---------------|----------|
| Dataset                   | Bugenvil      | 6        |
| Dataset                   | Bougenville   | 53       |
| Dataset                   | Bougainvillea | 655      |
| Total                     |               | 713      |
| Mengandung Kata Kunci     |               | -        |
| Total Dataset Keseluruhan | Sariayu       | 740      |

b. *Pre-Processing Data*

Untuk meningkatkan kualitas data input dan kinerja klasifikasi, pre-processing sangat penting untuk analisis sentimen multimodal. Pre-processing data untuk ekstraksi TF IDF Pre-processing menggunakan melibatkan pustaka beberapa NLTK. Setelah tokenisasi, lemmatization, dan penghilangan stopword, data teks diubah menjadi vektor kata dan menjalani analisis CNN untuk mengekstrak fitur local Tahapan pra-pemrosesan dilakukan untuk memastikan data bersih, relevan, dan siap diolah menjadi vektor numerik melalui ekstraksi fitur.

*Pre-Processing* Teks menjamin data yang jelas dan konsisten.

1. *Cleaning* : Gunakan ekspresi reguler untuk menghilangkan referensi, tagar, URL, angka, dan symbol
2. *Case Folding*: Untuk memastikan konsistensi, ubah teks menjadi huruf kecil.
3. *Normalization* : Membakukan bahasa gaul dan menggunakan ejaan yang tepat.
4. *Stopword Removal* : Menghilangkan istilah umum seperti “dan” dan “yang.”
5. *Stemming* : Memecah kata menjadi bagian bagian yang paling dasar.
6. *Tokenization* : Gunakan NLTK untuk penyematan untuk membagi teks menjadi token [11].

c. *Labeling Data*

Proses *labeling data* merupakan tahap penting dalam analisis sentimen karena berfungsi untuk memberikan label kelas pada setiap data opini publik agar dapat digunakan dalam pelatihan model klasifikasi berbasis CNN. *labeling* dilakukan terhadap data komentar pengguna di platform X (Twitter) yang membahas bunga bugenvil. Setiap komentar atau cuitan diberi label sesuai dengan polaritas sentimennya, yaitu positif, negatif, atau netral, berdasarkan makna emosional dan konteks kalimat. Tahapan pelabelan dilakukan secara manual oleh tiga *annotator* independen untuk memastikan konsistensi dan keakuratan data. Setiap *annotator* membaca isi tweet, kemudian menilai opini berdasarkan konteks kata dan ekspresi yang digunakan. Penentuan hasil akhir dilakukan melalui sistem *majority voting* untuk menghindari subjektivitas [12].

Tabel 2 Distribusi sentimen hasil pelabelan

| Label   | Jumlah | Persentase |
|---------|--------|------------|
| Netral  | 585    | 79%        |
| Positif | 16     | 2%         |
| Negatif | 139    | 19%        |
| Total   | 740    | 100%       |

d. *Model Convolutional Neural Network*

Model *Convolutional Neural Network (CNN)* digunakan sebagai metode utama dalam klasifikasi opini publik terhadap bunga bugenvil di media sosial *Twitter/X*. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola linguistik dan semantik pada teks, yang menjadikannya efektif untuk tugas analisis sentimen berbasis data tidak terstruktur seperti cuitan pengguna.

Arsitektur *CNN* dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu *embedding layer*, *convolutional layer*, *pooling layer*, *fully connected layer*, dan *output layer*.

1. Lapisan *embedding* menggunakan *FastText* pre-trained bahasa Indonesia (cc.id.300.bin) untuk mengubah teks menjadi vektor numerik berdimensi tetap yang mampu menangkap makna kontekstual antar kata.
2. Selanjutnya, dua lapisan konvolusi dengan 128 dan 64 filter berukuran kernel 3×3 digunakan untuk mengekstraksi fitur linguistik, dengan aktivasi ReLU guna mempercepat konvergensi dan mengatasi *vanishing gradient*.
3. Lapisan *max-pooling* diterapkan untuk mereduksi dimensi fitur dan mencegah *overfitting*, sedangkan hasilnya kemudian dihubungkan ke *fully connected layer* berisi 128 neuron untuk menggabungkan fitur penting.
4. *output layer* menggunakan fungsi aktivasi *Softmax* untuk mengklasifikasikan opini ke dalam tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral.

e. *Ekstraksi Fitur TF-IDF*

Untuk Ekstraksi fitur dilakukan setelah tahap persiapan Pre processing data. Tahap pertama dari klasifikasi teks adalah ekstraksi fitur. Tujuannya adalah untuk mengubah teks menjadi representasi vektor di mana setiap kata diberi bobot [13]. Langkah awal dalam representasi X adalah pemodelan fitur N-gram, yang meliputi unigram, bigram, dan trigram. Ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian kali ini Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). metode TF-IDF banyak digunakan karena efisien, mudah diimplementasikan, dan menghasilkan performa yang stabil pada berbagai jenis dataset tak terstruktur [14]. TF-IDF merupakan kombinasi dari Term Frequency (TF), yang menghitung frekuensi term dalam sebuah dokumen, dan Inverse Document Frequency (IDF), yang membobotkan term dalam sebuah dokumen. Akibatnya, kata kata yang sering digunakan dalam berbagai dokumen akan memiliki nilai yang lebih rendah daripada kata-kata yang lebih jarang digunakan. Rumus TF-IDF diberikan oleh persamaan 1 dan 2.

$$W_{dt} = TF_{dt} \times IDF_{dt} \quad (1)$$

$$IDF_{dt} = (\log(\cdot)) \quad (2)$$

W adalah bobot kata d relatif terhadap kata t dalam Persamaan (1) dan (2), df adalah jumlah dokumen yang menyertakan kata yang terdeteksi, dan N adalah jumlah total dokumen dalam set data.

f. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja dan efektivitas algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan opini publik terhadap bunga bugenvil pada platform Twitter/X. Tujuan dari tahap ini adalah memastikan bahwa model tidak hanya mampu mempelajari pola data pelatihan, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data uji baru.

Proses evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji sebesar 20% dari total dataset, sedangkan sisanya digunakan sebagai data latih. Model CNN dijalankan selama 20 epoch dengan batch size 32, optimizer Adam, dan loss function categorical cross-entropy. Nilai learning rate diatur sebesar 0.001 untuk menjaga stabilitas pembelajaran.

Untuk Metode evaluasi yang digunakan meliputi perhitungan *accuraci*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* melalui pendekatan *confusion matrix* untuk menilai keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan hasil klasifikasi. pendekatan ini efektif dalam mengukur performa model CNN yang diterapkan pada data media sosial karena mampu menggambarkan proporsi klasifikasi benar dan salah secara detail [15].

1. Accuracy

Akurasi digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh data uji. Nilai akurasi dihitung menggunakan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{FP + FN + TP + FN} \quad (3)$$

di mana TP (*True Positive*) dan TN (*True Negative*) mewakili jumlah prediksi yang benar, sedangkan FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*) menunjukkan prediksi yang salah.

2. Precision, Recall, dan F1-Score

Di gunakan untuk menilai keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan hasil klasifikasi. *Precision* mengukur proporsi prediksi positif yang benar, *Recall* menilai kemampuan model mendeteksi semua data positif, sedangkan *F1-Score* merupakan rata-rata harmonis keduanya untuk .

3. Confusion Matrix

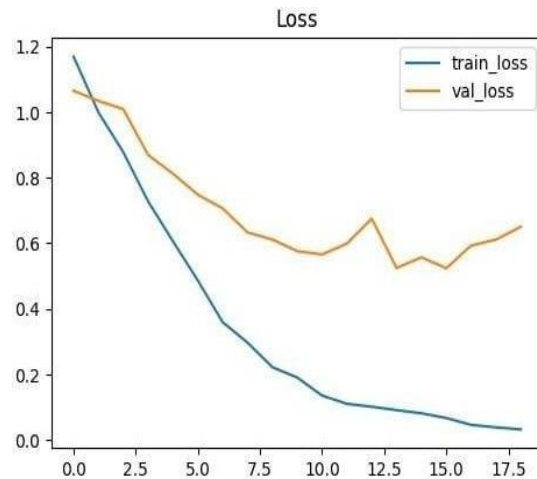
Di gunakan untuk menggambarkan distribusi hasil prediksi setiap kelas sentimen (positif, negatif, netral) dan mengidentifikasi kesalahan klasifikasi serta potensi bias model.

4. Loss Function

Fungsi *loss* digunakan untuk memantau tingkat kesalahan model selama proses pelatihan dan evaluasi. Berdasarkan hasil pelatihan, nilai *training loss* mengalami penurunan secara konsisten pada setiap

*epoch*, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik. Sementara itu, *validation loss* terlihat stabil pada *epoch* ke-16, mengindikasikan bahwa model telah mencapai titik konvergensi optimal tanpa mengalami *overfitting*.

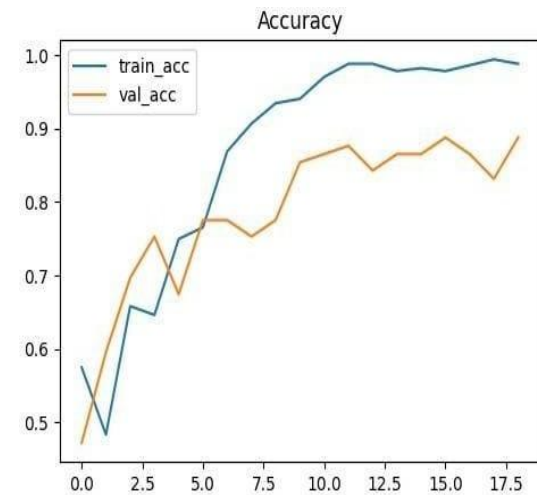
3. Hasil dan Pembahasan



Gambar 3. Grafik Loss

Model CNN dilatih menggunakan embedding FastText (cc.id.300.bin) dengan panjang sequence 100, filter convolutional layer 128–64, dan dense layer 128 neuron dengan aktivasi ReLU. Optimasi menggunakan Adam dan loss categorical crossentropy.

Berikut grafik Loss dan Akurasi selama proses training:

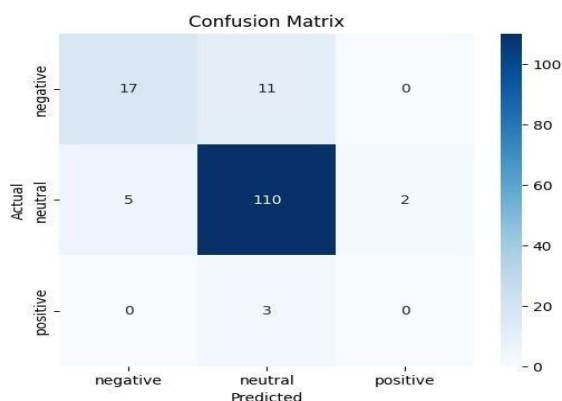


Gambar 4. Grafik Akurasi

Grafik menunjukkan bahwa nilai training loss terus menurun, sementara validation loss stabil pada epoch 16.

Akurasi validasi mencapai 88.76%, menunjukkan model telah belajar dengan baik walaupun data tidak seimbang.

*Confusion Matrix* ditampilkan pada gambar berikut:



Gambar 5. Confusion Matrix

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, dapat diketahui bahwa kelas *netral* mendominasi prediksi dengan tingkat ketepatan tinggi, yaitu 110 dari 117 data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali pola linguistik pada teks dengan nada netral secara konsisten.

#### 1. Interpretasi Hasil

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan opini publik mengenai bunga bugenvil di media sosial Twitter/X. Model yang dilatih menggunakan representasi *FastText embedding* (cc.id.300.bin) dengan panjang *sequence* 100 dan arsitektur dua lapisan konvolusi menghasilkan akurasi data uji sebesar 86%, serta akurasi validasi maksimum mencapai 88%. Nilai ini tergolong tinggi mengingat karakteristik data media sosial yang bersifat *noisy*, tidak terstruktur, dan sering mengandung variasi bahasa informal.

Namun, hasil evaluasi juga mengindikasikan adanya ketidakseimbangan distribusi data. Sebagian besar cuitan dikategorikan sebagai opini netral dengan proporsi sekitar 79%, sedangkan kelas *negatif* berjumlah 139 data dan kelas *positif* hanya 16 data. Kondisi ini menyebabkan model cenderung melakukan prediksi ke arah label *netral* karena dominasi kelas tersebut selama proses pelatihan. Dampaknya terlihat pada hasil *confusion matrix*, di mana sebagian besar data *positif* salah terklasifikasi sebagai *netral*.

Sebagai tindak lanjut, penelitian ini merekomendasikan penerapan teknik penyeimbangan data seperti *oversampling* atau *SMOTE* pada kelas minoritas untuk meningkatkan representasi kelas dalam pelatihan. Alternatif lain adalah memperluas jumlah data latih melalui *data augmentation* berbasis teks atau memperkaya sumber data dari platform media sosial lain. Dengan langkah tersebut, model diharapkan dapat mengidentifikasi opini publik secara lebih proporsional dan meningkatkan akurasi klasifikasi pada semua kelas sentimen.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan opini publik di media sosial Twitter/X mengenai bunga bugenvil dengan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, model CNN menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali pola linguistik dari opini pengguna dengan tingkat akurasi uji sebesar 86% dan akurasi validasi maksimum mencapai 88%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa CNN cukup efektif dalam menganalisis sentimen teks dari data media sosial yang bersifat tidak terstruktur dan bervariasi secara linguistik. akurasi validasi maksimum sebesar 88%. Nilai ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam menganalisis sentimen teks dari data media sosial yang bersifat tidak terstruktur.

Opini publik terhadap bunga bugenvil secara umum cenderung positif, dengan banyak pengguna yang mengapresiasi keindahan, warna, dan fungsi ekologis tanaman tersebut sebagai elemen penghijauan lingkungan. Namun, ditemukan adanya ketidakseimbangan distribusi data, di mana kelas netral mendominasi hingga 79% dari dataset, sementara kelas positif hanya memiliki 16 data. Ketimpangan ini berdampak pada kecenderungan model dalam memberikan prediksi netral dan menurunkan kemampuan dalam mengenali opini positif secara optimal.

## Daftar Rujukan

- [1] M. W. Ningrum and E. Hartanto, "OPINI PUBLIK PADA AKTIVISME TANDA PAGAR '#' DI MEDIA SOSIAL TWITTER ( SOCIAL NETWORK ANALYSIS DAN SENTIMENT ANALYSIS PENGGUNA TWITTER TERHADAP," pp. 1–13, 2022.
- [2] A. S. Negara, U. Sains, and T. Indonesia, "Sentiment Analysis of Sirekap Tweets Using CNN Algorithm," vol. 8, no. 2, pp. 312–329, 2024.
- [3] A. Noerhalim and E. E. Nurlaelih, "Pengaruh Aplikasi Etephon Terhadap Tiga Varietas Bugenvil ( Bougainvillea Spp .) Response of Etephon Concentration to Three Bougainvillea ( Bougainvillea spp .) varieties," vol. 10, no. 11, pp. 625–631, 2022.
- [4] "Sentiment Analysis towards Jokowi Post-Presidential Term Using CNN-BiLSTM with Multi-head Attention on Platform X," vol. 17, no. 2, pp. 150–161, 2025.
- [5] P. Ayuningtyas, K. D. Tania, and W. K. Sari, "Sentiment-Based Knowledge Discovery pada Aplikasi iPusnas Menggunakan Metode Machine Learning dan Deep Learning," vol. 9, no. 5, pp. 2486–2497, 2025.
- [6] H. Jayadianti, W. Kaswidjanti, A. Tri, and S. Saifullah, "Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN," vol. 14, no. 3, pp. 348–354, 2022.
- [7] A. Zahri, R. Adam, and E. B. Setiawan, "Social Media Sentiment Analysis using Convolutional Neural Network ( CNN ) dan Gated Recurrent Unit ( GRU )," vol. 9, no. 1, pp. 119–131, 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i1.25813.
- [8] N. Parveen, P. Chakrabarti, B. T. Hung, and A. Shaik, "Twitter sentiment analysis using hybrid gated attention recurrent network," *J. Big Data*, 2023, doi: 10.1186/s40537- 023-00726-3.
- [9] S. K. Datta, "Literature survey and futuristic research approach on floriculture .," *Discov. Plants*, 2024, doi: 10.1007/s44372-024-00026-x.

- [10] N. H. Di Cara, V. Maggio, O. S. P. Davis, and M. A. Haworth, "Methodologies for Monitoring Mental Health on Twitter : Systematic Review Corresponding Author :," vol. 25, pp. 1–21, doi: 10.2196/42734.
- [11] N. R. Hamzah, "Analisis Sentimen Multimodal terhadap Opini Publik Mengenai Kesehatan Mental di Media Sosial X dengan Metode CNN BiLSTM dan Ekspansi fitur FastText".
- [12] D. H. Fudholi, "Mental health prediction model on social media data using CNN- BiLSTM," vol. 4, no. 1, 2024.
- [13] F. Anistya and E. B. Setiawan, "Hate Speech Detection on Twitter in Indonesia with Feature Expansion," no. March, 2022, doi: 10.29207/resti.v5i6.3521.
- [14] A. Zeyer, P. Doetsch, P. Voigtlaender, R. Schl, and H. Ney, "A COMPREHENSIVE STUDY OF DEEP BIDIRECTIONAL LSTM RNNs," pp. 3–7.