

# Improvisasi Klasifikasi Sentimen dengan *Hybrid Transformers-CNN* untuk Tweet pada Twitter

Abdi Negara Guci  
Departement of Mathematics,  
Faculty of Mathematics and Natural Science  
Brawijaya University  
Malang city, Indonesia  
[abdinegara783@gmail.com](mailto:abdinegara783@gmail.com)

Dian Alhusari  
Departement of Mathematics,  
Faculty of Mathematics and Natural Science  
Brawijaya University  
Malang city, Indonesia  
[alhusari2@gmail.com](mailto:alhusari2@gmail.com)

Safrizal Ardana Ardiyansa  
Departement of Mathematics,  
Faculty of Mathematics and Natural Science  
Brawijaya University  
Malang city, Indonesia  
[superfans575@gmail.com](mailto:superfans575@gmail.com)

Jemmy Febryan  
Departement of Mathematics,  
Faculty of Mathematics and Natural Science  
Brawijaya University  
Malang city, Indonesia  
[danieljemmyfebryan@gmail.com](mailto:danieljemmyfebryan@gmail.com)

**Abstract** - Twitter sering digunakan oleh pengguna untuk menyampaikan perasaan mereka tentang tren terbaru. Oleh karena itu, tweet menjadi sumber penting untuk penelitian analisis sentimen. Analisis sentimen sangat penting bagi perusahaan dan pemerintah untuk memahami pandangan dan perasaan masyarakat terhadap produk, layanan, atau kebijakan tertentu. Namun, melakukan analisis sentimen secara manual tidak efisien ketika berhadapan dengan ukuran data yang besar. Oleh karena itu, proses otomatisasi menjadi kunci, dan dalam penelitian ini, kami mengusulkan model *Hybrid Transformers-CNN*. Model ini berhasil mencapai akurasi tertinggi yaitu sebesar 99.90% pada data latih dan 85.71% pada data uji. Akurasi tersebut mengungguli arsitektur model lain seperti Transformer dengan akurasi sebesar 25.62%, LSTM sebesar 84.73%, CNN sebesar 82.27%, Fine-Tuned BERT sebesar 77.34%, Transformers-LSTM sebesar 84.73%, LSTM-CNN sebesar 84.24%, dan *Hybrid Transformers-LSTM-CNN* sebesar 30.54%. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Hybrid Transformers-CNN* menjadi pilihan yang lebih baik untuk analisis sentimen pada data Twitter.

**Keywords** - Twitter, sentimen, Transformers, LSTM, CNN

## I. PENDAHULUAN

Platform media sosial seperti *Twitter* menyediakan ruang bagi setiap pengguna untuk berbagi pemikiran dan pendapat mereka serta terhubung, berkomunikasi, dan berkontribusi pada topik tertentu menggunakan fitur *short* yang terdiri dari 140 karakter, yang dikenal sebagai *tweet* [1]. *Twitter* merupakan satu dari sekian media sosial yang sangat populer. Menurut [DataIndonesia.id](https://dataindonesia.id), jumlah pengguna *platform twitter* saat ini mencapai 373 juta pengguna yang tersebar di belahan dunia, sedangkan 14,8 juta diantaranya merupakan masyarakat Indonesia. Mengingat semakin banyaknya masyarakat yang berkontribusi di media sosial, maka pemaku kepentingan (*stakeholders*) dapat memanfaatkan informasi yang tersedia pada *Twitter* untuk merefleksikan perubahan psikologi, serta perilaku seseorang [2]. *Tweet* juga menjadi subjek dari banyak penelitian analisis sentimen, karena sering mengekspresikan pendapat pengguna mengenai suatu topik yang menarik. Selain itu, banyak juga organisasi, termasuk perusahaan dan pemerintah, tertarik untuk memahami opini dan perasaan publik tentang produk, layanan, atau kebijakan

tertentu [3]. *Tweet* juga telah memberikan wawasan yang berharga tentang isu-isu yang berkaitan dengan bisnis dan masyarakat [4][5][6], sehingga dapat membantu bisnis mereka dalam pengambilan keputusan strategis seperti perencanaan pemasaran, perubahan produk, atau peningkatan layanan pelanggan.

*Machine Learning* (ML) adalah salah satu teknik yang dapat melakukan pekerjaan secara otomatis dengan waktu yang lebih efisien [7]. *Machine Learning* memiliki beragam teknik untuk memecahkan suatu permasalahan. *Natural Language Processing* (NLP) merupakan salah satu cabang *machine learning* yang berfokus dalam memecahkan persoalan *Text Analytics* [8]. NLP telah berhasil dalam memecahkan berbagai permasalahan seperti *Sentiment Analysis* [9][10][11] dan *Text Classification* [12][13], bahkan baru-baru ini NLP telah digunakan dalam membuat model *Generated Text* atau *Chatbot*.

Pemeriksaan *tweet* yang dilakukan secara manual memerlukan waktu yang lama dan tidak efisien, selain itu, juga membutuhkan sumber daya manusia yang besar. Untuk mengatasi kendala tersebut, perlu adanya pendekatan otomatis menggunakan teknik dalam NLP. Dengan memanfaatkan NLP, proses analisis sentimen pada *tweet* dapat dilakukan secara cepat dan efisien, memungkinkan organisasi untuk merespons dengan lebih cepat terhadap tren dan perasaan yang berkembang di platform media sosial. Hal ini tidak hanya menghemat waktu dan sumber daya, tetapi juga meningkatkan kemampuan dalam memahami pandangan dan opini publik dengan lebih mendalam.

Metode analisis sentimen berbahasa Indonesia sudah banyak dilakukan menggunakan metode *machine learning* klasik seperti *Naïve Bayes*, *Maximum Entropy (ME)*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Decision Tree* [14][15][16][17]. Sedangkan untuk penelitian analisis sentimen berbahasa Inggris sudah menerapkan metode *deep learning* yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)* yang mendapatkan hasil jauh lebih baik, dibandingkan metode klasik seperti *Naïve Bayes* dengan peningkatan presisi sebesar 7%, recall sebesar 8%, dan skor *f-1* sebesar 9% [18], karena CNN dapat mengekstraksi fitur dari informasi global yang tersembunyi dan sulit dideteksi dengan operasi konvolusi dari layer

sebelumnya sehingga data dapat diekstraksi sebagai fitur dan mempertimbangkan hubungan antar fitur tersebut [19]. Tetapi, masih sedikit penelitian tentang analisis sentimen dengan metode CNN menggunakan bahasa Indonesia [20]. Sehingga pada penelitian ini akan digunakan metode CNN untuk melakukan sentimen analisis pada *tweet* untuk mendeteksi emosi atau perasaan dari masyarakat berdasarkan *tweet* yang tersedia di Twitter.

### A. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan sebelumnya, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menganalisis hasil evaluasi dari arsitektur terbaik *Hybrid Transformers-LSTM-CNN* dalam *sentiment analysis*.
2. Menganalisis perbandingan hasil evaluasi metode *Hybrid Transformers-LSTM-CNN* dengan model lainnya dalam kasus *sentiment analysis*.
3. Menganalisis kemampuan lima label sentimen dalam klasifikasi Tweet pada Twitter.

### B. Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah disampaikan, manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan tingkat akurasi dari model *Hybrid Transformers-CNN*, serta model terbaik dalam pengklasifikasian *sentiment analysis*.
2. Mengklasifikasikan kalimat postingan pada media sosial lain ke dalam lima jenis sentimen.
3. Memberikan kontribusi dalam lingkup *sentiment analysis* untuk pengembangan model yang lebih akurat kedepannya.

## II. PEMBAHASAN

### A. Landasan Teori

#### 1) Sentiment Analysis

*Sentiment analysis* juga dikenal sebagai "*Opinion Mining*" adalah sebuah teknik yang berkaitan secara langsung dengan pemanfaatan pemrosesan bahasa alami atau *Natural Language Processing* (NLP). Teknik ini melibatkan beberapa metodologi penambangan teks untuk secara metodis mengenali, mengekstraksi, mengevaluasi, dan memeriksa keadaan emosional dan informasi subjektif masyarakat [14]

#### 2) Lowercase Normalization

"*Lowercase Normalization*" (LS) atau "*lowercasing*", maka itu adalah langkah pra-pemrosesan umum dalam pemrosesan bahasa alami. LS dilakukan dengan mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil, sehingga semua karakter alfabet menjadi huruf kecil tanpa mengubah makna atau konteks dari teks tersebut.

#### 3) Menghilangkan Stopword

*Text Stopwords* (kata penghenti) adalah kata-kata umum yang sering muncul dalam teks atau dokumen, namun cenderung memiliki kontribusi yang rendah terhadap makna atau konteks keseluruhan dari teks. Dalam pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*/NLP), *stopwords* biasanya dianggap sebagai kata-kata yang tidak memberikan informasi penting dalam analisis teks dan dapat

diabaikan tanpa mengurangi pemahaman atau representasi dokumen secara signifikan.

#### 4) Punctuation Removal

"*Punctuation removal*" adalah langkah pra-pemrosesan dalam NLP. Hal ini bertujuan agar semua tanda baca dari teks atau dokumen dihapus. Tanda baca adalah karakter seperti titik, koma, tanda tanya, tanda seru, tanda kutip, dan tanda hubung yang digunakan untuk memberikan struktur dan arti dalam teks.

#### 5) Stemming

*Stemming* adalah proses penghapusan atau pemangkasan akhiran kata dalam bahasa. Tujuannya adalah untuk mengurangi kata-kata yang berbeda dengan akar kata yang sama ke dalam bentuk dasar yang seragam. Dengan kata lain, stemming membantu mengonversi berbagai bentuk kata menjadi satu bentuk standar agar analisis dan pengolahan teks lebih mudah dan efisien.

#### 6) Input Layer

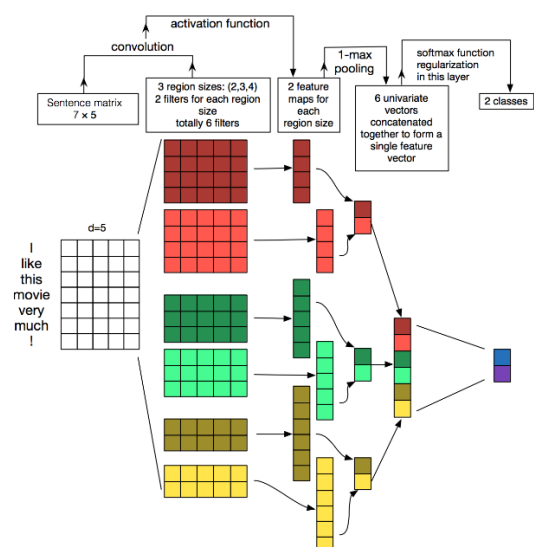
Secara matematis, *input layer* akan menerima data teks yang didefinisikan sebagai berikut.

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\} \in R^{k \times d} \quad (1)$$

Pada persamaan 2.1, setiap kata akan dikoversi menjadi vektor berdimensi  $k$ , dengan matriks vektor disimbolkan  $T$  berkorespondensi dengan kalimat bersesuaian dengan Panjang  $k$ . Penelitian ini menggunakan *zero-padding* Ketika input teks tidak sama.

#### 7) Convolutional Neural Network

*Sentiment analysis* adalah topik penelitian yang populer dalam pembelajaran mesin dan pemrosesan bahasa alami. *Convolutional Neural Network* (CNN) telah berhasil diterapkan pada analisis sentimen. CNN secara umum dikenal sebagai *feed-forward neural network* yang dapat mengekstrak fitur tersembunyi yang signifikan dari kumpulan data dengan mempertimbangkan konvolusi lapis demi lapis[24]. Secara matematis, dua representasi kata diumpungkan kedalam dua lapisan konvolusi berdasarkan representasi baris suatu kata tersebut.



Gambar 1. Convolutional Neural Network

Misalkan terdapat input *feature* matriks sebanyak  $i$  –baris yang berkorespondensi dengan saluran Tunggal (*single channel*) adalah  $V_i \in R^d$ , dimana  $V_i$  adalah *feature* vektor pada kata ke  $-i$  berdimensi  $d$ .  $V_{(i:i+l-1)} \in R^{l \times d}$  direpresentasikan sebagai *feature* matriks dengan Panjang teks  $l$  dari kata ke- $i$  hingga kata ke- $(i + l - 1)$ . Maka *feature*  $h_i$  setelah proses ekstraksi dirumuskan sebagai berikut.

$$h_i = f(W * V_{i:i+l-1} + b) \quad (2)$$

Pada persamaan 2.2,  $f$  disimbolkan sebagai *activation function* untuk membuat *output* menjadi *non-linear*.  $W$  direpresentasikan sebagai matriks bobot,  $h_i$  disumbolkan sebagai *feature value* yang diperoleh dari oprasi konvolusi setiap kalimat, dan  $b$  adalah bias dari model. Jika terdapat dua buah *channel*  $h_{1:i}$  dan  $h_{2:i}$ , maka *feature* yang diperoleh dari oprasi CNN adalah sebagai berikut.

$$h_n = [h_1, h_2, \dots, h_i], n = 1 \quad (3)$$

$$h_n = [h_1, h_2, \dots, h_i], n = 2 \quad (4)$$

Selanjutnya adalah menerapkan fungsi *max-pooling* untuk setiap *channel output*  $h_n$  untuk mereduksi dimensi pada *feature* yang didefinisikan sebagai berikut.

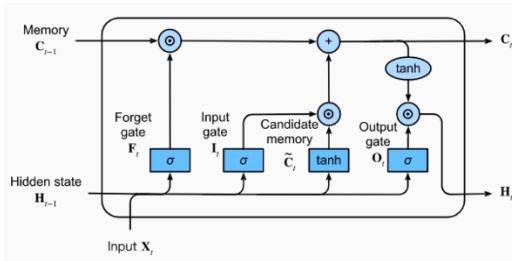
$$p_n = \text{Max}[h_n], n = 1, \quad (5)$$

$$p_n = \text{Max}[h_n], n = 2, \quad (6)$$

Persamaan 5 dan 6 menyatakan  $p_n, n = 1$  sebagai *feature map* yang diperoleh dari operasi *max pooling* pada kernel konvolusi pertama, begitu dan seterusnya[25].

#### 8) Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan syaraf tiruan *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah gradien yang menghilang (*vanishing gradient*) pada RNN tradisional. LSTM diperkenalkan pada tahun 1997 oleh Hochreiter dan Schmidhub [26]. LSTM adalah diusulkan sebagai mekanisme gating yang terdiri dari tiga gerbang (*input, forgets, dan output*).



**Gambar 2.** Long Short Term Memory

LSTM terdiri dari sel memori  $C_t$  yang mempertimbangkan interval waktu dari keadaannya yang berubah-ubah. LSTM terdiri dari tiga buah gerbang *non-linear* yang berbeda yaitu  $i_t$  sebagai gerbang *input*, gerbang *output*,  $O_t$ , dan gerbang *forget*  $f_t$  yang bertanggung jawab atas informasi mengalir ke dan dari  $C_t$ . Persamaan 7-12 meupakan sebuah fungsi dari gerbang LSTM. Persamaan tersebut melambangkan  $\sigma(\cdot)$  sebagai fungsi *sigmoid*,  $\tanh(\cdot)$  adalah fungsi *hyperbolic Tangent function*, dan  $\odot$  adalah operasi *dot product*. Terdapat  $X_t$  yang merupakan *input* vektor, sedangkan  $U$  dan  $W$  adalah matriks bobot dari *input* dan *hidden* vektor. Sedangkan  $b$  adalah bias pada model LSTM[27][28].

$$f_t = \sigma(W_f h_{t-1} + U_f x_t + b_f) \quad (7)$$

Gerbang *forget*  $f_t$  bertanggung jawab untuk mengabaikan atau melupakan informasi.

$$i_t = \sigma(W_i h_{t-1} + U_i x_t + b_i) \quad (8)$$

$$u_t = \tanh(W_c h_{t-1} + U_c x_t + b_c) \quad (9)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot u_t \quad (10)$$

Gerbang *input* ( $i_t$ ) memutuskan informasi apa yang harus disimpan dalam sel memori sesuai untuk persamaan 8-10. Sementara dalam jaringan LSTM, gerbang *forget* memutuskan *output* informasi, jumlah informasi, dan bagian mana dari keadaan sel yang harus menjadi *output* sesuai pada persamaan 11 dan 12 dibawah ini.

$$o_t = \sigma(W_o h_{t-1} + U_o x_t + b_o) \quad (11)$$

$$h_t = o_t \tanh \odot(c_t) \quad (12)$$

Jaringan LSTM membantu mengingat informasi penting lebih dari satu kali pembaruan dan mengabaikan informasi yang tidak diperlukan[25].

#### 9) Transformer

Model transformers adalah arsitektur jaringan saraf yang telah menjadi landasan model pemrosesan bahasa alami (NLP)[29]. Arsitektur transformers sangat kondusif untuk prap pelatihan pada korporasi teks besar, yang mengarah pada peningkatan besar dalam akurasi pada tugas-tugas hilir termasuk klasifikasi teks, pemahaman bahasa, terjemahan mesin, resolusi coreference, inferensi akal sehat, dan ringkasan[30].

Secara Matematis *transformer* bekerja dengan menggunakan mekanisme *self-attention*. *Input* dari mekanisme *self-attention* merupakan sebuah vektor  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  dengan  $n$  adalah Panjang kata. Setiap *input* vektor  $x_i$  ditransformasikan secara linear menjadi tiga vektor yaitu *query*  $Q$ , *key*  $K$ , dan *value*  $V$  dengan menggunakan bobot matriks.

$$Q = XW_Q \quad (13)$$

$$K = XW_K \quad (14)$$

$$V = XW_V \quad (15)$$

Selanjutnya, untuk menghitung *attention score* pada dua buah *query*  $q_i$  dan *key*  $k_j$  menggunakan operasi *dot product* yang didefinisikan sebagai berikut.

$$\text{Attention}(q_i, k_j) = \frac{\exp(\text{Attention}(q_i, k_j))}{\sum_{j=1}^n \exp(\text{Attention}(q_i, k_j))} \quad (16)$$

Setelah itu *final output* untuk setiap posisi ada lah hasil penjumlahan bobot *value* setiap vektor yang didefinisikan sebagai berikut.

$$\text{Output}(i) = \sum_{j=1}^n \text{Attention}(q_i, k_j) \cdot v_j \quad (17)$$

Transformer sering menggunakan beberapa *attention head* untuk menangkap aspek yang berbeda dari urutan *input*. *Output* dari penjumlahan *attention head* digabungkan dan ditransformasikan secara linear untuk menghasilkan *output* akhir [29].

## B. Metodologi Penelitian

### 1) Sumber Data

Sumber data yang digunakan pada penelitian ini merupakan tweet yang diambil melalui platform twitter. Dataset ini memiliki data train berjumlah sebanyak 5153 *tweet* dengan 5 jenis label berbeda yaitu *joy*, *sadness*, *fear*, *love*, dan *anger*. Sedangkan data test berjumlah sebanyak 984 dengan tidak mempunyai label.

### 2) Waktu dan Tempat Pelaksanaan

Kegiatan ini akan dilaksanakan selama 4 bulan, dari tahap persiapan hingga pengujian alat dan evaluasi. Kegiatan perancangan eksperimen model ML dilaksanakan di Laboratorium Sains Data Departemen Matematika Universitas Brawijaya Malang.

### 3) Pendekatan dan Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan sebuah penelitian eksperimental untuk membuktikan performa pengembangan multiklasifikasi *sentiment analysis* pada data twitter menggunakan model *Hybrid Transformers -CNN*. Hasil penelitian akan disajikan dengan menampilkan data kuantitatif berupa hasil performa model *Hybrid Transformers -CNN* untuk efektifitas performa model jika dibandingkan dengan model klasifikasi lainnya.

### 4) Arsitektur ML yang diajukan

Arsitektur yang diajukan berupa arsitektur *Hybrid Transformers -CNN* dapat dilihat pada Tabel 1.

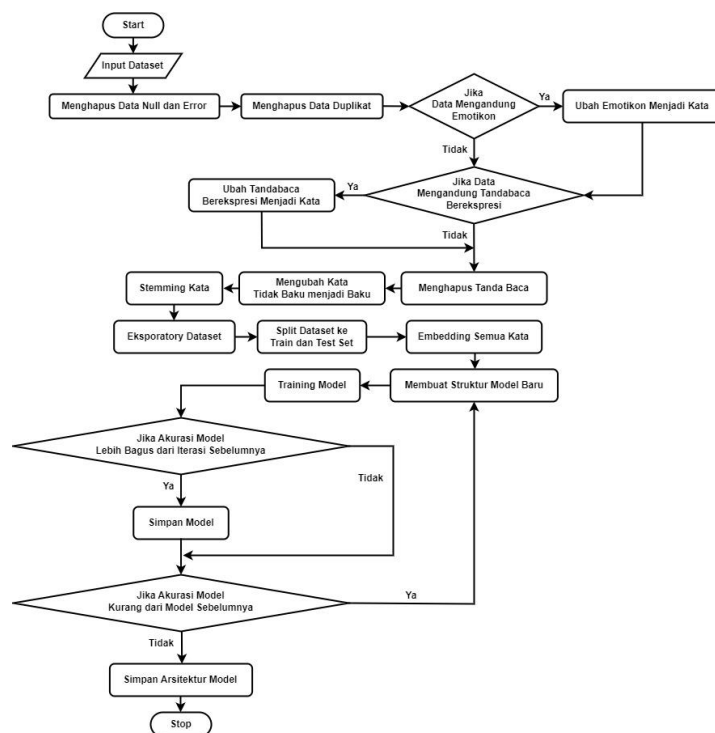
TABLE 1. *Hybrid Transformer-CNN Model*.

| Layer                | Name               | Parameters |
|----------------------|--------------------|------------|
| Embedding            | Embedding Size     | 256        |
| Positional Encoding  | Number of Sequence | 68         |
| Multi-head Attention | Number of Head     | 8          |
| Dropout              | Dropout Rate       | 0.25       |
| Layer Normalization  | Epsilon Value      | 1e-6       |
| Multi-head Attention | Number of Head     | 8          |

|                      |                  |                             |
|----------------------|------------------|-----------------------------|
| Dropout              | Dropout Rate     | 0.25                        |
| Layer Normalization  | Epsilon Value    | 1e-6                        |
| Multi-head Attention | Number of Head   | 8                           |
| Dropout              | Dropout Rate     | 0.25                        |
| Layer Normalization  | Epsilon Value    | 1e-6                        |
| Expand Dimension     | Dimension Value  | (..., 1)                    |
| Convolution          | Filter Size      | 6 x 6                       |
| Pooling              | Filter Size      | 2 x 2                       |
| Convolution          | Filter Size      | 10 x 9                      |
| Pooling              | Filter Size      | 2 x 2                       |
| Flatten              | Vector Length    | 448                         |
| Fully Connected      | Number of Neuron | 5                           |
|                      | Optimizer        | ADAM                        |
|                      | Batch Size       | 100                         |
|                      | Call Backs       | Maximum Validation Accuracy |
|                      | Epochs           | 25                          |
|                      | Total Parameter  | 4.440.553                   |

### 5) Alur Penelitian

Alur dalam penelitian ini terbagi menjadi beberapa tahapan. Pertama, dilakukan penginputan dataset untuk dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu. *Preprocessing* dilakukan dengan cara menghapus data yang kosong dan data yang bernilai *error* pada kolom *tweet*. Lalu, jika data mengandung emoji dan tanda baca berekspresi, maka akan dilakukan pengubahan menjadi kata. Setelah itu, dilakukan penghapusan tanda baca, mengubah kata yang tidak baku menjadi baku, *stemming* kata. Setelah itu, dilakukan proses EDA untuk mengetahui kesiapan untuk proses pelatihan model. Setelah itu, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji, kemudian membuat struktur model. Setelah itu, dilakukan proses training. Apabila akurasi model kurang memuaskan, maka akan dicoba dengan arsitektur model yang baru. Hal tersebut terus diulang hingga ditemukannya model yang memiliki akurasi tinggi. Berikut ini merupakan gambaran alur pada penelitian ini.



Gambar 3. Diagram Alur Penelitian

### C. Hasil dan Pembahasan

Konfigurasi spesifikasi *hardware* yang digunakan dalam penelitian ini, serta rincian ukuran data yang diambil dari Twitter ditampilkan pada Tabel 2. Rincian padaa tabel di samping memberikan infrastruktur pada penelitian untuk memastikan ketepatan dan reliabilitas hasil yang dipresentasikan. Berikut adalah rincian lengkapnya.

**Tabel 2.** Konfigurasi Hardware dan Ukuran Data

| Nama      | Parameter                |
|-----------|--------------------------|
| Memory    | 8 GB                     |
| Processor | Intel Pentium Gold G6400 |
| GPU       | -                        |
| Language  | Python 3                 |
| Framework | Jupyter Notebook         |
| Data Size | 904 KB                   |

#### 1) Hasil *Preprocessing* Teks

Setelah penginputan data, dilanjutkan preprocessing data *tweet* seperti mengganti beberapa kata yang tidak baku menjadi baku, mengubah emoji atau emotikon karakter menjadi teks. Sehingga didapatkan sebuah dataset baru yang sudah berbentuk teks (tanpa mengandung emoji). Pada Tabel 2 di bawah merupakan beberapa sampel dari data sebelum dilakukannya preprocessing, sedangkan pada Tabel 3 di bawah merupakan hasil preprocessingnya.

#### 2) Hasil *Preprocessing* Teks

Setelah penginputan data, dilanjutkan preprocessing data *tweet* seperti mengganti beberapa kata yang tidak baku menjadi baku, mengubah emoji atau emotikon karakter menjadi teks. Sehingga didapatkan sebuah dataset baru yang sudah berbentuk teks (tanpa mengandung emoji). Pada Tabel 4 di bawah merupakan beberapa sampel dari data sebelum dilakukannya *preprocessing*, sedangkan pada Tabel 5 di bawah merupakan hasil *preprocessing*nya.

#### 3) Hasil *Eksplorasi Data Analysis*

Kemudian, dilakukan proses EDA dan mendapatkan hasil berupa panjang token data train sebanyak 11.138 token berbeda, dan setelah dilakukan beberapa tahapan seperti pengubahan ke huruf kecil, menghilangkan *stopword*, menghilangkan tanda baca, dan proses pengubahan menjadi kata baku pada semua baris pada dataset didapatkan banyaknya token sebesar 5036. Setelah itu, kami mencari perbandingan berapa banyak presentase kata data *test* yang termuat di data *train* dapat dilihat pada Tabel 3 dibawah. bawah merupakan hasil preprocessingnya.

**Tabel 3.** Presentase Kata pada Data *Test* yang termuat pada Data *Train*

| Persentase | Data  |
|------------|---|
| 60%        | alhamdulillah happi makin aktif nak<br>8monthdedek nazhiaputriadhitya<br>sehaterrussayang cintaudek   |
| 60%        | terima kasih yang sudah datang spare<br>football hari ini unitedindonesia unitedtogeth<br>uici unitedindramayu<br>unitedindonesiachapterindramayu<br>indramayu regenc uniform resourc locat |
| 63%        | kurang raku apa kita masih belum datang<br>lpiza ladinadianti pasta piza  |
| 66%        | happi wed elizasekar moga langgeng sampai<br>kakek nenek wed weddingparti<br>weddingtradision adatjawa  |
| 73%        | kadang suka kasihan sama tukang parkir<br>bingung begitu kalau markirin jet acu sake<br>gede jadi sekarang prefer naik ufo saja deh<br>lebih minimal tempat parkir keluhanborjui            |
| ...        | ...   |
| 95%        | tidak apa apa miss semangat bawa mereka<br>untuk konser lanjut ya dan terima kasih<br>prjuangannya tahun ini semangat miss kita<br>semua tunggu   |
| 100%       | aku rasa seperti aku ada di ambang ledak<br>karena rasa amarah ini  |
| 100%       | nama guna nama guna nama guna nama guna<br>waduh cari panggung terlalu jauh bung<br>junjung saja tidak ada yang langsung kayak<br>anda eh by the way anda punya junjung siapa<br>ya         |
| 100%       | aku sempat tonton berita waktu di thailand<br>cuma karena tidak erti bahasa jadi aku diam<br>saja nde baru sampai bal baru tau yang aku<br>tonton berita tentang itu                        |



Tabel 4. Data Sebelum *Preprocessing*

| Baris | Data   |
|-------|--|
| 20    | Momen di mana kamu merasa seperti semua yang kamu inginkan adalah meluapkan kemarahanmu tanpa ampun. 🤔🔥 #UnleashTheAnger |
| 42    | Momen di mana kamu merasa seperti amarahmu meresap ke dalam dirimu seperti racun. 🔥🤔 #ToxicAnger                         |
| 68    | Saat-saat ketika kamu membagikan cerita lucu atau pengalaman lucu dan mengundang tawa dari orang lain. 😂👂 #HumorSharing  |

Pada tabel di atas, kata yang terkandung pada data train diwarnai dengan font putih, sedangkan kata yang tidak terkandung pada data train diwarnai dengan font merah. Presentase pada kolom pertama merupakan perbandingan kata yang memiliki warna font putih dibandingkan dengan banyaknya kata.

$$(p_i) = \frac{\sum m_i}{\sum p_i + \sum m_i}$$

dimana  $i = 1, 2, 3, \dots$  yang merupakan kalimat pada baris ke- $i$ . Saat dilakukan perhitungan kata pada keseluruhan baris, didapatkan presentase kata yang termuat pada data *train* tergolong cukup besar sebanyak 94%. Karena kata-kata yang termuat dalam data *test* banyak yang terkandung dalam data

Tabel 5. Data Setelah *Preprocessing*

| Baris | Data  |
|-------|---|
| 20    | momen di mana kamu merasa seperti semua yang kamu inginkan adalah meluapkan kemarahanmu tanpa ampun frustrasi marah   |
| 42    | momen di mana kamu merasa seperti amarahmu meresap ke dalam dirimu seperti racun marah frustrasi                      |
| 68    | saat saat ketika kamu membagikan cerita lucu atau pengalaman lucu dan mengundang tawa dari orang lain tertawa megafon |

train sudah cukup besar, maka dapat dilanjutkan proses pelatihan model.

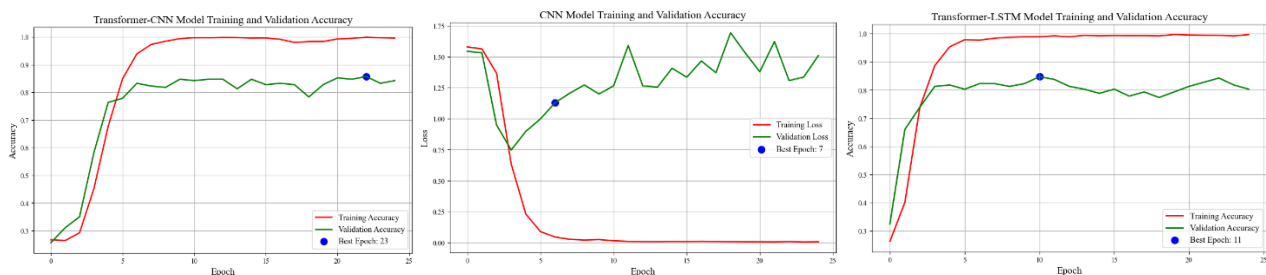
#### 4) Hasil Grafik Akurasi dan loss function

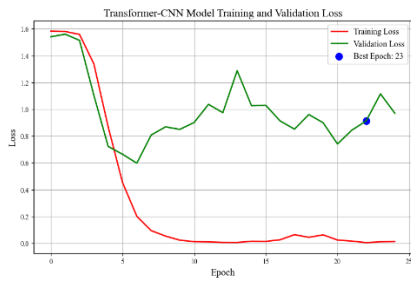
Kemudian, kami mengembangkan model utama dalam penelitian ini yaitu Transformer-CNN dan membandingkannya dengan beberapa model lain, termasuk Fine-Tuned BERT, Transformer, LSTM, CNN, Transformer-LSTM, LSTM-CNN, serta Transformer-LSTM-CNN. Proposed model ini akan menjadi titik pusat dalam perbandingan dengan sejumlah model lainnya dalam rangka untuk mengidentifikasi performa dan keunggulan relatifnya.

TABEL 5. Hyperparameter Model

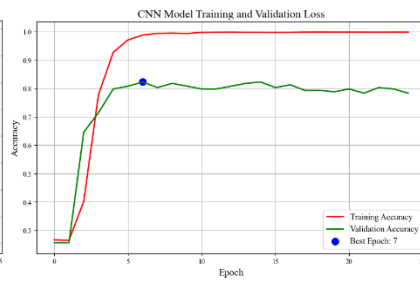
| Model Architecture     | Total Parameter  | Epochs    | Training Accuracy | Validation Accuracy | Training Time (minutes) |
|------------------------|------------------|-----------|-------------------|---------------------|-------------------------|
| Fine-tuned BERT        | 430,735          | 50        | 98.31%            | 77.34%              | 0.7                     |
| Transformer            | 5,546,885        | 25        | 24.21%            | 25.62%              | 29.17                   |
| LSTM                   | 4,123,781        | 25        | 96.02%            | 84.73%              | <b>13.73</b>            |
| CNN                    | 3,307,169        | 25        | 98.80%            | 82.27%              | 16.05                   |
| Transformer-LSTM       | 5,222,149        | 25        | 98.91%            | 84.73%              | 43.34                   |
| LSTM-CNN               | 3,851,113        | 25        | 94.21%            | 84.24%              | 14.48                   |
| Transformer-LSTM-CNN   | 5,229,033        | 25        | 26.42%            | 30.54%              | 47.41                   |
| <b>Transformer-CNN</b> | <b>4,440,553</b> | <b>25</b> | <b>99.90%</b>     | <b>85.71%</b>       | <b>30.17</b>            |

dari keseluruhan model yang telah dilatih, terlihat bahwa proposed model unggul dalam hal akurasi jika dibandingkan dengan model-model lain, seperti CNN dan Transformer-LSTM, seperti yang dapat dilihat pada gambar 4, 5, 6, 7, 8, dan 9. Meskipun waktu pelatihan memakan waktu sekitar 30.17 menit, hasil yang diperoleh masih tergolong sangat baik dan cepat.

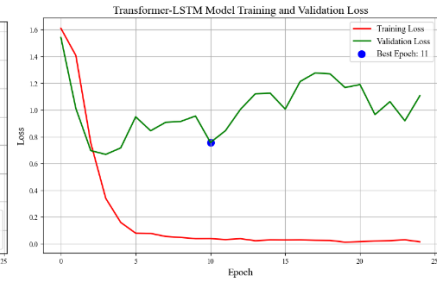




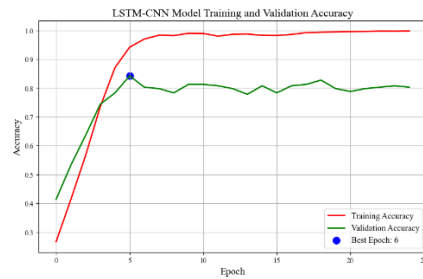
**Gambar 4.** Hybrid Transformers-CNN model accuracy and loss



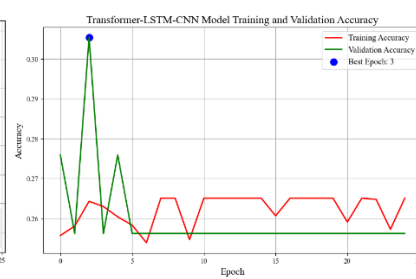
**Gambar 5.** CNN model accuracy and loss



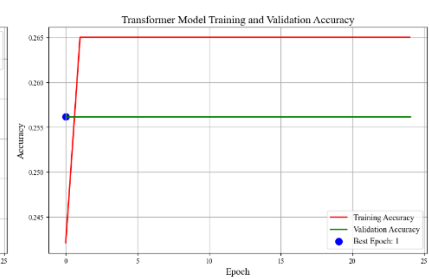
**Gambar 6.** Transformer-LSTM model accuracy and loss



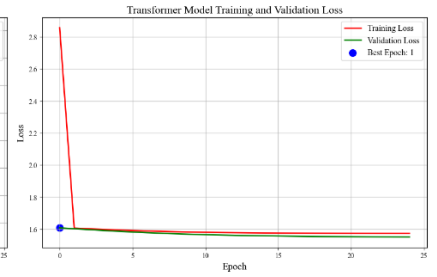
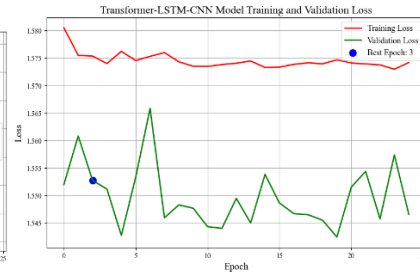
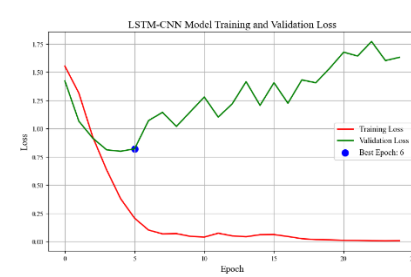
**Gambar 7.** LSTM-CNN model accuracy and loss



**Gambar 8.** Transformers-LSTM-CNN model accuracy and loss



**Gambar 9.** Transformer model accuracy and loss



### III. PENUTUP

Analisis sentimen merupakan hal yang penting untuk dilakukannya proses otomatisasi. Proses otomatisasi dilakukan dengan menggunakan arsitektur model *machine learning* dengan teknik NLP mampu memberikan akurasi yang lebih baik. Data yang diambil dalam penelitian ini, merupakan *tweet* yang terdapat pada Twitter sebanyak 5153 *tweet* dengan 5 jenis label berbeda. Proses penelitian meliputi preprocessing dataset, melatih model, dan membandingkan akurasi antar model.

Tahapan preprocessing yang dilakukan adalah penghapusan *missing value* dan *error value* pada kolom *tweet*, pengubahan emoji menjadi teks, penghapusan tanda baca, pengubahan teks menjadi huruf kecil, pengubahan teks menjadi kata baku, dan proses tokenisasi. Setelah itu, dilakukan tahapan pelatihan model dengan membandingkan beberapa arsitektur model yang berbeda seperti Fine Tuned BERT, Transformers, LSTM, CNN, dan lain-lain.

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi dari beberapa arsitektur model, dapat disimpulkan bahwa model *Hybrid Transformers-CNN* berhasil mencapai akurasi tertinggi yaitu 99.90% pada data latih dan 85.71% pada data uji. Akurasi tersebut lebih baik daripada arsitektur model lain seperti Transformer dengan akurasi sebesar 25.62%, LSTM sebesar 84.73%, CNN sebesar 82.27%, Fine-Tuned BERT sebesar

77.34%, Transformers-LSTM sebesar 84.73%, LSTM-CNN sebesar 84.24%, dan *Hybrid Transformers-LSTM-CNN* sebesar 30.54%. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Hybrid Transformers-CNN* menjadi pilihan yang lebih baik untuk analisis sentimen pada data Twitter

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Qi, Y., & Shabrina, Z. (2023). Sentiment Analysis using Twitter Data: a Comparative Application of Lexicon and Machine Learning Based Approach. *Social Network Analysis and Mining*, 13(1), 31.
- [2] Alamoodi, A. H., Zaidan, B. B., Zaidan, A. A., Albahri, O. S., Mohammed, K. I., Malik, R. Q., ... & Alaa, M. (2021). Sentiment Analysis and Its Applications in Fighting COVID-19 and Infectious Diseases: a Systematic Review. *Expert systems with applications*, 167, 114155. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa>.
- [3] Al-Smadi, M. et al. (2018). Deep Recurrent Neural Network vs. Support Vector Machine for Aspect-Based Sentiment Analysis of Arabic Hotels Reviews. *Journal of Computational Science*. Volume 27, Hal. 386-393. doi: 10.1016/j.jocs.2017.11.006.
- [4] Jansen, B. J., Zhang, M., Sobel, K., & Chowdury, A. (2009). Twitter power: Tweets as Electronic Word of Mouth. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 60(11), 2169-2188.
- [5] Gleason, B. (2013). Occupy Wall Street: Exploring Informal Learning About a Social Movement on Twitter. *American Behavioral Scientist*, 57(7), 966-982.
- [6] Zimbra, D., Abbasi, A., Zeng, D., & Chen, H. (2018). The State of The Art in Twitter Sentiment Analysis: a Review and Benchmark

- Evaluation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*. 9(2), 1-29.
- [7] Mahesh, B. (2020). Machine Learning Algorithms a Review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. 9(1), 381-386.
- [8] Ding, Y., Ma, J., & Luo, X. (2022). Applications of Natural Language Processing in Construction. *Automation in Construction*. 136, 104169.
- [9] Parmar, M., Maturi, B., Dutt, J. M., & Phate, H. (2018). Sentiment Analysis on Interview Transcripts: an Application of NLP for Quantitative Analysis. *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*. Hal. 1063-1068. IEEE. doi: [10.1109/ICACCI.2018.8554498](https://doi.org/10.1109/ICACCI.2018.8554498).
- [10] Shafin, M. A., Hasan, M. M., Alam, M. R., Mithu, M. A., Nur, A. U., & Faruk, M. O. (2020). Product Review Sentiment Analysis by Using NLP and Machine Learning in Bangla Language. *International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*. Hal. 1-5. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCIT51783.2020.9392733>.
- [11] Kastrati, Z., Dalipi, F., Imran, A. S., Pireva Nuci, K., & Wani, M. A. (2021). Sentiment Analysis of Students' Feedback with NLP and Deep Learning: A Systematic Mapping Study. *Applied Sciences*, 11(9), 3986. <https://doi.org/10.3390/app11093986>.
- [12] Razno, M. (2019). Machine Learning Text Classification Model with NLP Approach. *Computational Linguistics and Intelligent Systems*, 2, 71-73.
- [13] Dogra, V., Verma, S., Chatterjee, P., Shafi, J., Choi, J., & Ijaz, M. F. (2022). A Complete Process of Text Classification System using State of The Art NLP Models. *Computational Intelligence and Neuroscience*. <https://doi.org/10.1155/2022/1883698>.
- [14] Anastasia, S. and Budi, I. (2016). Twitter Sentiment Analysis of Online Transportation Service Providers. *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACSIS 2016*. Hal. 359-365. doi: 10.1109/ICACSIS.2016.7872807.
- [15] Windasari, I. P., Uzzi, F. N. and Satoto, K. I. (2017). Sentiment Analysis on Twitter Posts: An analysis of Positive or Negative Opinion on GoJek. *Proceedings - 2017 4th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering, ICITACEE 2017*. doi: 10.1109/ICITACEE.2017.8257715.
- [16] Fitri, V. A., Andreswari, R. and Hasibuan, M. A. (2019). Sentiment Analysis of Social Media Twitter with Case of Anti-LGBT Campaign in Indonesia using Naïve Bayes, Decision Tree, and Random Forest Algorithm. *Procedia Computer Science*. Hal. 765-772. doi: 10.1016/j.procs.2019.11.181.
- [17] Lutfi, A. A., Permanasari, A. E. and Fauziati, S. (2018). Sentiment Analysis in the Sales Review of Indonesian Marketplace by Utilizing Support Vector Machine. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*. 4(1). Hal. 57-64. doi: 10.20473/jisebi.4.2.169.
- [18] Yoo, S. Y., Song, J. I. and Jeong, O. R. (2018). Social Media Contents Based Sentiment Analysis and Prediction System. *Expert Systems with Applications*. Vol 105. Hal. 102-111. doi: 10.1016/j.eswa.2018.03.055
- [19] Rani, S. and Kumar, P. (2018). Deep Learning Based Sentiment Analysis Using Convolution Neural Network. *Arabian Journal for Science and Engineering*. Springer Berlin Heidelberg, 44(4), pp. 3305-3314. doi: 10.1007/s13369-018-3500-z.
- [20] Juwiantho, H. et al. (2020). Sentiment Analysis Twitter Bahasa Indonesia Berbasis Word2vec Menggunakan Deep Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 7(1), Hal. 181-188. doi: 10.25126/jtiik.202071758.
- [21] Alsaedi, A., & Khan, M. Z. (2019). A Study on Sentiment Analysis Techniques of Twitter Data. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 10(2). Hal 361-374. doi: [10.14569/IJACSA.2019.0100248](https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100248).
- [22] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>.
- [23] Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.00677>.
- [24] Kumar, J.V., SaravananVijayalakshmi, & PamulaRajendra (2021). A Hybrid CNN-LSTM: A Deep Learning Approach for Consumer Sentiment Analysis Using Qualitative User-Generated Contents. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*.
- [25] Kamyab, M., Liu, G., Rasool, A., & Adjeisah, M. (2022). ACR-SA: attention-based deep model through two-channel CNN and Bi-RNN for sentiment analysis. *PeerJ Computer Science*, 8, e877.
- [26] Van Houdt, G., Mosquera, C., & Nápoles, G. (2020). A review on the long short-term memory model. *Artificial Intelligence Review*, 53, 5929-5955.
- [27] Liu, G., & Guo, J. (2019). Bidirectional LSTM with attention mechanism and convolutional layer for text classification. *Neurocomputing*, 337, 325-338.
- [28] Alom, Z., Carminati, B., & Ferrari, E. (2020). A deep learning model for Twitter spam detection. *Online Social Networks and Media*, 18, 100079.
- [29] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- [30] Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., ... & Rush, A. M. (2019). Huggingface's transformers: State-of-the-art natural language processing. *arXiv preprint arXiv:1910.03771*.