

Analisis Sentimen Pengguna pada Aplikasi Tokopedia Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Alip Maskhuri, Tikaridha Hardiani*

Sains dan teknologi, Teknologi Informasi, Universitas Aisyiyah Yogyakarta, Kota Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹alipgaper222@gmail.com, ^{2,*}tikaridha@unisayogya.ac.id

Email Penulis Korespondensi: tikaridha@unisayogya.ac.id

Submitted: 05/02/2025; Accepted: 05/03/2025; Published: 07/03/2025

Abstrak—Pandemi Covid-19 yang melanda pada tahun 2020 mempercepat transformasi digital di berbagai sektor, termasuk *e-commerce*. Tokopedia, sebagai platform *e-commerce* terbesar di Indonesia, mengalami dinamika signifikan dalam ulasan pengguna yang dapat mempengaruhi reputasi perusahaan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna Tokopedia yang diambil dari *Google Play Store* dan media sosial X menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini dilatarbelakangi oleh meningkatnya kompetisi di industri *e-commerce* yang menuntut perusahaan untuk memahami sentimen konsumen guna meningkatkan layanan mereka. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data melalui *text mining*, *preprocessing data*, pelabelan otomatis menggunakan *Pre-Trained IndoBERT*, serta pembagian *dataset* menjadi data latih, validasi, dan uji. Sebanyak 15.751 ulasan mendapatkan sentimen sebanyak 8.885 negatif, 3.860 netral, dan 3.006 positif. Algoritma CNN diterapkan untuk mengklasifikasikan ulasan tersebut, hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 83%. Model menunjukkan performa terbaik dalam mengenali sentimen negatif, namun mengalami kesulitan dalam membedakan sentimen netral dan positif akibat ketidakseimbangan data. Penelitian ini merekomendasikan pengumpulan data lebih banyak agar distribusi kelas lebih seimbang dan mengeksplorasi model *pre-trained* seperti *IndoBERT* atau *IndoNLU* untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network; Machine Learning; Natural language Processing; Sentiment Analysis; Tokopedia

Abstract—The Covid-19 pandemic in 2020 accelerated digital transformation across various sectors, including *e-commerce*. Tokopedia, Indonesia's largest *e-commerce* platforms, has experienced significant dynamics in user reviews that can impact its reputation. This study aims to analyze the sentiment of Tokopedia user reviews collected from the *Google Play Store* and the social media platform X using the *Convolutional Neural Network* (CNN) algorithm. The research is motivated by the increasing competition in the *e-commerce* industry, requiring companies to understand consumer sentiment to improve their services. The methodology includes data collection through *text mining*, *data preprocessing*, automatic labeling using the *Pre-Trained IndoBERT* model, and splitting the dataset into training, validation, and testing sets. A total of 15,751 reviews were sentiment with 8,885 classified as negative, 3,860 as neutral, and 3,006 as positive. The CNN algorithm was applied to classify these reviews, and the results showed that the model achieved an accuracy of 83%. The model performed best in recognizing negative sentiment but struggled to distinguish between neutral and positive sentiments due to data imbalance. This study recommends collecting more data to achieve a balanced class distribution and exploring *pre-trained* models such as *IndoBERT* or *IndoNLU* to enhance sentiment analysis accuracy.

Keywords: Convolutional Neural Network; Machine Learning; Natural language Processing; Sentiment Analysis; Tokopedia

1. PENDAHULUAN

Pandemi Covid-19 yang terjadi tahun 2020 lalu telah menjadikan kebutuhan digitalisasi semakin meningkat. Pasca pandemi, koneksi internet menjadi kebutuhan pokok masyarakat. Para pelaku UMKM, industri dan sektor ekonomi diharuskan untuk mengadopsi teknologi digital guna mempertahankan eksistensi bisnis [1]. Transformasi digital membawa pengaruh yang sangat pesat pada sektor perdagangan. *E-commerce* memungkinkan individu untuk bertransaksi jual beli dengan mudah dan cepat. Proses jual-beli barang dan jasa yang awalnya bertemu langsung kini dapat dilakukan dengan mudah melalui *smartphone* [2]. Sejak tahun 2020, jumlah pengguna *e-commerce* di Indonesia terus meningkat. Pengguna *e-commerce* pada tahun 2023 di Indonesia meningkat sebanyak 58,63 juta pengguna dan diprediksi terus meningkat dalam lima tahun ke depan mencapai 99,1 juta pengguna. Tidak bisa dipungkiri, dengan jumlah pengguna yang terus meningkat tiap tahunnya menjadikan daya saing semakin ketat. Tingginya tingkat kompetisi di perusahaan *e-commerce* Indonesia menuntut para pelaku bisnis untuk terus berinovasi dan menerapkan strategi bisnis yang efektif [3].

Tokopedia merupakan platform *e-commerce* dengan pengguna paling banyak dengan total jumlah pengguna mencapai 1,2 miliar dengan 863,1 juta dari mereka mengakses melalui perangkat *mobile* dan 329,8 juta melalui desktop [3]. Tokopedia adalah perusahaan *e-commerce* yang menawarkan beragam produk seperti barang elektronik, produk kecantikan hingga kebutuhan sehari-hari. Data menurut *iPrice* pada Kuartal ketiga tahun 2019, Tokopedia berada di posisi teratas dalam pasar *e-commerce* dengan rata-rata 65,95 juta pengguna desktop per bulan. Meskipun menempati posisi teratas, Tokopedia mengalami penurunan pangsa pasar sebesar 4% dari 29% yang dicapai pada Kuartal kedua tahun 2019 [4]. Data terbaru dari Kementerian Perdagangan pada Kuartal kedua tahun 2022, Tokopedia menjadi *e-commerce* dengan jumlah pengunjung terbanyak yaitu 158,35 juta, diikuti oleh Shopee dengan 131,3 juta pengunjung, meskipun Tokopedia menduduki peringkat teratas dalam beberapa tahun terakhir tentu tidak semua orang memberikan opini positif, mungkin sebagian ada yang memberikan opini negatif. Tidak bisa dipungkiri, beragam ulasan dari pengguna di *Google Playstore* dan media sosial X sangat mempengaruhi citra perusahaan.

X adalah media sosial dimana semua orang dapat berbagi pengalaman singkat melalui teks, foto bahkan video termasuk mengenai layanan *e-commerce*, beragam opini tentang layanan Tokopedia seringkali menjadi sorotan publik. Postingan yang dibagikan oleh akun *tanyakanrl* menceritakan pengalaman berbelanja di Tokopedia, dimana dalam *cuitan* tersebut menceritakan kekecewaan berbelanja di Tokopedia karena barang yang diterima tidak sesuai dengan pesanan. Postingan tersebut mengundang banyak perhatian publik dimana memperoleh sekitar 2.6 juta *views* dan ribuan komentar, kasus lain juga muncul dimana barangnya yang diterima dalam keadaan rusak. Beragam ulasan yang muncul di *Google Playstore* dan media sosial X dapat diklasifikasikan dengan menggunakan metode analisis sentimen.

Analisis sentimen merupakan cabang ilmu *Natural Language Processing* (NLP) yang secara otomatis dapat mengidentifikasi, mengekstraksi, dan memproses informasi tekstual untuk mendapatkan informasi emosional penulis melalui teks [5]. NLP dikenali sebagai bidang dalam ilmu komputer yang dapat menyelesaikan masalah nyata terkait pemahaman bahasa manusia [6]. NLP merupakan cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang dapat menganalisis dan menginterpretasi data teks dengan melatih komputer agar dapat menganalisis dan menghasilkan bahasa manusia [7]. NLP menawarkan banyak algoritma untuk menganalisis sentimen seperti *Naïve Bayes*, *LSTM*, *SVM*, *CNN*, *Random Forest* dan lainnya yang sering dipilih untuk menerapkan analisis sentimen [8].

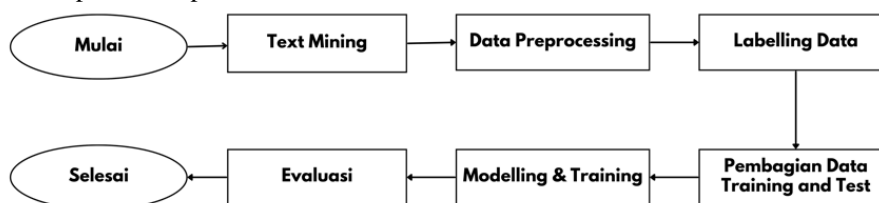
Beberapa penelitian sebelumnya telah berupaya menganalisis sentimen pengguna Tokopedia berdasarkan ulasan Google Playstore dan media sosial X. Salah satunya penelitian berdasarkan ulasan Google Playstore yang dilakukan oleh Afifah Faadilah dengan menggunakan metode LSTM dimana data diambil sebanyak 3067 ulasan dengan periode waktu Oktober 2018 sampai Mei 2019 dengan nilai akurasi 0.9332 [9]. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Sifa dkk menggunakan metode Naïve Bayes dengan data sebanyak 714 ulasan mendapatkan nilai akurasi 0.9510 [10]. Penelitian yang dilakukan oleh Rita Apriani dkk dengan menggunakan metode Naïve Bayes dengan data sebanyak 1500 mendapatkan nilai akurasi 0.9713 [3]. Penelitian yang dilakukan oleh Putri dkk dengan menggunakan metode Support Vector Machine dengan data sebanyak 3125 dengan melalui proses partisi data k-fold cross validation guna mengurangi bias yang terkait dengan data acak mendapatkan nilai akurasi 0.9744 [11]. Penelitian yang dilakukan oleh Adryan Syah dkk dengan menggunakan metode Random Forest dengan data sebanyak 3000 dimana masing masing kelas positif, negatif dan netral sebanyak 1000 dengan berbagai rasio pembagian data latih dan data uji memperoleh akurasi tertinggi 0.8033 [12]. Penelitian yang dilakukan oleh Saputra dkk dengan menggunakan Algoritma Decision tree dengan data yang diambil dari X sebanyak 50 komentar menggunakan rapidminer mendapatkan nilai akurasi tertinggi 0.82 [13]. Penelitian yang dilakukan oleh Maluana R dkk dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor dengan data yang diambil dari Playstore sebanyak 1019 data ulasan pada tahun 2023 dimana data terdiri dari 176 data review positif dan 843 review negatif mendapatkan nilai akurasi tertinggi 0.8353 [14]. Penelitian yang dilakukan oleh Ernawati dkk dengan data sebanyak 300 ulasan produk Kesehatan dengan 2 kelas yang digunakan positif dan negatif menggunakan metode Naïve Bayes mendapatkan akurasi 0.88 pada data uji [15]. Meskipun metode lain seperti *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *LSTM* telah digunakan dalam penelitian sebelumnya, CNN dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam menangkap pola spasial dalam teks serta kemampuannya dalam mendeteksi fitur yang lebih kompleks dari representasi teks. CNN telah terbukti efektif dalam berbagai tugas NLP, termasuk analisis sentimen, karena kemampuannya mengekstrak fitur penting dari teks tanpa bergantung pada fitur buatan manusia. Selain itu, CNN memiliki keunggulan dalam menangani data dalam jumlah besar dengan lebih cepat dibandingkan metode berbasis sekuensial seperti *LSTM*.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Algoritma CNN untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna Tokopedia. Berdasarkan studi literatur yang dilakukan oleh peneliti, diketahui belum ada penelitian yang menerapkan Algoritma CNN pada kasus ini. Penelitian ini mengeksplorasi potensi algoritma CNN untuk mengetahui tingkat akurasi pada algoritma CNN. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan acuan perusahaan untuk memilih Algoritma dengan akurasi tertinggi untuk menganalisis sentimen pengguna agar lebih akurat dan efisien dalam mengelompokkan ulasan agar terus konsisten memberikan layanan terbaik atau meningkatkan layanan perusahaan berdasarkan data ulasan pengguna di Google Playstore dan platform media sosial X.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini melewati beberapa langkah yang terdiri dari Pengumpulan Data (*Text mining*), *Data Preprocessing*, *Labelling data*, *Pembagian Dataset*, *Modelling & Training Data*, *Evaluasi*. Tahapan penelitian yang dilakukan untuk menganalisis sentimen dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 Text Mining

Tahapan pertama dalam menganalisis sentimen adalah pengumpulan data (*Text Mining*) seperti yang bisa dilihat pada Gambar 1. *Text Mining* merupakan proses pengumpulan data tidak terstruktur seperti data teks. Data teks seperti ulasan pengguna dapat diolah menggunakan *text mining* yang merupakan teknik untuk mengekstrak informasi dari data tidak terstruktur dan dapat difilter guna memperoleh data teks dengan topik tertentu [16]. Umumnya proses kerja dari *Text Mining* hampir sama dengan cara kerja *Data Mining* namun perbedaannya adalah *text mining* mengambil pola dari bahasa alami manusia yang tidak terstruktur seperti ulasan di *Google Play Store* dan sosial media X [17]. Cara kerja *Data Mining* adalah pengumpulan data yang tersimpan dikumpulkan data berukuran besar seperti basis data, gudang data, atau tempat penyimpanan data lainnya [18]. Data ulasan pengguna dikumpulkan melalui dua platform yaitu sosial media X dan *Google Playstore* dalam rentang waktu 2022 sampai dengan 2024.

2.3 Data Preprocessing

Data ulasan yang diambil dari kedua platform tersebut masih sangat mentah atau kotor, dimana di dalam teks masih mengandung seperti singkatan, emoji, simbol, angka dan hastag, dimana akan mempengaruhi hasil analisis. *Data Preprocessing* sangat penting dalam penerapan *Machine Learning* khususnya NLP. Langkah dalam *preprocessing data* melalui beberapa proses terstruktur yang dilakukan [19], antara lain :

- Data Cleaning*: Bertujuan untuk menghapus duplikat data, *Case Folding*, menghapus tag, URL, emoji dan tanda baca. *Case Folding* adalah proses untuk menyamakan huruf dalam *dataset* teks ke dalam huruf kecil (*Lower Case*).
- Normalisasi*: Bertujuan untuk menormalisasi atau memperbaiki data ulasan yang diambil pada kedua platform menjadi lebih baku agar di kenali dalam kamus KBBI, seperti memperbaiki singkatan atau Bahasa gaul yang digunakan dalam teks.
- Stopword Removal*: Tujuan utama dalam proses ini adalah untuk menghapus kata-kata yang kurang berbobot pada suatu *dataset* teks seperti kata penghubung guna meningkatkan kualitas *dataset*.
- Tokenisasi*: Tujuan dari proses ini adalah untuk memecah kalimat atau teks ulasan menjadi kata individual atau token.
- Stemming*: Proses *stemming* merupakan transformasi kata menjadi bentuk dasarnya dengan melakukan penghapusan kata imbuhan dalam sebuah teks.

2.4 Labelling Data

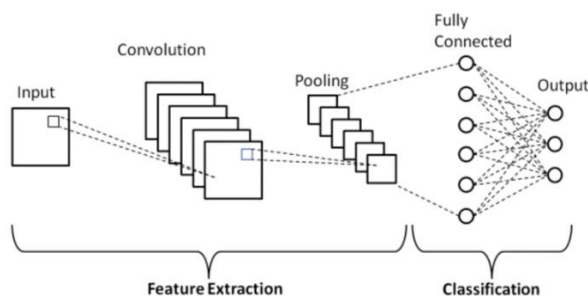
Langkah setelah melewati proses *Data preprocessing* adalah pelabellan *dataset*. Data ulasan yang sudah melewati pembersihan akan diberikan label positif, negatif dan netral berdasarkan ulasan pengguna. Labelling data dilakukan agar setiap baris data ulasan memiliki label sentimen untuk dijadikan *input* pada pelatihan model CNN [20]. Proses ini penting untuk dilakukan karena peneliti akan menggunakan algoritma *supervised learning*, sehingga *dataset* harus diberikan label yang sesuai [8]. *Supervised learning* adalah metode untuk memahami keterkaitan antara atribut *input* dan atribut target [21]. Bertujuan untuk mempelajari fungsi pemetaan dari *input* ke *output* berdasarkan data pelatihan yang sudah diberi label sehingga model dapat membuat prediksi terhadap data baru. Hal ini sangat penting untuk diperhatikan keakuratannya karena akan sangat berdampak pada model saat memprediksi data yang belum terlihat sebelumnya.

2.5 Pembagian Data Train & Test

Langkah berikutnya setelah proses *praprocessing data* dan *labelling* peneliti melakukan pembagian *dataset* ke dalam data latih, validasi dan uji untuk digunakan sebagai *input* ke model. Sebanyak 15751 data ulasan yang telah di bersihkan, penelitian membagi *dataset* tersebut dengan komposisi 70% data latih, 20% untuk validasi dan 10% untuk uji. Data latih digunakan untuk melatih model agar dapat memahami pola dan hubungan dalam data. Data validasi digunakan untuk mengevaluasi performa model pada data yang belum pernah dilihat selama proses *training*, guna mengukur seberapa baik model mampu menggeneralisasi terhadap data baru. Data uji akan digunakan untuk menguji performa model dalam menganalisis sentimen data baru dengan model yang sudah di latih sebelumnya [9].

2.2 Modelling

Penelitian ini akan menggunakan algoritma CNN untuk memproses data teks karena kemampuannya dalam menangkap pola spasial pada data. CNN adalah salah satu jenis arsitektur *Neural Network* yang paling umum digunakan untuk tugas pengolahan gambar [22]. CNN juga bisa digunakan untuk menganalisis sentimen dalam NLP dengan mengkonversi kalimat menjadi bentuk matriks [23]. CNN memiliki 2 lapisan utama yang saling terhubung yaitu *Feature Extraction Layer* dan *Fully Connected Layers*. *Feature extraction layer* memiliki 2 lapisan layers yaitu Konvolusi dan Pooling. Layers Konvolusi dan Pooling berfungsi untuk memproses dan mempelajari fitur pada data *input*. *Fully Connected Layers* digunakan untuk melakukan klasifikasi pada data *input* [24]. Arsitektur model *Convolution Neural Network (CNN)* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Model Arsitektur CNN

Berikut adalah keterangan pada poin-poin yang terdapat pada Gambar 2.

a. *Convolution*

Convolutional layer dapat mengekstraksi fitur dari urutan teks melalui filter. *Output* dari *convolutional layer* adalah *output length/feature maps* [25]. Perhitungan *Convolutional* dilakukan menggunakan rumus:

$$Feature\ Maps = \frac{Input\ length - Kernel\ Size + 2 \cdot Padding}{Stride} + 1 \quad (1)$$

Pada proses ini, *input length* mengacu pada panjang teks setelah *padding* diterapkan. *Padding* adalah teknik yang menambahkan nilai nol di sekitar *input* agar ukurannya tetap konsisten saat diproses oleh filter. *Kernel size* atau panjang filter menentukan ukuran jendela konvolusi yang bergerak melintasi *input* untuk menangkap fitur spesifik dalam teks. *Stride* mengontrol seberapa jauh filter berpindah dalam satu langkah, dengan nilai default sebesar 1. Selain itu, jumlah filter yang digunakan dalam lapisan konvolusi akan menentukan jumlah saluran *output* yang dihasilkan. Semakin banyak filter, semakin kaya fitur yang dapat diekstraksi.

b. *Pooling*

Pooling layer mengambil nilai *maximum* dari setiap segmen (*pool*) pada *feature maps* untuk mengurangi dimensi. *Pooling layer* yang biasanya digunakan adalah *Max pooling* dan *Average pooling*. Perhitungan *Pooling* menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Output\ Length = \frac{Input\ length - Pool\ size}{Stride} + 1 \quad (2)$$

Pada *pooling layer*, *input length* mengacu pada panjang *feature maps* yang dihasilkan dari lapisan konvolusi. *Pool size* menentukan ukuran wilayah yang digunakan untuk mengekstrak nilai maksimum atau rata-rata. *Stride* dalam *pooling layer* menentukan seberapa jauh wilayah *pooling* bergeser, dengan nilai *default* sama dengan ukuran *pool*. Dengan adanya *pooling layer*, dimensi data yang dihasilkan dapat dikurangi tanpa mengorbankan informasi penting, sehingga meningkatkan efisiensi pemrosesan pada jaringan CNN.

c. *Fully Connected Layer*

Langkah setelah melalui lapisan *Convolution* dan *Pooling*, *output* yang dihasilkan masih berupa *array* multidimensi, oleh karena itu perlu dilakukan proses *flatten* atau *reshaping* agar dapat diubah menjadi sebuah vektor untuk digunakan sebagai *input* ke *fully connected layer* [26]. *Fully connected layer* menghubungkan setiap neuron dari *convolution* dan *pooling layer* ke semua neuron, pada lapisan ini akan menghasilkan *output* (*y*) dengan fungsi aktivasi sigmoid dan mengubah *output* menjadi probabilitas untuk klasifikasi biner (positif/negatif).

2.2 Evaluasi

Peneliti melakukan evaluasi guna mengukur performa model yang sudah dilatih sebelumnya. Evaluasi model pada analisis sentimen umumnya menggunakan sampel data *test*, karena data *test* belum pernah terlihat oleh model sebelumnya saat proses *training*. Penelitian ini menggunakan parameter *Confusion Matrix* untuk digunakan sebagai evaluasi model guna mengetahui tingkat akurasi deteksi model berdasarkan data yang sudah berlabel. Peneliti juga akan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall dan F1-score.

Rumus yang digunakan sebagai berikut :

a. Akurasi

Metrik ini bertujuan mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap semua prediksi.

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

b. Presisi

Metrik ini digunakan untuk mengukur banyaknya prediksi *true* positif.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

c. Recall

Metrik ini berfungsi untuk mengukur performa model mendeteksi kelas positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

d. *F1-score*

Metrik ini digunakan untuk mengukur rata-rata dari presisi dan recall dan memberikan nilai keseimbangan antara keduanya.

$$F1 - Score = \frac{2x(Presisi \times Recall)}{Presisi+Recall} \tag{6}$$

Peneliti juga akan menggunakan *Confusion Matrix* guna mengevaluasi model. Tabel *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1. *Confusion Matrix*

| <i>Predicted Values</i> | <i>Actual Values</i> | |
|---------------------------|----------------------|-----------------|
| | <i>Positive</i> | <i>Negative</i> |
| <i>Predicted Positive</i> | TP | FP |
| <i>Predicted Negative</i> | FN | TN |

Analisis sentimen merupakan kategori *supervised learning* dimana model akan belajar dari data yang sudah berlabel. Berdasarkan Tabel 1 peneliti membandingkan dataset yang sudah diberi label sebelumnya akan dibandingkan dengan prediksi model yang sudah dilatih, dapat dilihat TP (*True Positive*) memiliki arti dimana data yang berlabel positif diprediksi juga oleh model sebagai positif, FP (*False Positive*) berarti data yang sebenarnya berlabel negatif namun di prediksi oleh model sebagai positif, sebaliknya pada TN (*True Negative*) dan FN (*False Negative*).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini akan membahas mengenai hasil analisis sentimen pengguna pada aplikasi Tokopedia berdasarkan komentar pada *platform Google Playstore* dan media sosial X dengan menggunakan algoritma CNN. Langkah awal yang dilakukan pada penelitian ini adalah mengumpulkan data melalui *text mining*, kemudian setelah data ulasan dikumpulkan akan di lanjutkan dengan pembersihan data pada proses *data preprocessing*, selanjutnya setelah data siap digunakan untuk pelatihan model langkah terakhir adalah evaluasi model. Pada evaluasi model peneliti akan menjelaskan rinci bagaimana performa model untuk mendeteksi emosional berdasarkan komentar, antara lain akurasi model, *confusion matrix*, dan beberapa *matrix* seperti akurasi, presisi, *recall* dan *F1 Score*, serta evaluasi lain seperti *wordcloud* untuk mengetahui kata yang paling sering muncul dalam masing masing kelas.

3.1 *Text Mining*

Penelitian ini mengumpulkan data ulasan pengguna melalui dua *platform* yaitu *Google Playstore* dan X dalam rentang waktu 2022 sampai dengan 2024, melalui *platform* media sosial X dengan menggunakan 15 kata kunci yang mewakili sentimen positif, netral dan negatif antara lain *korban tokopedia*, *layanan tokped*, *tokopediacare* dan diskon *tokped* mendapatkan data sebanyak 7496 data ulasan, melalui *platform Playstore* Tokopedia dibatasi hanya mengambil 10.000 data ulasan teratas. Berdasarkan data ulasan yang diambil dari dua *platform* tersebut peneliti mendapatkan 17496 data kotor, contoh data yang di ambil dari media sosial X dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil *Text Mining* Data x

| <i>Username</i> | <i>Komentar</i> |
|-----------------|---|
| Hyoakito | @alimheng @jntexpressid @tokopedia @TokopediaCare Dlu saya jg mkir gtu sbg pembeli. Tp trnyata sbg penjual jg bsa jd korban pas ketemu pembeli yg curang. Di youtube saja ad reviewer yg jual hp bkas review nya eh dpt pembeli yg curang jg. Jd smua pihak bsa jd pelaku ga cm penjual ataupun pihak jasa kirim tp pembeli jg. |
| HushinShibab | @islaminoiano07 @tokopedia @JNE_ID @TokopediaCare @JNECare @kegblgnunfaedh @kumparan @indozonemedia Saran saya sebaiknya ambil langkah hukum melaporkan ke polisi penjual di market place bisa dilakukan oleh konsumen selama korban mengalami kerugian diatas 2 5 juta. |
| Widi687616 | @islaminoiano07 @tokopedia @JNE_ID @TokopediaCare @JNECare @kegblgnunfaedh @kumparan @indozonemedia Marketplace harus berani putus kerja sama bareng jne kl sistemnya ga dibenerin makin banyak korban. Hey kurir pikir panjang kl mau berbuat kriminal kl putus kerja sama semua marketplace bisa di phk lu.. ingat kepercayaan no 1 |

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat data yang di dapatkan pada *platform* media sosial X masih terdapat banyak kata yang masih memiliki singkatan, tag atau huruf kapital, proses selanjutnya akan dilakukan pembersihan data yang sudah didapatkan melalui beberapa proses pada *data preprocessing*.

3.2 Data Preprocessing

Data ulasan yang diambil dari kedua *platform* tersebut masih sangat mentah atau kotor sehingga perlu dilakukan pembersihan data. Dalam Langkah *preprocessing* data ada beberapa Langkah terstruktur yang harus di lakukan antara lain:

- a. *Data Cleaning*: Proses menghapus duplikat data, *Case Folding*, menghapus tag, URL, emoji dan tanda baca. *Case Folding* adalah proses untuk menyamakan huruf dalam dataset teks ke dalam huruf kecil (*Lower Case*). Hasil dari proses ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Data Cleaning*

| Sebelum | Sesudah |
|--|--|
| @namtah_ @tokopedia @TokopediaCare Pak tokopedia tolong dong sudah banyak korban sama ekpesis | pak tokopedia tolong dong sudah banyak korban sama ekpesis |

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat perbedaan sebelum dan sesudah melewati proses *Data Cleaning* dimana proses ini meliputi penghapusan tag, URL dan mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil.

- b. *Normalisasi*: Proses ini adalah salah satu proses yang sangat penting dalam *preprocessing* data teks. Sebanyak 17496 data yang di ambil dari 2 platform terdapat banyak ulasan yang menggunakan kata-kata singkatan atau kata asing yang tidak di kenali dalam KBBI, hal ini tentu membutuhkan perbaikan atau substitusi teks, terdapat 115 kata yang digunakan peneliti pada proses normalisasi seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4. Proses ini sangat penting dilakukan sebelum pelabellan data agar lebih akurat dalam menentukan sentiment dari sebuah ulasan.

```

norm = {
    "dlu" : "dulu", "dl" : "dulu", "jg" : "juga", "mkir" : "mikir", "sbg" : "sebagai",
    "dpt" : "mendapatkan", "bgt" : "banget", "sm" : "sama", "kaga" : "kagak", "udh" : "sudah",
    "sus" : "mencurigakan", "pd" : "pada", "bnyk" : "banyak", "jd" : "jadi", "krn" : "karena",
    "yg" : "yang", "org" : "orang", "blm" : "belum", "nymp" : "sampai", "tokped" : "tokopedia",
    "ga" : "gak", "hack" : "retas", "kpd" : "kepada", "tdk" : "tidak", "sender" : "pengirim",
    "toko ijo" : "tokopedia", "erng" : "menang", "kalo" : "kalau", "klo" : "kalau", "kalau" : "kalau",
    "lgi" : "lagi", "gmn" : "gimana", "sdh" : "sudah", "tsp" : "tersebut", "se" : "se",
    "sy" : "saya", "gua" : "saya", "prlu" : "perlu", "gw" : "saya", "dr" : "dari", "di" : "di",
    "udh" : "sudah", "VA" : "virtual akun", "kyk" : "seperti", "di" : "dalam", "ttg" : "tentang",
    "gubris" : "merespon", "jaid" : "jadi", "liat" : "lihat", "btw" : "ngomong ngomong", "nar" : "nomor",
    "bngr" : "banget", "bnget" : "banget", "sdh" : "sudah", "bnyk" : "banyak", "klen" : "kalian",
    "kwatir" : "khawatir", "org" : "orang", "abis" : "sesudah", "guys" : "guys", "jk" : "jika",
    "min" : "admin", "ngkn" : "mungkin", "lngsng" : "langsung", "krna" : "karena"
}

def normalisasi(str_text):
    for i in norm:
        str_text = str_text.replace(i, norm[i])
    return str_text

df['komentar'] = df['komentar'].apply(lambda x: normalisasi(x))
    
```

Gambar 4 Source Code Normalisasi teks

Berdasarkan Gambar 4 dapat dilihat beberapa kata yang digunakan pada proses normalisasi teks, dimana tujuannya adalah mengubah komentar menjadi kata baku, seperti *dlu* menjadi *dulu* dan *gubris* menjadi *merespon*.

- c. *Stopword Removal*: proses menghapus kata yang kurang berbobot pada suatu *dataset* teks seperti kata penghubung guna meningkatkan kualitas dataset. Dalam proses ini peneliti menggunakan library Sastrawi karena library ini dapat digunakan untuk mereduksi kata kata dalam Bahasa Indonesia [27]. Hasil dari proses ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Stopword Removal*

| Sebelum | Sesudah |
|--|--|
| Saran saya sebaiknya ambil langkah hukum melaporkan ke polisi penjual di market place bisa dilakukan oleh konsumen selama korban mengalami kerugian diatas 2 5 juta. | saran baik ambil langkah hukum lapor polisi jual market place laku konsumen lama korban alami rugi atas 2 5 juta |

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat hasil sebelum dan sesudah proses *stopword removal*, dimana proses ini menghapus kata yang kurang berbobot dalam teks, seperti *melaporkan* menjadi *lapor*.

- d. *Tokenisasi*: Proses untuk memecah kalimat atau teks ulasan menjadi kata individual atau token. Hasil dari proses ini dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *Tokenisasi*

| Sebelum | Sesudah |
|--|--|
| saran baik ambil langkah hukum lapor polisi jual market place laku konsumen lama korban alami rugi atas 2 5 juta | [saran baik ambil langkah hukum lapor polisi jual market place laku konsumen lama korban alami rugi atas 2 5 juta] |

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat hasil sebelum dan sesudah proses *Tokenisasi* dimana hasil sesudah proses ini adalah setiap baris komentar di pecah pada setiap kalimat.

- e. Stemming: Proses mentransformasi sebuah kata menjadi kata dasar (*root*) seperti membeli jadi beli. Dalam proses ini peneliti juga memanfaatkan *library* sastrawi, contoh *output* dalam proses ini dapat di lihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil *Stemming*

| Sebelum | Sesudah |
|---|--|
| tampilan ui secara keseluruhan bikin nyaman di mata dan <i>customer journey</i> nya lebih enak. Meskipun saya rasa tampilannya lebih bagus sebelum Tokopedia merger sama TikTok | tampil ui seluruh bikin nyaman mata <i>customer journey</i> nya lebih enak meskipun rasa tampilan lebih bagus tokopedia merger sama tiktok |

Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat hasil sebelum dan sesudah proses *stemming*, dimana dalam proses ini hasil yang didapatkan adalah kata dasar dari setiap kata dalam komentar seperti *tampilan* menjadi *tampil*.

3.3 Labelling Data

Proses pelabelan data pada penelitian ini dilakukan secara otomatis menggunakan *pre-trained IndoBERT Base Model* dikarenakan jumlah data yang tidak memungkinkan untuk dilakukan pelabelan data secara manual. *IndoBERT Base Model* adalah model berbasis *Transformer* yang sudah dilatih dengan jumlah *dataset* yang sangat besar berbahasa Indonesia yang mencakup 4 miliar kata dan 250 juta kalimat sehingga lebih sesuai dalam memahami konteks ulasan dalam bahasa Indonesia dibandingkan model berbasis aturan atau pendekatan klasik seperti *TF-IDF* [28]. *IndoBERT* memiliki performa lebih baik dalam berbagai tugas NLP Bahasa Indonesia, termasuk analisis sentimen, karena kemampuannya dalam menangkap hubungan kata yang lebih kompleks. Penelitian ini membagi 15751 *dataset* komentar menjadi 3 kelas yaitu positif, negatif dan netral, setelah dilakukan pelabelan secara otomatis di dapatkan data pada kelas negatif sebanyak 8885 komentar, 3860 komentar netral dan 3006 komentar positif. Data masing masing kelas setelah dilakukan pelabelan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil *labelling*

| Komentar | Sentimen | Score |
|--|----------|--------------------|
| udah banyak banget korban sama kalau salah lama ada kasusnya sama | Negatif | 0.995876669883728 |
| jualan tokopedia bakal dipotong biaya layanan kaya shopee ya | Netral | 0.8606836795806885 |
| emang mantep deh layanan carenya tokopedia semoga dicontoh sih sama ecomm hahaha | Positif | 0.9945981502532959 |

Tabel 7 menunjukkan hasil pelabelan yang didapatkan menggunakan *pre-trained IndoBERT model*. Setiap kalimat memiliki bobot pelabelan yang didapatkan pada setiap sentimen, bobot pelabelan memiliki arti dimana semakin tinggi *score* yang didapatkan, semakin akurat sentimen yang diprediksi oleh model saat pelabelan otomatis dilakukan.

3.4 Pembagian Dataset

Dataset yang sudah melewati proses pembersihan dan pelabelan akan di bagi menjadi 3 folder yaitu data latih, validasi dan uji, komposisi pembagian dataset pada penelitian ini adalah 70% data latih, 20% validasi, dan 10% uji. Data latih akan digunakan model untuk mempelajari pola dan hubungan pada data kemudian data validasi akan digunakan untuk memeriksa kemajuan model selama proses pelatihan tanpa menggunakan data uji [29]. terdapat dua kelas yang digunakan sebagai input ke model yaitu kelas X yang mewakili komentar, dan kelas Y yang mewakili sentimen karena penelitian ini menggunakan *supervised learning* dimana model *machine learning* akan belajar dari data yang sudah berlabel. Berdasarkan rasio dataset pada penelitian ini terdapat 11025 komentar data pada data latih, 3150 pada data validasi dan 1576 pada data uji.

3.5 Modelling

Penelitian ini menggunakan arsitektur Model CNN untuk melatih data guna menganalisis emosional dari masing masing komentar. Eksperimen dilakukan sebanyak 20 kali untuk memilih arsitektur Model terbaik dengan akurasi tertinggi dengan mengubah jumlah *epoch*, jumlah filter pada layer *convolution*, susunan *layer*, dan *learning rate* yang digunakan. Pada Tabel 8 terdapat beberapa contoh arsitektur Model yang digunakan saat proses eksperimen dilakukan.

Tabel 8. Eksperimen Model

| Eksperimen | Susunan Layer | Learning Rate | Epoch | Hasil |
|------------|--|---------------|-------|--|
| 1 | <i>Conv1D(64, 5, relu), BatchNormalization(), Dropout(0.4), GlobalMaxPooling1D(), Dense(32, relu, l2(0.01)), Dropout(0.4),</i> | 0.001 | 10 | <i>accuracy: 0.9794 loss: 0.0875 val_accuracy: 0.8016 val_loss: 0.8085</i> |



| | | | | |
|---|--|--------|----|--|
| | <i>Dense(3, softmax)</i> | | | |
| 2 | <i>Conv1D(128, 5, relu), Dropout(0.5), GlobalMaxPooling1D(), Dense(32, relu, l2(0.001)), Dropout(0.4), Dense(3, softmax)</i> | 0.0001 | 12 | <i>accuracy: 0.9574 loss: 0.2027 val_accuracy: 0.8204 val_loss: 0.5073</i> |
| 3 | <i>Conv1D(64, 5, relu), Dropout(0.4), GlobalMaxPooling1D(), Dense(32, relu, l2(0.001)), Dropout(0.4), Dense(3, softmax)</i> | 0.0001 | 15 | <i>accuracy: 0.9515 loss: 0.1966 val_accuracy: 0.8255 val_loss: 0.4875</i> |

Berdasarkan Tabel 8 dapat dilihat beberapa eksperimen yang telah dilakukan, Model ke 3 memiliki performa terbaik dibandingkan dengan arsitektur lain yang digunakan saat eksperimen karena pada Model tersebut memiliki akurasi tertinggi dan *loss* yang paling rendah pada data validasi. Arsitektur Model CNN yang dirancang pada penelitian ini memiliki beberapa lapisan utama antara lain *Embedding Layer*, *Convolutional Layer*, *GlobalMax Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer* dan *Output Layer*. *Embedding Layer* bertujuan untuk mengkonversi angka menjadi representasi vektor yang dapat menangkap hubungan semantic dalam kalimat [30]. Proses transformasi data teks menjadi numerik dilakukan sebelum digunakan sebagai input ke Model melalui *tokenizer*, *padded* dan *embedding*, ada beberapa *variable* yang digunakan antara lain *Vocab_size* = 10.000, *Max_length* = 100, *Embedding_dim* = 100. Adapun arsitektur Model yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 9.

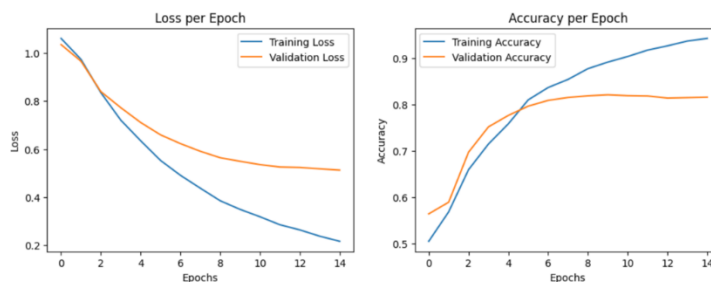
Tabel 9. Arsitektur Model

| <i>Layers</i> | <i>Output Shape</i> | <i>Parameters</i> |
|---|---------------------|-------------------|
| <i>Embedding</i> | (None, 100, 100) | 1.000.000 |
| <i>Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation='relu')</i> | (None, 96, 64) | 32.064 |
| <i>Dropout(0.4)</i> | (None, 96, 64) | 0 |
| <i>GlobalMaxPooling1D</i> | (None, 64) | 0 |
| <i>Dense(32, activation='relu', L2(0.001))</i> | (None, 32) | 2.080 |
| <i>Dropout(0.4)</i> | (None, 32) | 0 |
| <i>Output(3, activation='softmax')</i> | (None, 3) | 99 |

Pada Tabel 9 dapat dilihat arsitektur model yang akan digunakan pada penelitian ini, pada layer *convolution* filter yang digunakan adalah 64 dengan aktivasi yang digunakan adalah *relu*, dan beberapa layer lainnya seperti pooling dan dropout yang digunakan untuk mengurangi overfitting pada model. Data yang sebelumnya telah diproses akan di latih menggunakan arsitektur Model yang telah dibuat dengan menggunakan 15 *epoch* dan terdapat 345 *batch* pada setiap *epoch* selama pelatihan.

3.6 Evaluasi

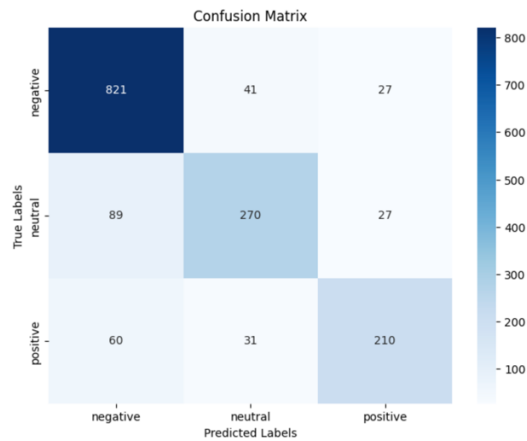
Pada bagian evaluasi, penelitian ini akan membahas performa Model yang telah dilatih dengan menggunakan dataset yang sudah melewati beberapa proses pembersihan. Evaluasi dilakukan dengan mengukur tingkat akurasi model selama proses pelatihan guna mengetahui kualitas dan efektivitas model [31]. Penelitian ini menganalisis hasil prediksi menggunakan confusion matrix dan metrik evaluasi lainnya, seperti presisi, recall, dan F1-score. Tahap pertama dalam mengevaluasi performa Model adalah dengan melihat akurasi dan loss selama proses pelatihan, hasil yang didapatkan dari pelatihan model dengan menggunakan 15 epoch selama pelatihan mendapat nilai akurasi 94.12% pada data latih dan 82.55% pada data uji. Adapun grafik akurasi selama pelatihan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Pelatihan

Berdasarkan Gambar 5 pada grafik *Loss per Epoch* terlihat bahwa baik training loss maupun validation loss mengalami penurunan secara konsisten. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dari data secara efektif.

Meskipun terdapat sedikit gap antara *training loss* dan *validation loss* pada *epoch* terakhir, model tetap menunjukkan generalisasi yang baik. Pada grafik *Accuracy* menggambarkan bahwa akurasi *training* dan *validation* meningkat seiring bertambahnya *epoch* namun stabil saat melewati *epoch* 7. Model menunjukkan performa yang stabil dengan akurasi *validation* dan dapat bekerja dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. *Confusion matrix* dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model memprediksi masing masing kelas sentimen pada data. Pada Gambar 6 dapat dilihat evaluasi *confusion matrix* yang didapat setelah proses pelatihan dilakukan.



Gambar 6. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 6 Model cukup baik dalam mengenali kelas negatif, tetapi memiliki kesalahan tinggi dalam mengenali kelas netral dan positif, yang berarti banyak data dari kelas ini diklasifikasikan ke kelas lain. Hal ini terjadi karena ketidakseimbangan data pada masing masing kelas, dimana pada kelas negatif mewakili 56.41% dari data yang digunakan pada penelitian ini, namun jika dilihat pada grafik akurasi Model memiliki performa yang cukup baik. Pada penelitian ini, model dievaluasi menggunakan metrik *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi berdasarkan hasil pengujian pada data uji sebanyak 1.576 sampel. Tabel 10 menunjukkan *classification report* yang diperoleh setelah proses training dilakukan.

Tabel 10. Classification Report

| | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negatif | 0.85 | 0.92 | 0.88 | 889 |
| Netral | 0.79 | 0.70 | 0.74 | 386 |
| Positif | 0.80 | 0.70 | 0.74 | 301 |
| Accuracy | | | 0.83 | 1576 |
| Macro Avg | 0.81 | 0.77 | 0.79 | 1576 |
| Weighted avg | 0.82 | 0.83 | 0.82 | 1576 |

Berdasarkan Tabel 10 *confusion matrix* yang didapatkan setelah pelatihan Model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi 83%. Namun, Model lebih baik dalam mengenali kelas negatif dibandingkan kelas lain yang terlihat dari nilai *recall* dan *F1-score* yang lebih tinggi pada kelas negatif. Hal ini menunjukkan bahwa model masih dapat dioptimalkan dalam membedakan sentimen netral dan positif untuk meningkatkan akurasi keseluruhan. Langkah terakhir dalam evaluasi ini adalah wordcloud, wordcloud dibutuhkan dalam sebuah analisis sentimen guna mengetahui kata yang paling sering muncul pada masing masing kelas. Adapun wordcloud yang didapatkan pada masing masing kelas dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Wordcloud Sentimen

Berdasarkan Gambar 7 data menunjukkan bahwa sentimen positif didominasi oleh kata-kata seperti *diskon*, *promo* dan *mudah* yang mencerminkan kepuasan pengguna, sedangkan sentimen netral berisi kata-kata informatif seperti *cek*, *kode* dan *belanja*, sementara sentimen negatif didominasi oleh keluhan terkait *pengiriman*, *kurir* dan *sistem* yang mengindikasikan permasalahan layanan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menerapkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menganalisis sentimen pengguna Tokopedia berdasarkan ulasan dari *Google Playstore* dan media sosial X. Proses penelitian mencakup tahapan pengumpulan data melalui *text mining*, *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan data dari elemen yang tidak relevan, pelabelan sentimen secara otomatis dengan memanfaatkan *pre-trained model IndoBERT*, pembagian *dataset* menjadi data latih, validasi, dan uji, perancangan arsitektur model yang akan digunakan serta evaluasi model setelah proses pelatihan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi 83%, dengan performa terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pada kelas negatif. Namun model masih menghadapi tantangan dalam membedakan ulasan netral dan positif, yang disebabkan oleh ketidakseimbangan jumlah data di setiap kelas. Selain itu penggunaan *wordcloud* dalam evaluasi model menunjukkan bahwa kata-kata yang sering muncul dalam ulasan negatif berkaitan dengan layanan pelanggan dan kualitas produk, sedangkan ulasan positif lebih banyak terkait dengan kemudahan transaksi dan promo. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam penerapan *deep learning* untuk analisis sentimen di industri *e-commerce* khususnya Tokopedia. Pemahaman yang lebih baik terhadap sentimen pengguna, perusahaan dapat meningkatkan strategi layanan guna meningkatkan kepuasan pelanggan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengumpulkan lebih banyak data agar distribusi kelas lebih seimbang, menerapkan proses *data augmentation* seperti *synonym replacement* dan mengeksplorasi penggunaan *pre-trained model* yang telah dilatih dengan dataset besar dalam bahasa Indonesia, seperti *IndoBERT* atau *IndoNLU* untuk meningkatkan akurasi dalam menganalisis sentimen pengguna.

REFERENCES

- [1] Pusat Data dan Sistem Informasi, *Perdagangan Digital (E-Commerce) Indonesia Periode 2023*, Kementerian Perdagangan Republik Indonesia, 2024. [Online]. Available: <https://satudata.kemendag.go.id/ringkasan/produk/perdagangan-digital-e-commerce-indonesia-periode-2023>. [Accessed: Dec. 22, 2024]
- [2] W. Kurnia, "Sentimen Analisis Aplikasi E-Commerce Berdasarkan Ulasan Pengguna Menggunakan Algoritma Stochastic Gradient Descent," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi* vol. 4, no. 1, pp. 138–143, 2023, doi: 10.33365/jtsi.v4i2.2561.
- [3] R. Apriani *et al.*, "Analisis Sentimen Dengan Naïve Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia," *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra* vol. 6, no. 01, 2019, doi : 10.52005/rekayasa.v6i1.86.
- [4] J. A. Pramesthi, "Pengaruh BTS sebagai Brand Ambassador Tokopedia terhadap Brand Switching," *Preprint*, Jun. 2020, doi: 10.13140/RG.2.2.27640.67842/2. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/341867917_Pengaruh_BTS_Sebagai_Brand_Ambassador_Tokopedia_Terhadap_Brand_Switching. [Accessed: Dec. 23, 2024]
- [5] A. Safira and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, 2023, doi : 10.31849/zn.v5i1.12856.
- [6] S. N. Listyarini and D. A. Anggoro, "Analisis Sentimen Pilkada di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Convolution Neural Network (CNN)," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 1, no. 7, pp. 261–268, Jul. 2021, doi: 10.52436/1.jpti.60.
- [7] F. Rumaisa, Y. Puspitarani, A. Rosita, A. Zakiah, and S. Violina, "Penerapan Natural Language Processing (NLP) Di Bidang Pendidikan," *Jurnal Inovasi Masyarakat*, vol. 01, no. 3, 2021 doi: 10.33197/jim.vol1.iss3.2021.799.
- [8] M. H. A. Sunata, F. Irwiensyah, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Calon Presiden 2024 di Media Sosial X Menggunakan Naive Bayes dan SMOTE," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 3, p. 1313, Jul. 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7708.
- [9] A. Faadilah, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia di Google Play Store Menggunakan Metode Long Short Term Memory," Skripsi, Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 2020
- [10] S. M. Salsabila, A. Murtopo, A. Nurul Fadhilah, "Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 11, no. 2, 2022, DOI: 10.33395/jmp.v11i2.11640.
- [11] M. I. Putri and I. Kharisudin, "Penerapan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) Terhadap Analisis Sentimen Data Review Pengguna Aplikasi Marketplace Tokopedia," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 5, pp. 759–766, 2022, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/prisma/article/download/54577/21107/>. [Accessed: Dec. 23, 2024]
- [12] A. Syah, F. Nurdiyansyah, and A. Y. Rahman, "Analisis Sentimen Aplikasi Shopee, Tokopedia, Lazada Dan Blibli Menggunakan Leksikon Dan Random Forest," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, Oct. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3S1.5155.
- [13] I. Saputra *et al.*, "Analisis Sentimen Pengguna Marketplace Bukalapak dan Tokopedia di Twitter Menggunakan Machine Learning," *Faktor Exacta*, vol. 13, no. 4, p. 200, Feb. 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v13i4.7074.
- [14] R. Maulana *et al.*, "Komparasi Algoritma Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Pada Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi Tokopedia," *Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika*, vol. 17, no. 2, doi: 10.47111/JTI.
- [15] A. Ernawati, A. Ofta Sari, S. Nurhaliza Sofyan, M. Iqbal, and R. Farta Wijaya, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen Review Pengguna Tokopedia pada Produk Kesehatan," *Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol. 4, no. 4, pp. 533–543, 2023, doi: 10.47065/bit.v3i1.



- [16] A. Mustofa and R. Novita, “Klasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat Menggunakan Text Mining Pada Twitter,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 1, Jun. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1628.
- [17] T. Ridwansyah, “Implementasi Text Mining Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dunia Di Twitter Terhadap Kota Medan Menggunakan K-Fold Cross Validation Dan Naïve Bayes Classifier,” *Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 5, pp. 178–185, 2022, doi : 10.30865/klik.v2i5.362.
- [18] T. Hardiani, “Analisis Clustering Kasus Covid 19 di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 11, no. 2, pp. 156–165, Aug. 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i2.45376.
- [19] R. D. Himawan dan E. Eliyani, “Perbandingan Akurasi Analisis Sentimen Tweet terhadap Pemerintah Provinsi DKI Jakarta di Masa Pandemi,” *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vo. 07, no. 1, 2021, doi: 10.26418/jp.v7i1.41728.
- [20] P. L. Parameswari and Prihandoko, “Penggunaan Convolutional Neural Network Untuk Analisis Sentimen Opini Lingkungan Hidup Kota Depok Di Twitter,” *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 27, no. 1, pp. 29–42, 2022, doi: 10.35760/tr.2022.v27i1.4671.
- [21] N. L. P. C. Savitri, R. A. Rahman, R. Venyutzky, and N. A. Rakhmawati, “Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Sekolah Daring pada Twitter Menggunakan Supervised Machine Learning,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 1, Apr. 2021, doi: 10.28932/jutisi.v7i1.3216.
- [22] B. A. Yuniarossy *et al.*, “Analisis Sentimen Terhadap Isu Feminisme Di Twitter Menggunakan Model Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, vol. 5, no. 1, 2024, doi: 10.46306/lb.v5i1.585.
- [23] G. Y. Sitio, S. A. Rumapea, P. Lumbanraja “Analisis Sentimen Pindahan Ibu Kota Negara Di Media Sosial Twitter Menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, vol 03. No. 02, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.methodist.ac.id/index.php/methotika/article/view/2680>. [Accessed: Dec. 23, 2024]
- [24] A. S. Simbolon, N. I. Pangaribuan, and N. M. Aruan, “Analisis Sentimen Aplikasi E-Learning Selama Pandemi Covid-19 Dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Convolutional Neural Network,” *Seminastika*, vol. 3, no. 1, pp. 16–25, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.236.
- [25] E. Y. Hidayat and D. Handayani, “Penerapan 1D-CNN untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Kosmetik Berdasar Female Daily Review,” *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 153–163, Jan. 2023, doi: 10.25077/teknosi.v8i3.2022.153-163.
- [26] S. Sartini, “Analisis Sentimen Twitter Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *Skripsi, Program Studi Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Semarang*, 2020.
- [27] K. I. Gunawan and J. Santoso, “Multilabel Text Classification Menggunakan SVM dan Doc2Vec Classification Pada Dokumen Berita Bahasa Indonesia,” *Journal of Information System, Graphics, Hospitality and Technology*, vol. 3, no. 01, pp. 29–38, Apr. 2021, doi: 10.37823/insight.v3i01.126.
- [28] R. Merdiansah, S. Siska and A. Ali Ridha, “Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024, doi : 10.55338/jikomsi.v7i1.2895.
- [29] N. T. Adam, Z. A. Tyas, and T. Hardiani, “Deteksi Gestur Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Deep learning SSD MobileNet V2 FPNLite,” *Sainteks*, vol. 21, no. 2, p. 129, Oct. 2024, doi: 10.30595/sainteks.v21i2.24006.
- [30] W. Astriningsih, “Identifikasi Multi Aspek dan Sentimen Analisis pada Review Hotel Menggunakan Deep learning,” Yogyakarta,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 03, 2023. [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/download/5321/1603/>. [Accessed: Dec. 23, 2024]
- [31] T. Hardiani and E. P. Silmina, “Comparative Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithms in New Student Admission,” *International Journal of Informatics and Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 1–11, Dec. 2024 doi : 10.35842/ijicom.v6i2.91.