

PERBANDINGAN KINERJA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK, RECURRENT NEURAL NETWORK DAN LONG SHORT TERM MEMORY DALAM ANALISIS SENTIMEN

Emiliano Sefri Bere, Yampi R Kaesmetan

Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang Jl. Perintis Kemerdekaan, Kayu Putih, Kota Kupang
Iyanbere09@gmail.com

ABSTRAK

Indonesia memiliki jumlah pengguna TikTok terbesar, dengan 157,6 juta pengguna, diikuti oleh Amerika Serikat dengan 120,5 juta pengguna. Beberapa hashtag populer yang berkaitan dengan Jokowi di TikTok antara lain #jokowi (769,3 ribu postingan), #jokowidodo (278,6 ribu postingan), dan #presidenjokowi (115,5 ribu postingan). Selama dua periode masa jabatan sebagai Presiden, Jokowi menerima jutaan komentar, baik positif maupun negatif, dari masyarakat Indonesia di TikTok. Penelitian ini menggunakan metode deep learning dengan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), Recurrent Neural Network (RNN), dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna TikTok terhadap Jokowi serta mengevaluasi performa deep learning dalam klasifikasi sentimen. Dalam penelitian ini, 1.029 komentar berhasil diklasifikasikan menjadi sentimen positif (529 komentar) dan negatif (500 komentar) menggunakan model LSTM, dengan hasil akurasi 86%, presisi 86%, recall 89%, dan F1-score 87%, meskipun terdapat 24 sampel False Positive (FP). Perbandingan dengan model lainnya menunjukkan bahwa RNN memiliki performa terbaik, dengan akurasi 88%, presisi 91%, recall 91%, dan F1-score 91%, sementara CNN mencapai akurasi 84%, presisi 85%, recall 85%, dan F1-score 85%. Keunggulan RNN terkait dengan karakteristik dataset yang terdiri dari komentar pendek, di mana mekanisme memori pada LSTM tidak memberikan peningkatan kinerja yang signifikan.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Deep Learning, Jokowi, TikTok

1. PENDAHULUAN

Menurut data dari Statista [1], TikTok kini memiliki lebih dari 1,8 miliar pengguna aktif bulanan di seluruh dunia pada tahun 2024, dengan Indonesia berada di posisi teratas dengan 157,6 juta pengguna aktif, diikuti oleh Amerika Serikat dengan 120,5 juta pengguna aktif. Pengguna aktif TikTok di Indonesia sebagian besar terdiri dari mereka yang berusia antara 18 hingga 24 tahun (40%), sementara 37% lainnya berusia 25 hingga 34 tahun [2].

Fenomena diskusi politik di TikTok semakin meningkat [3], terutama terkait kebijakan pemerintah dan kinerja pemimpin negara [4]. Salah satu tokoh yang sering menjadi sorotan di TikTok adalah Joko Widodo, mantan Presiden Indonesia. Beberapa kebijakan yang dikeluarkan selama masa pemerintahannya, seperti pemberian grasi kepada terpidana korupsi, pengesahan Undang-Undang Cipta Kerja, serta regulasi terkait minuman keras, menimbulkan beragam reaksi dari masyarakat [5]. Perdebatan mengenai kemungkinan perpanjangan masa jabatan Presiden Jokowi hingga tiga periode juga menjadi topik hangat di platform ini.

Beragam opini publik mengenai kinerja Presiden Jokowi di TikTok tercermin dalam komentar yang dapat dikategorikan sebagai sentimen positif, negatif, atau netral. Untuk menggali pola opini masyarakat dengan lebih mendalam, diperlukan analisis sentimen berbasis kecerdasan buatan.

Penelitian ini memanfaatkan metode deep learning untuk mengklasifikasikan tanggapan masyarakat terhadap kinerja Jokowi di TikTok. Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan

pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) [4], diterapkan untuk mendeteksi pola hubungan dalam komentar-komentar tersebut. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan kinerja LSTM dengan algoritma deep learning lainnya, seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan RNN, untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat. Pendekatan deep learning memiliki keunggulan dalam memahami struktur bahasa alami dengan menjaga konteks historis dalam teks. Algoritma ini mampu memproses data dalam jumlah besar secara efisien dan menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode tradisional. Oleh karena itu, penelitian ini berperan dalam memetakan opini publik terhadap kebijakan pemerintah di media sosial,

khususnya TikTok, dan menjadi referensi bagi penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam analisis sosial dan politik [6]. Dengan semakin meningkatnya interaksi politik di platform digital, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan baru bagi para akademisi, pembuat kebijakan, dan masyarakat umum dalam memahami persepsi publik terhadap kepemimpinan nasional. Penelitian ini juga menunjukkan potensi penggunaan deep learning dalam menganalisis respons masyarakat secara lebih objektif dan terstruktur.

2. TINJAUAN PUSTAKA

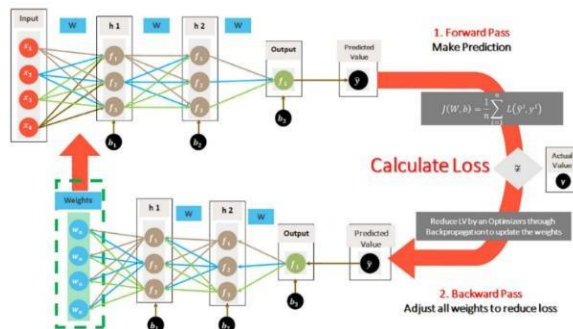
Penelitian sebelumnya mengenai pengklasifikasian respons pengguna media sosial dengan metode LSTM menjadi referensi utama dalam studi ini. Amelia et al. [7] melakukan analisis sentimen pada grup WhatsApp menggunakan LSTM dan

memperoleh akurasi sebesar 76% untuk data uji serta 71% untuk data pelatihan. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Luthfanida [8] membandingkan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam analisis sentimen terkait Presiden Jokowi di Twitter, dengan hasil bahwa SVM memiliki akurasi tertinggi, yaitu 95,42%.

Penelitian lain oleh Pipin et al. [9] menganalisis opini masyarakat terhadap kebijakan MBKM di Twitter menggunakan metode LSTM dan mendapatkan akurasi sebesar 80,42% dengan berbagai kategori sentimen. Selain itu, Munasatya dan Novianto [10] menggunakan Multi-Layer Perceptron untuk analisis sentimen terhadap Presiden Jokowi dan memperoleh akurasi sebesar 93,26%. Studi yang dilakukan oleh Astari dan Rozaqi [11] juga membahas analisis emosi di media sosial dengan metode LSTM, yang menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 89,45%.

Sementara itu, penelitian Irawan dan Rochmah [4] membandingkan performa LSTM, Naïve Bayes, dan RNN dalam analisis sentimen tweet terkait COVID-19, dengan hasil bahwa LSTM memiliki akurasi tertinggi, yaitu 81%. Secara keseluruhan, berbagai studi ini menunjukkan bahwa metode deep learning, khususnya LSTM, memiliki performa yang baik dalam analisis sentimen di media sosial.

2.1. Recurrent Neural Network



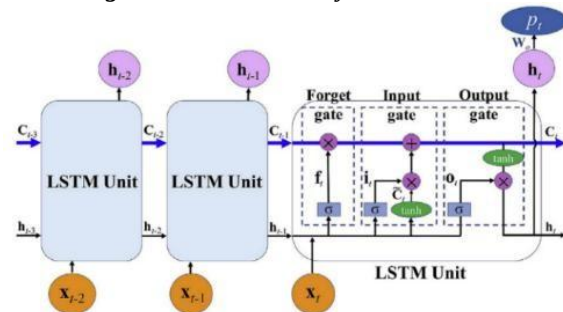
Gambar 1. Pelatihan RNN

Metode *Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan salah satu model *deep learning* yang banyak digunakan dalam klasifikasi sentimen, terutama untuk menangani data sekuensial seperti teks, audio, dan video [13]. RNN terdiri dari serangkaian unit yang saling terhubung, di mana setiap unit memproses input eksternal yang merepresentasikan data saat ini dalam urutan, serta input internal yang berfungsi sebagai memori dari informasi sebelumnya. Struktur ini memungkinkan RNN untuk mengenali hubungan antar elemen dalam suatu rangkaian data [14].

Dalam penerapannya, RNN menggunakan representasi kata terdistribusi dengan terlebih dahulu mengubah token teks menjadi vektor, yang kemudian disusun dalam bentuk matriks. Sementara itu, Long Short-Term Memory (LSTM) dikembangkan sebagai

arsitektur yang lebih canggih untuk mengatasi keterbatasan RNN konvensional [8]. RNN sering dibandingkan dengan LSTM karena kemampuannya dalam menangani data sekuensial dan mempertahankan informasi dari unit sebelumnya, sehingga sangat sesuai untuk pemrosesan teks, khususnya dalam analisis sentimen.

2.2. Long Short Term Memory



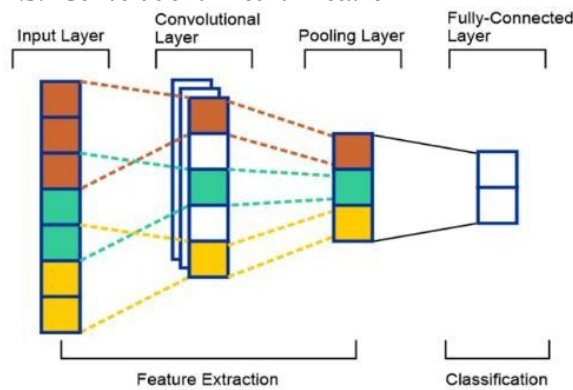
Gambar 2. Arsitektur LSTM

Term Memory (LSTM) telah digunakan secara luas dalam berbagai tugas yang melibatkan data sekuensial, seperti pengenalan suara dan prediksi kegagalan mesin. Struktur arsitektur LSTM dapat dilihat pada Gambar 2. Dibandingkan dengan RNN dan metode pembelajaran mesin tradisional, LSTM terbukti memiliki keunggulan dalam beberapa tugas tertentu [15].

LSTM dapat dianggap sebagai versi lanjutan dari RNN yang dilengkapi dengan unit memori serta dua vektor utama, yaitu keadaan jangka pendek dan keadaan jangka panjang. Keadaan jangka pendek menyimpan keluaran dari proses sebelumnya, sementara keadaan jangka panjang mempertahankan informasi yang bertahan lebih lama dalam jaringan [16][17]. Seiring berjalannya waktu, keadaan sel dan keadaan tersembunyi terus diperbarui serta saling memengaruhi pada setiap langkah waktu. Keadaan tersembunyi berfungsi sebagai keluaran, sedangkan keadaan sel bersifat internal dan mengalami perubahan bersamaan dengan keadaan tersembunyi, yang pada akhirnya memengaruhi hasil keluaran [18].

Dalam proses pembelajaran, LSTM mengontrol aliran informasi melalui tiga gerbang utama: forget gate, input gate, dan output gate, sebagaimana ditunjukkan dalam arsitektur LSTM pada Gambar 2. Forget gate (f_t) berfungsi untuk menentukan informasi mana yang harus dihapus dari keadaan sel. Input gate (i_t) mengidentifikasi informasi baru yang akan dimasukkan ke dalam keadaan sel. Sementara itu, output gate (o_t) mengatur keluaran berdasarkan keadaan tersembunyi [19]. Dengan mekanisme gerbang ini, LSTM dapat secara efektif mengelola ketergantungan jangka panjang dengan mempertahankan dan memperbarui informasi secara selektif dari waktu ke waktu [20].

2.3. Convolutional Neural Network



Gambar 3. Arsitektur CNN

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jenis jaringan multilayer yang sering disebut sebagai fully-connected layer [21]. Dalam jaringan ini, output dari satu layer akan menjadi input bagi layer berikutnya. Secara umum, CNN terdiri dari tiga bagian utama, yaitu layer input, hidden layer, dan layer output.

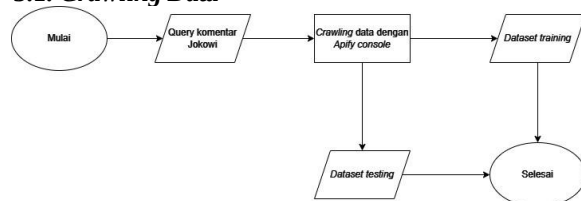
Penelitian ini mengadopsi arsitektur CNN sederhana seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3, sebagaimana dijelaskan dalam studi [22] Struktur CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu convolutional layer, max pooling layer, dropout layer, serta fully connected output layer [23]

Pada penelitian ini, parameter jaringan diatur dengan ukuran vektor sebesar 300, serta setiap layer convolutional memiliki 8 unit dengan filter berjumlah 16, 32, dan 64. Optimizer yang digunakan adalah Adam, karena dianggap sebagai metode optimasi yang paling efektif. Selain itu, fungsi aktivasi yang diterapkan adalah Rectified Linear Unit (ReLU), yang memiliki keunggulan dalam kompleksitas komputasi yang rendah [24].

3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, perangkat lunak RapidMiner digunakan sebagai alat untuk melakukan preprocessing terhadap 1.027 data yang diperoleh melalui proses crawling dari aplikasi TikTok menggunakan Apify Console. Data yang berupa komentar tersebut kemudian diberi label sebagai positif atau negatif. Selanjutnya, data tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan rasio pembagian 80:20.

3.1. Crawling Data

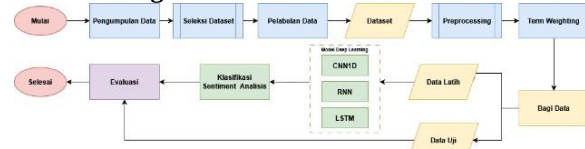


Gambar 4. Alur pengumpulan data

Pada tahap ini, data dikumpulkan dari media

sosial TikTok dalam bentuk teks komentar berbahasa Indonesia. Proses pengambilan data dilakukan dengan menggunakan query "Jokowi", sehingga hanya komentar yang mengandung kata tersebut yang dikumpulkan.

3.2. Rancangan Sistem



Gambar 5. Rancangan sistem

Rancangan sistem dibuat untuk memberikan gambaran mengenai alur setiap proses dari sistem algoritma yang akan dibangun. Alur proses pada gambar 5 yaitu :

- Pengambilan data berupa komentar respons masyarakat terhadap Jokowi di TikTok menggunakan Apify Console.
- Data yang telah diambil diberikan label sentimen.
- Kemudian masuk tahap *preprocessing*, yaitu *cleansing data*.
- Tahap *term weighting* yaitu pembobotan term (kata).
- Data bersih (*dataset*) dibagi menjadi data latih dan data uji (80:20).
- Data latih akan dimasukkan ke dalam model pelatihan algoritma CNN1D, RNN dan LSTM.
- Data uji akan diklasifikasikan menggunakan model algoritma yang telah dilatih.
- Hasil klasifikasi akan diuji menggunakan *confusion matrix*.

3.3. Pemodelan RNN

Tabel 1. Model RNN

Layer	Parameters
RNN_1	Filters = 64
RNN_2	Filters = 32
Dropout	Rate = 0.5
Aktivasi	Relu
Flatten	None
Output	Units = 1, Aktivasi = Sigmoid

3.4. Pemodelan CNN1D

Tabel 2. Model CNN1D

Layer	Parameters
Conv1D_1	Filters = 64, Kernel Size = 3, Aktivasi = ReLU
MaxPooling1D_1	Pool Size = 2
Conv1D_2	Filters = 32, Kernel Size = 3, Aktivasi = ReLU
MaxPooling1D_2	Pool Size = 2
Flatten	None
Dense_1	Units = 64, Aktivasi = ReLU
Dropout	Rate = 0.5
Dense (Output Layer)	nits = 1, Aktivasi = Sigmoid

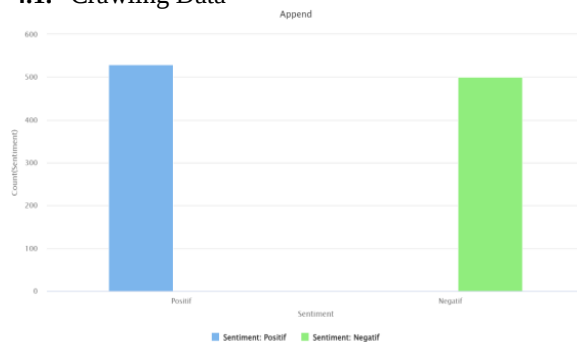
3.5. Pemodelan LSTM

Tabel 3. Model LSTM

<i>Hyperparameter</i>	<i>Nilai</i>	<i>Keterangan</i>
<i>Model</i>	Sequential	Model Keras Sequential
<i>LSTM_Layer 1</i>	128 neuron	Fully Connected Layer dengan 128 neuron
<i>Aktivasi Layer 1</i>	ReLU	Fungsi aktivasi Rectified Linear Unit
<i>Dropout 1</i>	0.5	Regularisasi dengan Dropout 50%
<i>LSTM_Layer 2</i>	64 neuron	Fully Connected Layer dengan 64 neuron
<i>Aktivasi Layer 2</i>	ReLU	Fungsi aktivasi Rectified Linear Unit
<i>Dropout 2</i>	0.5	Regularisasi dengan Dropout 50%
<i>Output Layer</i>	1 neuron	Fully Connected Layer dengan 1 neuron (output)
Aktivasi Output	Sigmoid	Fungsi aktivasi untuk klasifikasi biner
<i>Input Shape</i>	shape	Ukuran fitur input dari hasil transformasi TF-IDF

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Crawling Data

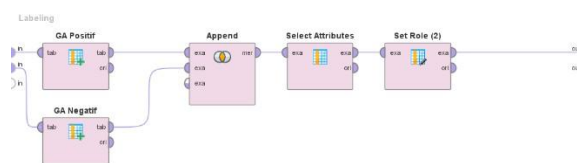


Gambar 6. Hasil crawling data

Data komentar yang diambil adalah 1029 data, terdiri dari 529 komentar positif dan 500 komentar negative.

4.1. Labelling

Data dari satu file Excel dengan dua sheet (positif dan negatif) dibaca menggunakan *Read Excel Data Pos* dan *Read Excel Data Neg*. Selanjutnya, *Generate Attributes* digunakan untuk menambahkan atau memodifikasi atribut. Kedua dataset kemudian digabungkan dengan *Append*, lalu atribut yang relevan dipilih melalui *Select Attributes*. Hasil akhir disimpan ke file Excel baru menggunakan *Write Excel*, sehingga data siap untuk analisis lebih lanjut.

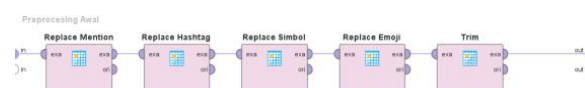


Gambar 7. Alur pelabelan data

4.2. Pembersihan Data

Tahapan Preprocessing Awal bertujuan membersihkan data teks sebelum analisis. Proses dimulai dengan *Replace Mention* untuk menghapus tag pengguna, diikuti *Replace Hashtag* untuk menghilangkan tanda "#". Selanjutnya, *Replace Simbol* menghapus karakter tak relevan, *Replace Emoji* menangani emotikon yang dapat memengaruhi makna teks, dan *Trim* menghapus spasi berlebih. Langkah-langkah ini menyederhanakan teks,

memastikan data lebih rapi, serta meningkatkan akurasi model dalam analisis sentimen



Gambar 8. Alur pembersihan data

4.3. Preprocessing Data



Gambar 9. Alur preprocessing

Tahapan *preprocessing* dilakukan tahap *case folding* dimana semua teks dikonversi menjadi huruf kecil (*lowercase transformation*). Selanjutnya tahap *tokenizer* yaitu proses membagi teks menjadi unit-unit kecil yang disebut token. Setiap kata dipisahkan berdasarkan spasi sehingga model lebih efektif untuk menganalisis. Selanjutnya tahapan *stopwords removal*, dimana kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dihapus seperti "dan" dan "di". Selanjutnya proses filter tokens, pada tahap ini, token di filter berdasarkan panjangnya. Kata yang terlalu pendek (mislanya kata yang hanya dua huruf) dihapus karena tidak memiliki makna signifikan. Yang terakhir adalah tahapan *stemming*, yaitu proses mengubah kata ke bentuk dasarnya untuk menyederhanakan variasi kata yang memiliki makna sama, seperti "bermain", dan "memainkan".

Semester	test	azwin	abad	abuh	abang	abis
Positif	jalan jalan indonesia timur tengah bukiti indonesia timur presiden telah pihk pihk perc	0	0	0	0	0
Positif	lenting salah rakyat memilih beliau tak presiden	0	0	0	0	0
Positif	cape nangen wsl	0	0	0	0	0
Positif	alampun menangg belau terma kash pjkaw pempin	0	0	0	0	0
Positif	tomakwah pjkaw	0	0	0	0	0
Positif	welamat purno tung lapakelaketha bahaq so palakemaketha mabuk mabuk mengemung cucu	0	0	0	0	0
Positif	pemak pialang legitim	0	0	0	0	0
Positif	perceus mba medepas mengemung bethanun bethanun pempin sal rakyat sehat pjkaw	0	0	0	0	0
Positif	presiden jark pempin rakyat	0	0	0	0	0
Positif	mengenal presiden bangka nkap pmbah belah ngak pjkaw presiden terbah bang	0	0	0	0	0
Positif	wakl kapda nangk pjkaw	0	0	0	0	0
Positif	shat dia karna mangan purnu mndeng alimungu kagapua dia shat kagap	0	0	0	0	0
Positif	terma kash terma kash sehat pjkaw mnd amir umur mangan budang abah azwin	0,347	0	0	0	0
Positif	tomakwah pjkaw bang	0	0	0	0	0
Positif	tomakwah pjkaw pempin pengadun ngri mambawa bethanun sehat bethanun duna ab	0	0	0	0	0
Positif	tomakwah pjkaw sehat	0	0	0	0	0
Positif	esek cetakan anak cucu indonesia presiden terbahat mengagadu duna terma kash	0	0	0	0	0

Gambar 10. Hasil stemming

4.4. Feature Extraction

Pada proses ini dilakukan menghitung banyaknya term atau kata yang muncul pada komentar (TF).

menghitung banyaknya komentar yang mengandung term tersebut (DF), menghitung inverse dokument frequency (IDF), dan mengalikan TF dengan IDF sebagai bobot dari term pada setiap komentar. Hasil dari proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dapat dilihat pada gambar 11.

Gambar 11. Hasil Term Weighthing

4.5. Hasil Analisis CNN1D

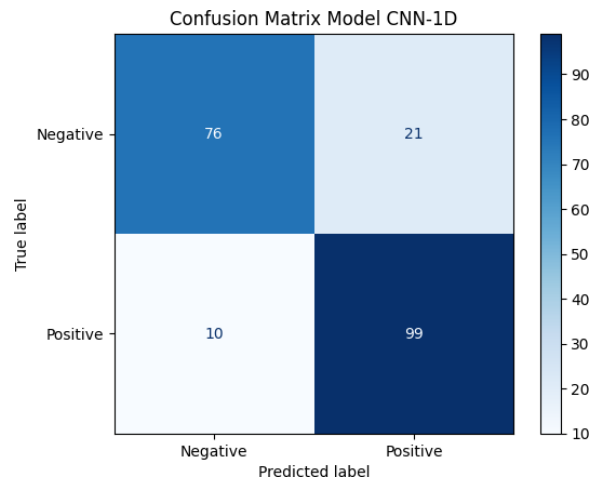
Convolutional Neural Network (CNN) umumnya digunakan dalam pengolahan citra, tetapi juga dapat diterapkan untuk analisis teks, termasuk klasifikasi sentimen. Dengan memanfaatkan konvolusi dan pooling, CNN mampu mengekstrak fitur penting dari teks yang telah direpresentasikan dalam bentuk vektor. Pada bagian ini, akan dibahas implementasi CNN untuk klasifikasi sentimen, mulai dari arsitektur model, proses pelatihan, hingga evaluasi hasilnya. Pada penelitian ini, dilakukan pengujian model Convolutional Neural Network (CNN) dengan metode 5-K Fold Cross Validation.

```
Fold 1: X_train shape = (658, 1679, 1)
6/6 ————— 1s 62ms/step
Fold 1: Accuracy = 0.8606
Fold 2: X_train shape = (658, 1679, 1)
6/6 ————— 0s 44ms/step
Fold 2: Accuracy = 0.8727
Fold 3: X_train shape = (658, 1679, 1)
6/6 ————— 0s 42ms/step
Fold 3: Accuracy = 0.8485
Fold 4: X_train shape = (659, 1679, 1)
6/6 ————— 1s 91ms/step
Fold 4: Accuracy = 0.8537
Fold 5: X_train shape = (659, 1679, 1)
6/6 ————— 0s 41ms/step
Fold 5: Accuracy = 0.7683

Mean Accuracy: 0.8408
Best Fold: Fold 2 with Accuracy = 0.8727
```

Gambar 12. Kfold Validation

Dari hasil pengujian dengan metode 5-K Fold Validation, model CNN memiliki performa yang cukup baik dengan akurasi rata-rata 84%. Nilai akurasi tertinggi pada K-Fold 2 dengan 87% dan terendah ada pada K-Fold 5 dengan 76%. Berikut hasil evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* CNN1D :



Gambar 13. Confusiomm Matrix

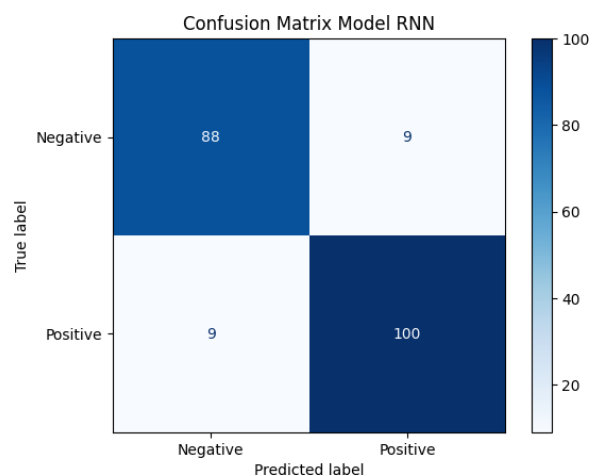
Confusion matrix menunjukkan bahwa model CNN1D memiliki performa 76 negatif sampel diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, 21 sampel diklasifikasikan sebagai positif., 10 sampel positif diklasifikasikan sebagai negatif dan 99 sampel positif diklasifikasikan dengan benar sebagai positif.

4.6. Hasil Analisis RNN

Tabel 4. Hasil K fold Validation

5_K-Fold Cross Validation	Akuasi
K-Fold 1	86%
K-Fold 2	88%
K-Fold 3	88%
K-Fold 4	92%
K-Fold 5	84%
Rata-Rata	88%

Berdasarkan hasil pengujian, model RNN memiliki performa yang baik dengan akurasi rata-rata adalah 88%. Nilai akurasi tertinggi diperoleh pada K-Fold 4 dengan nilai 92%, sedangkan nilai akurasi terendah pada K-Fold 5 dengan 84%. Berikut ini hasil evaluasi dengan *confusion matrix* :



Gambar 14. Confusion matrix RNN

Model RNN memiliki performa 76 sampel negatif diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, 21 sampel negatif diklasifikasikan sebagai positif, 10 sampel positif diklasifikasikan sebagai negatif dan 99 sampel positif diklasifikasikan dengan benar sebagai positif.

Tabel 5. Evaluasi confusion matrix

Model	Accuracy		Prec	Rec	F1-Score
	Train	Test			
RNN	88%	91%	91%	91%	91%

4.7. Hasil Analisis LSTM

Tabel 6. 5 k fold validation

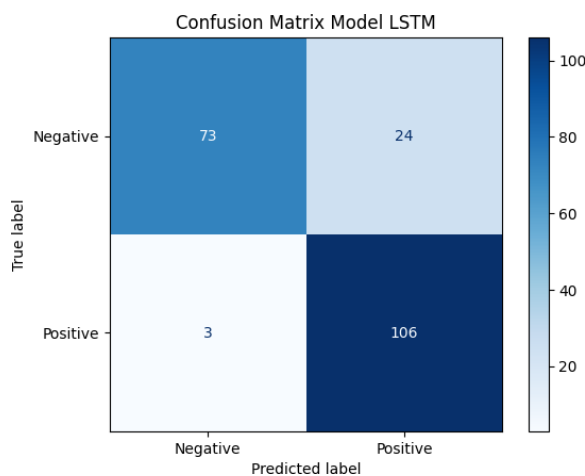
5_K-Fold Cross Validation	Akuisi
K-Fold 1	80%
K-Fold 2	82%
K-Fold 3	88%
K-Fold 4	90%
K-Fold 5	83%
Rata-Rata	86%

Model LSTM memberikan performa yang bagus dengan akurasi rata-rata 86%. Nilai akurasi tertinggi diperoleh pada K-Fold 4 dengan nilai 90%, sedangkan akurasi terendah terdapat pada K-Fold 1 dengan 80%. Pengujian juga dilakukan berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

Tabel 7. Performa evaluasi model LSTM Model

Model	Accuracy		Prec	Rec	F1-Score
	Train	Test			
LSTM	86%	86%	89%	86%	87%

LSTM memiliki performa yang baik dengan akurasi sebesar 86% untuk data pelatihan dan 86% untuk data pengujian. Selain itu, nilai presisi sebesar 86%, recall 89%, dan F1-Score sebesar 87%, yang mengindikasikan keseimbangan antara klasifikasi positif dan negatif. Untuk melihat distribusi prediksi model, digunakan confusion matrix yang ditampilkan pada gambar 15 berikut :

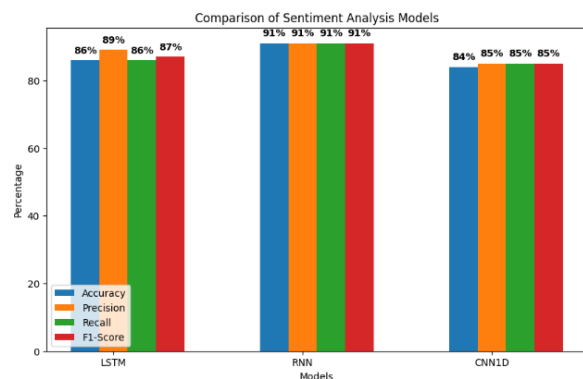


Gambar 15. Confusion matrix LSTM

Dapat dilihat model LSTM memiliki tingkat kesalahan *False Negative* (FN) yang sangat kecil, yaitu hanya 3 sampel, yang membuktikan model sangat baik dalam mengklasifikasikan kelas positif. Namun, nilai *false positive* (FP) cukup tinggi yaitu 24 sampel, menunjukkan model masih sering salah mengklasifikasikan data negatif sebagai positif.

4.8. Perbandingan CNN, RNN dan LSTM

Berdasarkan Gambar 16, RNN menunjukkan performa terbaik dalam analisis sentimen dengan akurasi, presisi, recall, dan *F1-score* sebesar 91%, berkat kemampuannya menangani dependensi temporal dalam teks. LSTM memiliki akurasi 86%, dengan presisi lebih tinggi dari recall, menandakan prediksi positif yang lebih akurat namun kurang optimal dalam mengenali sentimen negatif. CNN1D mencatat akurasi 84%, tetapi kurang efektif dalam menangkap konteks jangka panjang karena lebih fokus pada pola lokal dalam data.



Gambar 16. Perbandingan CNN, RNN dan LSTM

Dengan mempertimbangkan hasil pada Gambar 16, dapat disimpulkan bahwa RNN merupakan model yang paling unggul untuk analisis sentimen karena memiliki keseimbangan yang lebih baik dalam metrik akurasi, presisi, recall, dan *F1-score*. LSTM tetap menjadi alternatif yang baik, terutama jika presisi lebih diutamakan, sementara CNN1D memiliki performa yang sedikit lebih rendah, tetapi masih bisa menjadi pilihan dalam kasus di mana kecepatan inferensi lebih diutamakan dibandingkan dengan kompleksitas model.

4.9. WordCloud

WordCloud digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam teks, dimana ukuran mencerminkan frekuensi kemunculannya. Dalam gambar ini, beberapa kata yang paling dominan adalah "jokowi", "sehat", "presiden", "rakyat", "indonesia", dan "terima kasih", menunjukkan adanya sentimen positif yang cukup kuat dalam dataset, yang mengindikasikan apresiasi atau dukungan terhadap Joko Widodo. Selain itu, kata-kata seperti "rakyat", "negara", dan "kerja" mencerminkan bahwa banyak pembahasan dalam teks terkait dengan isu-isu sosial, pemerintahan, dan kebijakan publik.



Gambar 17. WorldCloud

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan 1.029 komentar menjadi dua kategori sentimen, yaitu positif sebanyak 529 komentar dan negatif sebanyak 500 komentar, dengan menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM). Model LSTM mencapai akurasi sebesar 86%, dengan presisi 86%, recall 89%, dan F1-score 87%, meskipun masih terdapat 24 sampel yang diklasifikasikan sebagai False Positive (FP).

Perbandingan dengan model lain menunjukkan bahwa Recurrent Neural Network (RNN) memberikan hasil terbaik, dengan akurasi 88%, presisi 91%, recall 91%, dan F1-score 91%. Sementara itu, Convolutional Neural Network (CNN) mencatatkan akurasi 84%, presisi 85%, recall 85%, dan F1-score 85%. Keunggulan RNN didukung oleh karakteristik dataset yang terdiri dari komentar pendek, sehingga mekanisme memori kompleks pada LSTM tidak memberikan keunggulan yang signifikan.

Selain klasifikasi sentimen, penelitian ini juga menyajikan visualisasi topik menggunakan WordCloud. Dalam sentimen positif, kata-kata yang dominan adalah "sehat", "terima kasih", dan "baik", sedangkan sentimen negatif banyak mengandung kata seperti "rakyat", "gak", dan "mulyono". Hasil ini memberikan wawasan mengenai bagaimana masyarakat di TikTok memandang Presiden Jokowi, sekaligus menunjukkan efektivitas model Deep Learning dalam analisis sentimen berbasis teks.

Untuk penelitian selanjutnya, optimalisasi model LSTM dan RNN dapat dilakukan dengan tuning hyperparameter serta mempertimbangkan penerapan Attention Mechanism atau BiLSTM guna meningkatkan pemahaman konteks. Selain itu, penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam dari berbagai platform media sosial diperlukan agar model menjadi lebih general dan akurat. Model seperti BERT atau IndoBERT juga dapat diterapkan untuk meningkatkan kinerja analisis sentimen. Di samping itu, klasifikasi sentimen dapat diperluas menjadi multi-kelas, mencakup kategori netral atau kategori lain yang lebih spesifik. Hasil penelitian ini juga berpotensi untuk diterapkan dalam sistem pemantauan opini publik berbasis NLP guna menganalisis tren masyarakat secara real-time.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Statista, “Countries with the largest TikTok

audience as of July 2024,” 2024. [Online]. Available:

<https://www.statista.com/statistics/1299807/number-of-monthly-unique-tiktok-users/>. [Accessed: Oct. 21, 2024].

- [2] Ginee.com, "Pengguna TikTok," 2021. [Online]. Available: <https://ginee.com/id/insights/pengguna-tiktok/>. [Accessed: Oct. 21, 2024].
- [3] F. I. R. Firamadhina and H. Krisnani, "Perilaku generasi Z terhadap penggunaan media sosial TikTok: TikTok sebagai media edukasi dan aktivisme," *Share: Social Work J.*, vol. 10, no. 2, p. 199, Feb. 2021, doi: 10.24198/share.v10i2.31443.
- [4] P. S. Rosiana, A. R. Nurhidayat, A. A. Mohsa, and A. A. Ridha, "Analisis aplikasi TikTok berdasarkan prinsip dan paradigma interaksi manusia dan komputer menggunakan evaluasi heuristic," *J. Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, Aug. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3271.
- [5] Detik News, "Deretan kebijakan Jokowi-Ma'aruf yang tuai kritik selama 2 tahun menjabat," 2021. [Online]. Available: <https://news.detik.com/berita/d5774985/deretan-kebijakan-jokowi-maruf-yang-tuai-kritik-selama-2-tahun-menjabat/2>. [Accessed: Oct. 21, 2024].
- [6] Christian and G. Sukendro, "Kreatif hashtag (analisis deskriptif makna penggunaan hashtag pada iklan Tokopedia# mulaiajadulu di YouTube)," *Prologia*, vol. 3, no. 1, pp. 54–59, 2019.
- [7] D. S. Amelia and N. C. Aminuallah, "Teks dan analisis sentimen pada chat grup WhatsApp menggunakan long short term memory (LSTM)," *J. Teknol. Terkini*, vol. 3, no. 2, 2023.
- [8] Luthfanida, "Analisis sentimen data Twitter menggunakan metode Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) tentang Presiden Jokowi 3 Periode," *J. Inf. Technol. Res.*, vol. 3, no. 1, Jul. 2022, doi: 10.46576/djtechno.v3i1.2143.
- [9] S. J. Pipin, H. Kurniawan, and S. Mikroskil, "Analisis sentimen kebijakan MBKM berdasarkan opini masyarakat di Twitter menggunakan LSTM," *IJCCS*, vol. 23, pp. 1–5, Oct. 2022.
- [10] N. Munasatya and S. Novianto, "Natural language processing untuk analisis sentimen Presiden Jokowi menggunakan multi-layer perceptron," *Techno. Com*, vol. 19, no. 3, 2020.
- [11] Y. Astari and S. W. Rozaqi, "Analisis sentimen multi-class pada sosial media menggunakan metode long short-term memory (LSTM)," *J. Linguistik Komputasional*, vol. 4, no. 1, 2021.
- [12] F. A. Irawan and D. A. Rochmah, "Penerapan algoritma CNN untuk mengetahui sentimen masyarakat terhadap kebijakan vaksin Covid-19," *J. Informatika*, vol. 9, no. 2, 2022. [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurna>

- [/index.php/ji](#)
- [13] X. Wei, L. Zhang, H. Q. Yang, L. Zhang, and Y. P. Yao, "Machine learning for pore-water pressure time-series prediction: Application of recurrent neural networks," *Geosci. Frontiers*, vol. 12, no. 1, pp. 453–467, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.gsf.2020.04.011.
 - [14] H. Hafid, "Penerapan K-Fold cross- validation untuk menganalisis kinerja algoritma K-nearest neighbor pada data kasus Covid-19 di Indonesia," *J. Math. Comput. Stat.*, vol. 6, no. 2, pp. 161–168, 2023.
 - [15] Luthfanida, "Analisis sentimen data Twitter menggunakan metode Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) tentang Presiden Jokowi 3 Periode," *J. Inf. Technol. Res.*, vol. 3, no. 1, Jul. 2022, doi: 10.46576/djtechno.v3i1.2143.
 - [16] S. Hochreiter and J. U. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1789, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
 - [17] S. M. Al-Selwi et al., "RNN-LSTM: From applications to modeling techniques and beyond—Systematic review," *King Saud bin Abdulaziz University*, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.jksuci.2024.102068.
 - [18] S. M. Al-Selwi, M. F. Hassan, S. J. Abdulkadir, and A. Muneer, "LSTM inefficiency in long-term dependencies regression problems," *J. Adv. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 30, no. 3, pp. 16–31, May 2023, doi: 10.37934/araset.30.3.1631.
 - [19] M. Z. Rahman, Y. A. Sari, and N. Yudistira, "Analisis sentimen tweet COVID-19 menggunakan word embedding dan metode long short-term memory (LSTM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 11, pp. 5120–5127, 2021.
 - [20] Muneer, R. F. Ali, A. Almaghthawi, S. M. Taib, A. Alghamdi, and E. A. A. Ghaleb, "Short term residential load forecasting using long short-term memory recurrent neural network," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 12, no. 5, pp. 5589–5599, Oct. 2022, doi: 10.11591/ijece.v12i5.pp5589-5599.
 - [21] M. A. Amrustian, W. Widayat, and A. M. Wirawan, "Analisis sentimen evaluasi terhadap pengajaran dosen di perguruan tinggi menggunakan metode LSTM," *J. Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 535, Jan. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3527.
 - [22] W. Supriyanti and D. A. Anggoro, "Classification of Pandavas figure in shadow puppet images using convolutional neural networks," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 7, no. 1, 2021, doi: 10.23917/khif.v7i1.12484.
 - [23] Pambudi and S. Suprpto, "Effect of sentence length in sentiment analysis using support vector machine and convolutional neural network method," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 15, no. 1, p. 21, 2021, doi: 10.22146/ijccs.61627.
 - [24] Listyarini, Sukma Nindi, and Dimas Aryo Anggoro. "Analisis Sentimen Pilkada di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Convolution Neural Network (CNN)." *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia* 1.7 (2021): 261-268.