

# Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech

Bagus Arief Hamdi Kholifatullah<sup>1</sup>, Agus Prihanto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

<sup>1</sup>[bagus.17051204035@mhs.unesa.ac.id](mailto:bagus.17051204035@mhs.unesa.ac.id)

<sup>2</sup>[agusprihanto@unesa.ac.id](mailto:agusprihanto@unesa.ac.id)

**Abstrak**— Hate Speech atau ujaran kebencian merupakan tindakan seseorang atau kelompok dalam bentuk provokasi atau hinaan kepada seseorang atau kelompok lain dalam berbagai faktor seperti suku, agama, ras, antar golongan, gender, cacat, warna kulit, kewarganegaraan dan orientasi seksual yang dapat dilakukan dengan berbagai cara. Maka dilakukan penelitian dengan membentuk model pendeteksi Hate Speech menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM). Metode LSTM merupakan suatu metode Deep Learning yang mampu mengingat informasi dari masa lalu dalam proses pembelajaran modelnya. Pada penelitian ini dataset didapat dari website kaggle dengan jumlah 13170 data. Dimana dataset tersebut dipisah menjadi 2 yaitu data latih dan data validasi dengan rasio perbandingan data latih dan data validasi sebesar 80% : 20%.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa : 1) Metode LSTM dapat diterapkan pada model untuk proses klasifikasi pada hate speech menggunakan data dari situs kaggle yaitu Indonesian Abusive and Hate Speech. Model yang dibentuk terdiri dari Embedding Layer, LSTM Layer, 2 Dense Layer dengan fungsi aktivasi ReLu, Dropout Layer dan Fully Connected Layer dengan fungsi aktivasi softmax dan fungsi rugi Binary Cross Entropy, 2) Model memiliki performa terbaik dengan menggunakan 256 neuron LSTM. Akurasi yang diperoleh pada data latih sebesar 86.23% dan akurasi pada data validasi sebesar 87.10% dengan epoch sebanyak 10.

**Kata Kunci**— Klasifikasi, Hate Speech, Long Short Term Memory.

## I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi saat ini tidak dapat terelakan lagi, perkembangan ini telah membawa banyak manfaat bagi masyarakat. Salah satu contoh perkembangan ini adalah media sosial. Di Indonesia, pengguna aktif media sosial tercatat mencapai 191 juta orang pada Januari 2022, meningkat 12,35% dibandingkan dengan Januari 2021 yang tercatat mencapai 170 juta orang. [1]. Media sosial ini digunakan sebagai alat komunikasi kreatif di mana mereka dapat membuat profil dan berkomunikasi dengan orang lain terlepas dari lokasi atau batasan lainnya. Selain interaksi sosial dan komunikasi pendukung, media sosial telah memberi kita lebih banyak manfaat dalam kemajuan pendidikan, bisnis, hiburan dan e-government.

Meskipun media sosial dirancang untuk mempermudah kehidupan manusia, namun tak dapat dipungkiri bahwa media sosial tetap memiliki dampak baik dan buruk. Hate speech adalah salah satu dampak buruk yang dapat terjadi pada media sosial. Hate speech merupakan tindakan seseorang atau kelompok dengan maksud mengucilkan sekelompok orang yang tidak disukai hanya karena perbedaan, seperti perbedaan

suku, agama, golongan, ras, jenis kelamin, disabilitas dan orientasi seksual [2]. Hate speech pada media sosial harus dikendalikan dengan tepat agar tidak berakibat fatal terhadap masyarakat. Kominformasi menyatakan menangani sebanyak 3.640 konten mengenai hate speech yang menyinggung tentang suku, agama, ras dan antar golongan (SARA) sejak 2018 sampai 2021 [3].

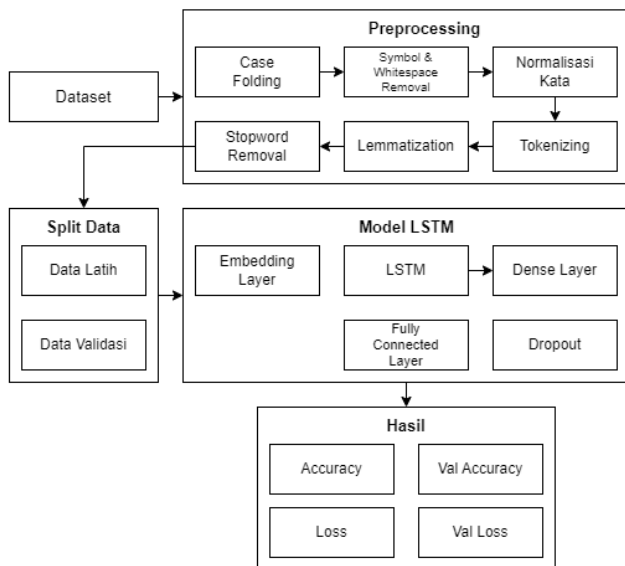
Pada penelitian sebelumnya yang berjudul “Hierarchical Multi-label Classification to Identify Hate Speech and Abusive Language on Indonesian Twitter” dilakukan klasifikasi hate speech menggunakan beberapa metode machine learning yaitu Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes (NB) dan Random Forest Decision Tree (RDFT). Hasil yang diperoleh menunjukkan pendekatan hierarki dengan metode SVM memiliki akurasi sebesar 68,43% [4]

Pada penelitian ini metode yang diajukan merupakan salah satu metode deep learning yaitu metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasi pada hate speech. LSTM merupakan jenis dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM dapat mengingat kumpulan informasi yang telah disimpan dalam jangka waktu yang lama. LSTM memiliki 3 gates yaitu forget gate, input gate dan output gate yang digunakan untuk mengontrol data yang akan ditulis, disimpan, dibaca, dan dihapus [5].

Berdasarkan gagasan diatas, penulis akan melakukan penelitian menggunakan metode LSTM yang akan digunakan mengklasifikasikan hate speech yang berjudul “Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech” dengan tujuan 1). Menerapkan model klasifikasi pada hate speech menggunakan metode Long Short Term Memory, 2). Mengetahui performa model klasifikasi pada hate speech yang dibangun.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi adalah sebuah gambaran yang memuat tahapan yang dilaksanakan selama penelitian ini. Gambaran tersebut diperlukan sebagai acuan supaya hasil yang didapat memenuhi tujuan dari penelitian ini.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 diatas, penelitian ini mempunyai beberapa tahapan yang harus dipenuhi sebelum untuk melanjutkan tahapan lainnya. Adapun tahapan dalam penelitian antara lain:

#### A. Dataset

Dataset yang dipakai dalam penelitian ini adalah dataset *Indonesian Abusive and Hate Speech* yang diunduh dari situs *Kaggle* dengan jumlah 13.170 data [6]. Dataset *Indonesian Abusive and Hate Speech* ini terdapat 12 label.

#### B. Preprocessing

Preprocessing merupakan sebuah proses yang sangat penting dalam klasifikasi data teks. Preprocessing dilakukan untuk membersihkan data dari kata yang tidak relevan atau kata yang kurang bermakna. Tahapan preprocessing dalam penelitian ini antara lain sebagai berikut.

##### 1. Case Folding

Case folding merupakan proses mengganti semua huruf besar (kapital) dalam kalimat atau kata menjadi huruf kecil. Pada proses ini, huruf 'A'-'Z' pada data akan diganti menjadi huruf 'a'-'z'. Tabel 1 berikut merupakan hasil dari tahap case folding.

Tabel 1. Contoh Case Folding

Tweet	Case folding
USER Khan yg ngajarin si garong kafir'	user khan yg ngajarin si garong kafir'

##### 2. Symbol & Whitespace Removal

Symbol removal merupakan proses penghapusan karakter khusus dalam suatu kalimat, seperti tanda baca, angka, dan karakter lain kecuali spasi. sedangkan whitespace removal adalah prosese penghapusan spasi di awal dan akhir

kalimat. Tabel 2 berikut merupakan hasil dari tahap symbol & whitespace removal.

Tabel 2. Contoh Symbol & Whitespace Removal

Case folding	Symbol & Whitespace Removal
user khan yg ngajarin si garong kafir'	user khan yg ngajarin si garong kafir

##### 3. Normalisasi Kata

Normalisasi kata merupakan proses mengubah kata yang awalnya tidak baku menjadi kata baku. Beberapa kata pada data ditulis dalam bentuk singkatan dan bahasa gaul. Pada table 3 merupakan contoh pemetaan kata tidak baku dan kata baku.

Tabel 3. Contoh kata tidak baku dan baku

aammiin	amin
abis	habis
abisin	habiskan
acau	kacau
achok	ahok
ad	ada
adek	adik
adl	adalah

Tabel 4 berikut merupakan hasil dari tahap normalisasi kata.

Tabel 4. Contoh Normalisasi Kata

Symbol Dan Whitespace Removal	Normalisasi Kata
user khan yg ngajarin si garong kafir	pengguna kan yang mengajarkan sih garong kafir

##### 4. Tokenizing

*Tokenizing* merupakan proses pemotongan setiap kata menjadi token dalam kalimat. Tabel 5 berikut merupakan hasil dari tahap tokenizing.

Tabel 5. Contoh Tokenizing

Normalisasi Kata	Tokenizing
pengguna kan yang mengajarkan sih garong kafir	pengguna, kan, yang, mengajarkan, sih, garong, kafir

##### 5. Lemmatization

Lemmatization merupakan proses untuk menemukan bentuk utama dari sebuah kata. Lemma merupakan bentuk dasar kata yang mempunyai arti tertentu sesuai dengan kamus. Tabel 6 berikut merupakan hasil dari tahap lemmatization.

Tabel 6. Contoh Lemmatization

Tokenizing	Lemmatization
pengguna, kan, yang, mengajarkan, sih, garong, kafir	guna kan yang ajar sih garong kafir

#### 6. Stopword Removal

*Stopword removal* merupakan proses untuk menghapus kata yang tidak mempunyai arti. Contoh seperti kata saya, di, yang, kan dan itu. Tabel 7 berikut merupakan hasil dari tahap stopwords removal.

Tabel 7. Contoh Stopword Removal

Lemmatization	Stopword removal
guna kan yang ajar sih garong kafir	ajar garong kafir

#### C. Split Data

Split data merupakan proses memisahkan data menjadi 2 bagian, yaitu data latih dan data validasi. Data dipisah dengan rasio perbandingan 80% data latih dan 20% data validasi. Data latih berfungsi untuk melatih model dan data validasi berfungsi untuk menguji kinerja pada model.

#### D. Pemodelan LSTM

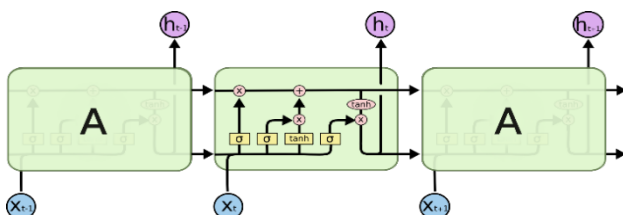
Dalam proses ini, LSTM digunakan untuk mengembangkan model yang optimal. Layer-layer utama yang digunakan untuk pembuatan arsitektur jaringan LSTM antara lain: Embedding Layer, LSTM Layer, Dense Layer, Dropout Layer dan Fully Connected Layer.

##### 1. Embedding Layer

*Embedding* yaitu teknik vektorisasi teks, yaitu mengubah kata menjadi vektor atau angka [7]. Pada penelitian ini *word embedding* yang digunakan adalah *Word2Vec*.

##### 2. LSTM

Long Short Term Memory (LSTM) pertama kali diusulkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM merupakan salah satu metode yang dapat mengingat kumpulan informasi yang telah disimpan dalam jangka waktu lama, sekaligus membuang informasi yang tidak lagi diperlukan. LSTM merupakan perkembangan dari algoritma Recurrent Neural Network (RNN). LSTM mampu memecahkan permasalahan vanishing gradient yang terjadi pada RNN [7]. Arsitektur LSTM ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

LSTM memiliki struktur yang mengandung memory cells dan cell gates. Cell gates tersusun dari 3 gates yaitu forget gate, input gate dan output gate. Forget gate berguna untuk menentukan apakah informasi dari sel sebelumnya sebaiknya dihapuskan atau disimpan. Input gate berguna untuk menentukan informasi yang diubah atau ditambahkan ke dalam sel. Output gate berguna untuk menentukan informasi yang digunakan sebagai hasil keluaran. Berikut langkah-langkah pada LSTM dalam memproses masukannya. Langkah pertama adalah menentukan informasi yang akan disimpan atau dihapus dalam sel memori dengan menggunakan fungsi sigmoid yang disebut sebagai forget gate  $f_t$ .

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

Langkah kedua yaitu memutuskan informasi yang akan disimpan ke cell state. Input gate mempunyai 2 bagian yaitu bernama input gate layer dan tanh layer. Input gate layer  $i_t$  berguna untuk menentukan nilai yang akan diperbarui menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dan tanh layer  $\tilde{C}_t$  berguna untuk membuat satu kandidat dengan nilai baru menggunakan fungsi aktivasi tanh.

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

Langkah berikutnya memperbarui cell state yang lama menjadi cell state baru. Pembaruan cell state terjadi dengan cara mengalikan persamaan (1) dengan cell state sebelumnya kemudian ditambahkan dengan langkah kedua yaitu persamaan (2) dan persamaan (3).

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

Langkah terakhir adalah menentukan hasil output. Pertama, lapisan sigmoid menentukan bagian dari cell state yang akan menjadi keluaran. Kedua, keluaran dari cell state dimasukkan ke dalam tanh layer dan dikalikan dengan keluaran dari lapisan sigmoid

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

##### 3. Dense Layer

Dense layer merupakan layer neural network dengan penambahan fungsi aktivasi ReLu.

##### 4. Dropout Layer

Dropout layer merupakan layer untuk mencegah terjadinya overfitting dan mempercepat dalam proses pembelajaran.

##### 5. Fully Connected Layer

Fully Connected Layer merupakan layer terakhir. Fully Connected Layer mempunyai beberapa parameter yang berisi jumlah unit fungsi aktivasi dan fungsi rugi. Fungsi aktivasi yang dipakai dalam penelitian ini adalah softmax dan fungsi rugi yang dipakai dalam penelitian ini adalah binary cross entropy dengan fungsi optimasinya Adam.

#### E. Hasil

Hasil digunakan untuk mengetahui performa dari kinerja model. Dalam penelitian ini dilakukan beberapa skenario pengujian untuk mengetahui hasil peforma model. Untuk pengujian hasil peforma digunakan pengukuran akurasi dan *loss*. Perhitungan *loss* pada penelitian menggunakan *binary cross entropy*. Rumus untuk menghitung akurasi klasifikasi multilabel dapat menggunakan persamaan berikut.

$$Accuracy = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{y}_i \wedge y_i}{\hat{y}_i \vee y_i} \right| \times 100\% \quad (6)$$

Dimana :

$N$  adalah jumlah sampel

$y_i$  adalah label sebenarnya

$\hat{y}_i$  adalah label prediksi

Untuk pengukuran akurasi, semakin besar hasilnya maka semakin baik dan untuk pengukuran *loss*, semakin kecil hasilnya semakin baik.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Dataset

Dataset yang dipakai dalam penelitian ini adalah dataset Indonesian Abusive and Hate Speech yang diperoleh dengan cara mengunduh dari situs Kaggle dengan jumlah 13170 data. Data ini memiliki 12 Label yaitu, HS, Abusive, HS\_Individual, HS\_Group, HS\_Religion, HS\_Race, HS\_Physical, HS\_Gender, HS\_Other, HS\_Weak, HS\_Moderate dan HS\_Strong. Setiap data memiliki nilai, untuk nilai 0 berarti data tidak mengandung label dan untuk nilai 1 berarti data mengandung label. Deskripsi masing-masing label ditunjukkan pada tabel 8.

Tabel 8. Deskripsi Label

Label	Deskripsi
HS	Ujaran kebencian
Abusive	Bahasa kasar
HS_Individual	Ujaran kebencian yang ditujukan kepada individu atau seseorang
HS_Group	Ujaran kebencian yang ditujukan kepada suatu kelompok
HS_Religion	Ujaran kebencian terkait agama atau kepercayaan tertentu
HS_Race	Ujaran kebencian terkait ras tau etnis
HS_Physical	Ujaran kebencian terkait fisik atau cacat
HS_Gender	Ujaran kebencian terkait gender atau orientasi seksual
HS_Other	Ujaran kebencian terkait dengan makian atau fitnah lainnya
HS_Weak	Ujaran kebencian level lemah
HS_Moderate	Ujaran kebencian level sedang
HS_Strong	Ujaran kebencian level kuat

#### B. Hasil Preprocessing

Pada tahap ini adalah proses preprocessing terhadap dataset *Indonesian Abusive and Hate Speech*. Preprocessing dilakukan

supaya data yang dipakai dalam keadaan bersih. Tahapan preprocessing yang dilakukan, diantaranya case folding, symbol & whitespace removal, normalisasi kata, tokenizing, lemmatization dan stopwords removal. Berikut adalah contoh tweet sebelum dan setelah proses preprocessing ditunjukkan pada tabel 9.

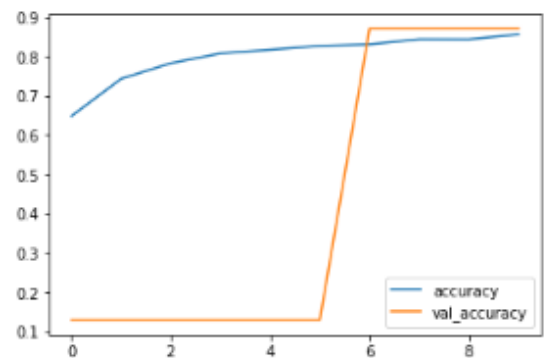
Tabel 9. Hasil Preprocessing

Tweet sebelum preprocessing	Tweet setelah preprocessing
USER Khan yg ngajarin si garong kafir'	ajar garong kafir
USER Terserah, sok classy lagi najis.'	serah sok kelas najis
RT USER USER Saya lebih setuju/bahagia/senang.bila MPR/DPR. Itu di bubarkan. Sudah di gaji negara malah dikorupsi .buat rugi	rt setuju bahagia senang bila mprdpr bubar gaji negara korupsi rugi

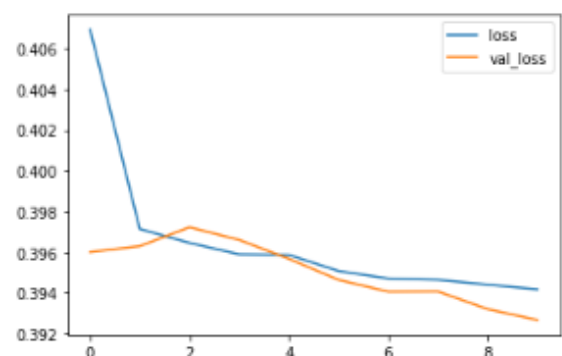
#### C. Hasil pengujian

Pengujian dilakukan untuk menentukan model yang paling optimal. Sebelum dilakukan pengujian, data yang telah melewati tahap preprocessing dipisah menggunakan split data. Data dipisah menjadi dua yaitu data latih dan data validasi dengan rasio perbandingan 80% : 20%.

Pada penelitian ini melakukan pengujian parameter pada jumlah neuron pada lapisan LSTM. Pengujian yang dilakukan adalah mencoba jumlah neuron sebesar 64, 128 dan 256 pada lapisan LSTM dengan jumlah epoch sebesar 10. Hasil pengujian ditunjukkan pada gambar 3 sampai 8.



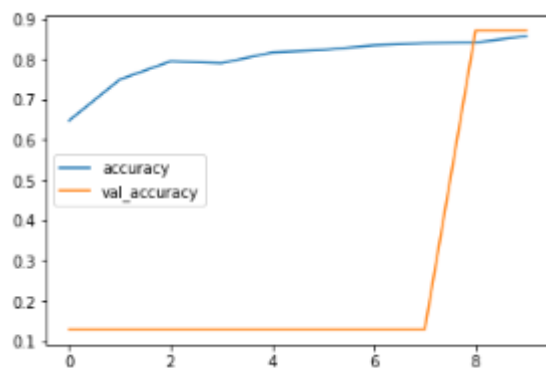
Gambar 3. Grafik Akurasi Pengujian Jumlah Neuron 64



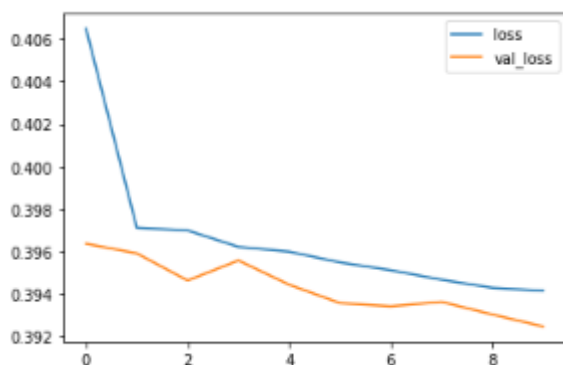
Gambar 4. Grafik Loss Pengujian Jumlah Neuron 64

Berdasarkan gambar 3 diperoleh nilai akurasi pada data latih sebanyak 85.66%, pada data latih terjadi peningkatan akurasi secara stabil sampai epoch ke-10. Sedangkan pada data validasi diperoleh nilai akurasi sebanyak 87.10%, pada data validasi terjadi peningkatan yang signifikan pada epoch ke-5.

Berdasarkan gambar 4 diperoleh nilai loss pada data latih sebanyak 0.3942 dan nilai loss pada data validasi sebanyak 0.3927. Dapat dilihat data latih terjadi penurunan nilai loss cukup stabil sampai epoch ke-10 meskipun terjadi peningkatan nilai loss pada epoch ke-4 dan pada data validasi dapat dilihat pada epoch ke-2 terjadi peningkatan nilai loss namun setelah epoch ke-3 terjadi penurunan nilai loss sampai epoch ke-10.



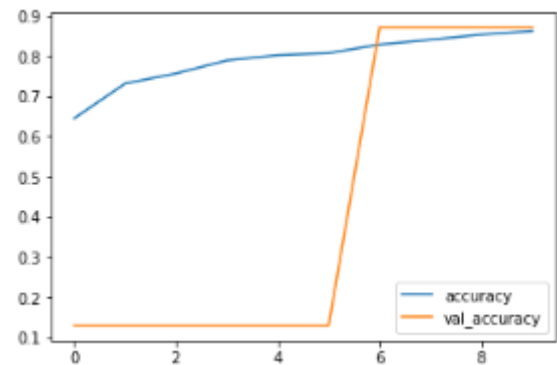
Gambar 5. Grafik Akurasi Pengujian Jumlah Neuron 128



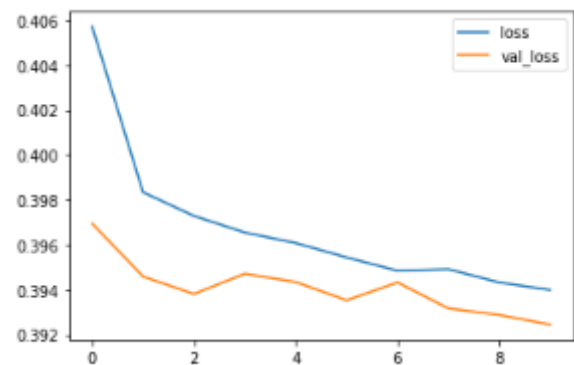
Gambar 6. Grafik Loss Pengujian Jumlah Neuron 128

Berdasarkan gambar 5 diperoleh nilai akurasi pada data latih sebanyak 85.77%, pada data latih terjadi peningkatan akurasi secara stabil sampai epoch ke-10. Sedangkan pada data validasi diperoleh nilai akurasi sebanyak 87.10%, pada data validasi terjadi peningkatan yang signifikan pada epoch ke-7.

Berdasarkan gambar 6 diperoleh nilai loss pada data latih sebanyak 0.3941, pada data latih penurunan nilai loss cukup stabil dari epoch ke-1 sampai ke-10 dan nilai loss pada data validasi sebanyak 0.3925, pada data validasi terjadi peningkatan nilai loss pada epoch ke-3 namun nilai loss kembali turun pada epoch ke-4.



Gambar 7. Grafik Akurasi Pengujian Jumlah Neuron 256



Gambar 8. Grafik Loss Pengujian Jumlah Neuron 256

Berdasarkan gambar 7 diperoleh nilai akurasi pada data latih sebanyak 86.23%, pada data latih terjadi peningkatan akurasi secara stabil dari epoch ke-1 sampai epoch ke-10. Sedangkan pada data validasi diperoleh nilai akurasi sebanyak 87.10%, pada data validasi terjadi peningkatan yang signifikan pada epoch ke-5.

Berdasarkan gambar 8 diperoleh nilai loss pada data latih sebanyak 0.3924, pada data latih nilai loss mengalami penurunan dari epoch ke-1 sampai ke-10 dan nilai loss pada data validasi sebanyak 0.3924, pada data validasi nilai loss sempat mengalami peningkatan pada beberapa epoch namun mengalami penurunan nilai loss pada epoch ke-6 sampai ke-10.

Hasil pengujian terhadap jumlah neuron yang berbeda ditunjukkan pada tabel 10 berikut.

Tabel 10. Hasil Pengujian

Jumlah Neuron	Waktu	Data Latih		Data Validasi	
		Akurasi	Loss	Akurasi	Loss
64	2:14	85.66%	0.3942	87.10%	0.3927
128	2:22	85.77%	0.3941	87.10%	0.3925
256	2:28	86.23%	0.3924	87.10%	0.3924

Dari beberapa pengujian yang telah dilakukan, pada jumlah neuron 256 memberikan nilai akurasi yang tertinggi pada data latih sebanyak 86.23% dan nilai akurasi pada data validasi sebanyak 87.10%. Dari pengujian yang dilakukan, semakin banyak jumlah neuron akan mempengaruhi akurasi, akan tetapi peningkatan akurasi tidak terlalu besar. Banyaknya jumlah

neuron juga mempengaruhi waktu yang diperlukan untuk proses, semakin banyak jumlah neuron semakin lama waktu yang diperlukan begitu sebaliknya. Hasil pengujian ini dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti dataset yang digunakan, preprocessing dan pengaturan parameter lain.

#### IV. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini dilakukan percobaan mengenai penggunaan metode LSTM untuk klasifikasi hate speech, didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode LSTM dapat diterapkan pada model untuk proses klasifikasi pada hate speech menggunakan data dari situs kaggle yaitu Indonesian Abusive and Hate Speech. Model yang dibentuk terdiri dari Embedding Layer, LSTM Layer, 2 Dense Layer dengan fungsi aktivasi ReLu, Dropout Layer dan Fully Connected Layer dengan fungsi aktivasi softmax dan fungsi rugi Binary Cross Entropy.
2. Model memiliki performa terbaik dengan menggunakan 256 neuron LSTM. Akurasi yang diperoleh pada data latih sebesar 86.23% dan akurasi pada data validasi sebesar 87.10% dengan epoch sebanyak 10.

#### V. SARAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan tidak dipungkiri bahwa pasti ada kekurangan. Adapun saran yang dapat diberikan oleh penulis sebagai berikut :

1. Memodifikasi arsitektur untuk mendapatkan akurasi yang lebih baik.
2. Menggunakan metode word embedding lainnya seperti GloVe dan FastText.
3. Menggunakan metode klasifikasi lain yang terdapat pada deep learning.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih penulis ditujukan kepada Allah S.W.T, karena atas karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan penelitian dengan baik dan lancar. Tidak lupa banyak terimakasih ini diucapkan dan ditunjukkan kepada kedua orang tua, dan kepada Bapak Agus Prihanto sebagai Dosen Pembimbing karna telah bersedia membimbing dan memberikan arahan kepada saya dari awal hingga akhir, serta teman-teman dan semua pihak yang sudah terlibat dalam selesainya penelitian ini.

#### REFERENSI

- [1] M. I. Mahdi, "Dataindonesia.id," 2022. [Online]. Available: <https://dataindonesia.id/digital/detail/pengguna-media-sosial-di-indonesia-capai-191-juta-pada-2022>.
- [2] I. Abubakar, M. A. Fairusy, J. Simun and U. A. Syarif, in *Laporan Penelitian Hate Speech: Ujaran Kebencian dan Penanganannya oleh Polri dan Pemerintah Daerah di Indonesia*, 2016.
- [3] Kominfo, "Sejak 2018, Kominfo Tangani 3.640 Ujaran Kebencian Berbasis SARA di Ruang Digital," 2021.
- [4] F. A. Prabowo, M. O. Ibrohim and I. Budi, "Hierarchical Multi-label Classification to Identify," 2019.
- [5] E. D. Pratama, "Implementasi Model Long-Short Term Memory(LSTM) pada Klasifikasi Teks Data SMS Spam Berbahasa Indonesia," *The Journal on Machine Learning and Computational Intelligence (JMLCI)*, 2022.
- [6] I. F. PUTRA, "Kaggle," 2020. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/ilhamfp31/indonesian-abusive-and-hate-speech-twitter-text>. [Accessed 1 Oktober 2022].
- [7] A. Nurdin, B. A. S. Aji, A. Bustamin and Z. Abidin, "PERBANDINGAN KINERJA WORD EMBEDDING WORD2VEC, GLOVE, DAN FASTTEXT PADA KLASIFIKASI TEKS," *Jurnal TEKNOKOMPAK*, vol. 14, no. 2, pp. 74--79, 2020.
- [8] I. Dhall and S. Vashisth, "Text Generation Using Long Short-Term Memory Networks," 2020.
- [9] I. Cholissodin and A. A. Soebroto, *Buku Ajar AI, Machine Learning & Deep Learning*, Fakultas Ilmu Komputer (FILKOM), Universitas Brawijaya (UB), Malang, 2019.
- [10] S. Gholizadeh, "Top Popular Python Libraries in Research," *Journal of Robotics and Automation Research*, vol. 3, no. 2, pp. 142-145, 2022.
- [11] S. Mawarti, "FENOMENA HATE SPEECH," vol. 10, 2018.