Meningkatkan Akurasi *Long-Short Term Memory* (LSTM) pada Analisis Sentimen Vaksin Covid-19 di Twitter dengan Glove

Chandra Kirana Poetra[#1], Syafrial Fachri Pane[#2], Rd. Nuraini Siti Fatonah[#3]

[#]*Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Pos Indonesia*
Jalan Sariasih No.54, Bandung, Jawa Barat, Indonesia
[1]chandrakpoetra@gmail.com
[2]syafrial.fachri@poltekpos.ac.id
[3]nuraini@poltekpos.ac.id

Abstract— ***Covid-19 began to appear in early 2020. The spread of this outbreak is often discussed on Twitter, especially about vaccine procurement. For this reason, it is necessary to have a sentiment analysis on the opinion on vaccine procurement. Sentiment analysis will use the Long Short Term Memory (LSTM) method. However, the level of accuracy of LSTM itself is not accurate enough compared to another method, such as Bi-LSTM. Therefore, it is necessary to optimize so that the LSTM model can predict accurately and compete with the accuracy of Bi-LSTM. Optimization is done by using the Glove method. The Glove method works by counting the occurrences of one word with another and then converting it to a vector. Words that often appear together will have vector values that are close to each other. This vector value is then used as a reference and inserted into the embedding layer of the LSTM model. The application of LSTM coupled with the Glove method resulted in an accuracy of 89% (87% for LSTM and 88% for Bi-LSTM). In this study, the Glove method could increase the accuracy of the used model by 2%.***

Keywords— ***Long Short Term Memory* (LSTM), Bi-LSTM, *sentiment analysis*, Glove *method*, Covid-19**

Abstrak*— Covid-19 mulai muncul di awal tahun 2020. Penyebaran wabah ini sering dibicarakan di Twitter, terutama tentang pengadaan vaksin. Untuk itu, perlu adanya analisis sentimen terhadap opini pengadaan vaksin. Analisis sentimen akan menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM). Namun, tingkat akurasi LSTM sendiri belum cukup akurat dibandingkan dengan metode lainnya, seperti Bi-LSTM. Oleh karena itu, perlu dilakukan optimalisasi agar model LSTM dapat memprediksi secara akurat dan dapat menyaingi akurasi Bi-LSTM. Optimalisasi dilakukan dengan menggunakan metode Glove. Metode Glove bekerja dengan menghitung kemunculan satu kata dengan kata lainnya lalu mengonversinya menjadi vektor. Kata yang sering muncul secara bersamaan akan memiliki nilai vektor yang saling mendekati. Nilai vektor ini kemudian dijadikan referensi dan dimasukkan ke lapisan *embedding* pada model LSTM. Penerapan LSTM yang ditambah dengan metode Glove menghasilkan akurasi sebesar 89% (87% untuk LSTM dan 88% untuk Bi-LSTM). Dalam penelitian ini penerapan metode Glove dapat meningkatkan akurasi model sebesar 2%.

Kata Kunci— ***Long Short Term Memory* (LSTM), Bi-LSTM, analisis sentimen, metode Glove, Covid-19.**

I. PENDAHULUAN

Covid-19 yang muncul pada akhir tahun 2020 sangat menyita perhatian masyarakat Indonesia. Covid-19 sering dibicarakan di Twitter. Salah satu topik yang sering dibicarakan adalah vaksin Covid-19. Pengadaan vaksin menimbulkan berbagai macam opini Indonesia [1].

Indonesia merupakan salah satu negara dengan pengguna Twitter terbesar di dunia. Menurut Setyadi [2], jumlah pengguna aktif Twitter di Indonesia berjumlah 22 juta. Dengan banyaknya pengguna Twitter di Indonesia, Twitter dapat dimanfaatkan untuk dilakukannya suatu analisis sentimen tentang vaksin, vaksinisasi, dan beberapa topik terkait.

Perlindungan dan imunitas oleh vaksin adalah hal terpenting, terutama untuk menyelesaikan pandemi ini. Menurut Yousefinaghani [3], dibutuhkan setidaknya 70% populasi divaksin untuk mencapai *herd immunity*. Untuk mencapai hal tersebut, dukungan masyarakat untuk pengadaan vaksin diperlukan. Maka dari itu, analisis sentimen diperlukan untuk memahami opini masyarakat tentang vaksin.

Analisis sentimen adalah teknik mengambil suatu informasi berupa pendapat individu terhadap suatu topik dengan cara mengelompokkan polaritas dari suatu teks [4]. Menurut Ernawati [5], pengelompokkan ini dilakukan untuk mengetahui teks yang dianalisis bersifat positif atau negatif. Dalam melakukan analisis sentimen ini, metode yang akan digunakan adalah *Long Short Term Memory* (LSTM).

Aprian [6] mengatakan bahwa *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan penambahan berupa *memory cell* untuk menyimpan informasi dalam jangka waktu panjang. Algoritme ini terdiri atas *cell state*, *gate units*, dan *output gate*. *Cell state* berfungsi untuk menyimpan informasi untuk diberikan ke langkah berikutnya. *Gate units* berperan untuk memroses informasi yang dibutuhkan atau ingin dibuang. Di dalam *gate units* terdapat *input gate* dan *forget gate*. *Input gate* akan memutuskan nilai *input* yang akan diberikan ke *cell state*. *Forget gate* dipakai untuk membuat informasi dari *cell state*. Di bagian akhir ada *output gate* yang memutuskan keluaran yang dihasilkan.

Menurut Okky [7], metode LSTM ini merupakan salah satu metode yang baik digunakan untuk proses klasifikasi teks. LSTM tidak hanya bagus untuk *dataset* berbahasa Inggris, tetapi bagus juga diterapkan untuk teks berbahasa Indonesia. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Adarsh [8] menyatakan bahwa metode LSTM juga unggul dalam akurasi dibandingkan dengan metode lainnya, seperti VADER dan RNN. Dari hasil kedua penelitian inilah, LSTM adalah metode yang dipakai dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan kalimat ke dalam suatu sentimen positif atau negatif.

Model LSTM juga memiliki kekurangan dalam hal akurasi yang perlu ditingkatkan lagi. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Hameed [9], Hanggara [10] dan Zhu [11] yang berisi tentang perbandingan model-model untuk sentimen analisis memperlihatkan bahwa tingkat akurasi model LSTM kalah dibandingkan dengan model Bi-LSTM. Oleh karena itu, perlu dicari suatu cara agar model LSTM dapat ditingkatkan akurasinya sehingga dapat digunakan untuk memprediksi opini masyarakat secara akurat.

Agar penerapan metode LSTM ini memiliki akurasi yang tinggi, perlu menggunakan metode *Glove*. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Imaduddin [9], metode *Glove* mendapatkan hasil akurasi paling tinggi dibandingkan dengan metode *word embedding* sejenisnya, seperti Word2Vec dan Doc2vec. *Glove* sendiri merupakan suatu metode *word embedding* yang dipakai untuk merepresentasikan suatu kata yang ada menjadi bentuk *vector* yang dapat dibaca oleh metode LSTM. *Glove* bekerja dengan menghitung nilai dari setiap kata lalu membuat hubungan antara kata-kata yang memiliki arti yang mirip [10]. Oleh karena itu, metode *Glove* diperlukan untuk meningkatkan akurasi pada model LSTM agar dapat menyaingi performa model Bi-LSTM untuk menganalisis opini vaksin Covid-19 dalam penelitian ini.

II. METODOLOGI

Alur penelitian ini diperlihatkan pada Gambar 1 dengan penjelasan sebagai berikut:

1) Analisis Kebutuhan

Bagian ini menjelaskan tentang segala hal yang berkaitan dengan apa yang akan diteliti, hal-hal seperti pemilihan topik penelitian dan berapa jumlah data yang akan digunakan, serta kebutuhan untuk pengambilan data dari Twitter nya sendiri yaitu Twitter API, menentukan *labelling* untuk klasifikasi manual, dan lain lain.

2) Scrapping Data

Dalam tahapan scrapping ini, data dari Twitter diambil berdasarkan topik yang telah ditentukan sebelumnya, setelah *scrapping* tweet selesai, data akan disimpan dalam bentuk CSV.

3) Klasifikasi Manual

Tahapan klasifikasi manual merupakan tahapan yang dilakukan untuk melabeli setiap *tweet* pada data yang telah di *scrapping* sebelumnya dengan contoh label sentiment, seperti positif atau negatif.

4) Text Pre-Processing

Tahapan untuk membersihkan *dataset* yang digunakan dari informasi yang dinilai tidak memiliki *value* atau pengaruh terhadap perhitungan analisis sentiment.

5) Data Test & Data Training

Pada tahap ini data akan dipisah menjadi *data test* dan *data training.*

6) Feature Extraction

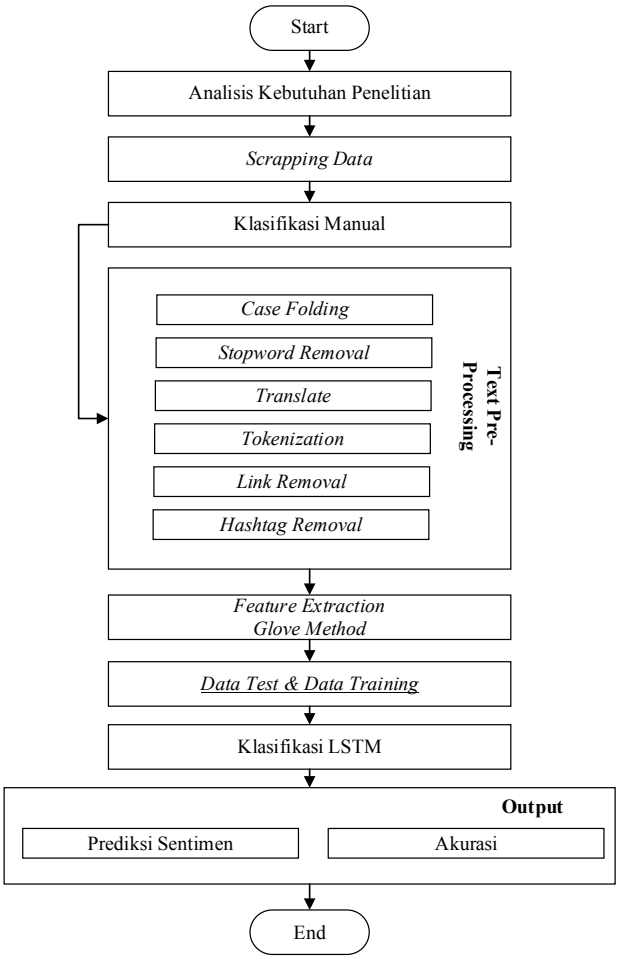
Tahapan yang berfungsi untuk mengubah atau mengonversi suatu huruf atau kata menjadi angka agar dapat diproses oleh klasifikasi metode LSTM. *Feature extraction* kali ini akan menggunakan metode *Glove*.

7) Klasifikasi LSTM

Pada tahap klasifikasi LSTM ini, *data test* yang akan dimasukkan ke dalam metode klasifikasi LSTM sendiri harus sudah berbentuk angka agar LSTM dapat memproses *data test* itu sendiri. Setelah itu, *data test* akan diuji menggunakan metode LSTM.

8) Hasil

Pada tahap ini hasil dari klasifikasi LSTM akan ditampilkan dalam bentuk tingkat akurasi dari implementasi metode LSTM.



Gambar 1 Metodologi penelitian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Scrapping

Dalam tahap *scrapping* ini, data dicari di Twitter berdasarkan topik yang sudah ditentukan sebelumnya. Setelah *scrapping* data *tweet* selesai, data akan disimpan dalam format CSV yang berisi tentang dua *columm*, yaitu jumlah data dan data *tweet*. Data diperlihatkan pada Tabel I.

B. Klasifikasi Manual

Dalam tahap klasifikasi manual *dataset* yang didapatkan dari hasil *scrapping* diolah dengan cara melabeli secara manual tiap *tweet* yang didapatkan dengan label sentimen yang sudah ditentukan sebelumnya. Pada Tabel II, label sentimen yang digunakan adalah tidak percaya yang artinya negatif dan percaya yang artinya positif.

TABEL I

DATA *SCRAPPING*

No.	*Tweet*
1	"Dengan dengan begini semoga proses vaksin berjalan lancar, karena Vaksin Aman. Jangan lupa tetap patuhi protokol kesehatan. https://t.co/7IM3eFsBSU"
2	"@94afii Iya nih bnyk yg ragu, klo vaksin batalin puasa ngga..ternyata vaksin aman ya"
3	"Bahkan teman-teman dengan GERD, yang notabene memiliki anxiety atau kekhawatiran berlebihan karena sakit yang sedang dideritanya, tidak merasakan efek samping vaksin Covid-19 yang gawat karena jus dan smoothies yang sudah dipersiapkan bahkan sebelum vaksin."
4	"Vaksin Nusantara Ditolak Negara https://t.co/SmZWr0pS97"
5	"@NarasiNewsroom Epidemolog, IDi, BPOM beda pendapat dg mantan Menkes dan DPR soal vaksin Nusantara. Trs rakyat disuruh mikir sendiri? Krn tdk tahu hrs percaya sm siapa...kasian rakyat+62"

TABEL II

KLASIFIKASI MANUAL

No.	*Tweet*	Nilai
1	"Dengan dengan begini semoga proses vaksin berjalan lancar, karena Vaksin Aman. Jangan lupa tetap patuhi protokol kesehatan. https://t.co/7IM3eFsBSU"	Percaya
2	"@94afii Iya nih bnyk yg ragu,klo vaksin batalin puasa ngga..ternyata vaksin aman ya"	Percaya
3	"Bahkan teman-teman dengan GERD, yang notabene memiliki anxiety atau kekhawatiran berlebihan karena sakit yang sedang dideritanya, tidak merasakan efek samping vaksin Covid-19 yang gawat karena jus dan smoothies yang sudah dipersiapkan bahkan sebelum vaksin."	Percaya
4	"Vaksin Nusantara Ditolak Negara https://t.co/SmZWr0pS97"	Tidak Percaya
5	"@NarasiNewsroom Epidemolog, IDi, BPOM beda pendapat dg mantan Menkes dan DPR soal vaksin Nusantara. Trs rakyat disuruh mikir sendiri? Krn tdk tahu hrs percaya sm siapa...kasian rakyat+62"	Tidak Percaya

C. Text-Preprocessing

Dalam tahap *text pre-processing* ini data akan diolah dengan cara membersihkan *dataset* yang akan digunakan. Proses yang dijalankan untuk membersihkan data yaitu penghapusan URL, *hashtag*, dan *mention*. Dilanjutkan dengan segmentasi kata, penghapusan emoji, kata *slang*, kata berulang, tanda baca, penghapusan angka, *case folding*, *stopword*, dan penerjemahan kata asing. Data yang telah melalui *pre-processing* diperlihatkan pada Tabel III.

D. Feature Extraction

Tahapan *feature extraction*, seperti yang dapat dilihat pada Tabel IV dan V, mengubah data yang awalnya huruf menjadi angka. Tiap kata yang ada akan memiliki representasi angkanya masing masing. Hal ini perlu dilakukan karena metode *machine learning* LSTM sendiri hanya bisa menerima *input* dalam bentuk angka sehingga perlu dilakukan *feature extraction*. Hal ini dimaksudkan agar *dataset* yang akan diteliti dapat digunakan dan diproses dalam model LSTM untuk menghasilkan sentimen *output*.

TABEL III

DATA SETELAH *PRE-PROCESSING*

No.	*Tweet*	Nilai
1	"begini moga proses vaksin jalan lancar vaksin aman jangan lupa tetap patuh protokol sehat"	Percaya
2	"banyak lowong sophistist batalin"	Percaya
3	"bahkan teman gerd notabene milik cemas khawatir lebih sakit sedang derita rasa efek samping vaksin covid gawat jus smoothies siap bahkan vaksin"	Percaya
4	"vaksin nusantara tolak Negara"	Tidak Percaya
5	"epidemiologi bpom beda dapat mantan menkes dpr soal vaksin nusantara terus rakyat suruh fikir sendiri tahu percaya sama siapakasian rakyat"	Tidak Percaya

TABEL IV

HASIL *FEATURE EXTRACTION* PADA *TWEET* BAGIAN I

No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

TABEL V

HASIL *FEATURE EXTRACTION* PADA *TWEET* BAGIAN II

No.	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	11	12	13	14	15	16	17	18	19
2	0	91	1	41	1	3	51	13	23
3	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	0	0	0	0	0	0	1	2	68
5	0	0	0	0	92	69	1	5	1

Setelah itu, dengan metode *Glove* dihasilkan *output* berupa nilai dalam bentuk *list*. Data ini akan digunakan untuk disematkan dalam tahapan *embedding* pada saat klasifikasi LSTM. Yang perlu dilakukan berikutnya adalah *training* pada setiap kata yang ada pada *dataset* sehingga menghasilkan *output*, seperti pada Tabel VI.

E. Data Test & Data Training

Tahap ini dimaksudkan untuk memisahkan data yang akan dijadikan sebagai data *test* dengan data yang akan digunakan sebagai data *training*. Proses pemisahan data *test* dan data *training* dapat dilihat pada Gambar 2. Semua pengujian menggunakan jumlah data yang sama, yaitu 1500 data dengan *split* data sebanyak 1400 data *training* dan 100 data *test*ing.

F. Klasifikasi LSTM dan Metode Glove

Klasifikasi LSTM ini merupakan tahap untuk membuat model *machine learning* LSTM. Seperti yang bisa dilihat pada Gambar 3, model LSTM yang dibuat dalam penelitian ini memiliki 3 *layer*. *Layer* pertama yaitu *embedding layer*. Pada *embedding layer* ini hasil keluaran (*output*) dari metode *Glove* yang berisi nilai vektor dari tiap kata yang ada dimasukkan ke dalam metode LSTM. *Layer* kedua adalah LSTM *layer*. *Layer* terakhir adalah *dense layer* yang berfungsi untuk memastikan tiap *neuron* di *dense layer* mendapatkan *input* dari semua *neuron* yang ada pada *layer* sebelumnya serta mencegah *overfitting*.

G. Hasil Pengujian

Setelah model LSTM ditambah *Glove* dijalankan, perlu Dilakukan proses evaluasi. Proses evaluasi model akan dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. Gambar 4 memperlihatkan gambaran dari hasil *training* LSTM ditambah *Glove*. Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa hasil pelatihan model LSTM ditambah *Glove* menghasilkan *True Positive* (TP) sebesar 623 yang artinya model memprediksi dengan benar 623 *tweet* yang sebelumnya dilabeli sebagai positif. Angka 80 menunjukkan *False Positive* (FP) yang artinya model memprediksi *tweet* yang telah dilabeli positif menjadi negatif sehingga ada 80 prediksi yang salah. Angka 93 menunjukkan *False Negative* (FN) yang artinya model memprediksi *tweet* yang dilabeli sebagai negatif menjadi positif. Jadi, ada 93 prediksi yang salah. Terakhir ada angka 604 yang menunjukkan nilai dari *True Negative* (TN) yang artinya model berhasil memprediksi *tweet* yang sebelumnya telah dilabeli negatif sebagai negatif.

Gambar 5 merupakan hasil evaluasi model *machine learning* yang hanya menggunakan model LSTM saja, tanpa adanya tambahan metode *glove*. Ada *True Positive* sebanyak 581, *False Positive* sebanyak 122, *False Negative* sebanyak 80, dan *True Negative* sebanyak 617.

Gambar 6 merupakan hasil evaluasi model yang menggunakan Bi-LSTM saja. Ada sebanyak 660 data *True Positive*, 43 data *False Positive*, 129 data *False Negative*, dan 568 data *True Negative*.

TABEL VI

HASIL METODE *GLOVE*

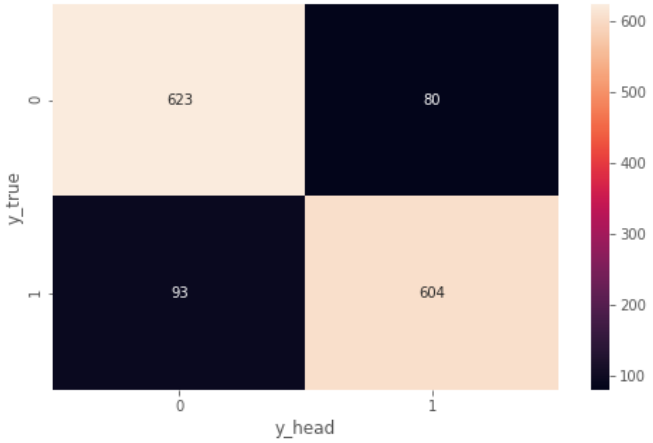
No.	*Key*	*Value*
1	begini	0,008929034812549358 0.00857189293068904 -0,0018073304668434623 0.004095686657332167 -0,009126857398788251
2	moga	0,0015007178288195572 0.010385500438535982 0,0009955758530758223 0,0025941986271175023 -0,004791431257525393
3	proses	-0,009691290320959266 -0.00962011397991538 -0,004333498662301739 0.008846227236931124 0,0013265377704979669
4	vaksin	-0,1433013424224189 -0.027164231661903154 -0,16022623709032 -0.13945652141460876 0,13907227962115803
5	jalan	-0,005704576404346956 0.008502637280164151 0,004254556759079569 -0.008085882134711822 0,009542448818145085

```
In [276]: from sklearn.model_selection import train_test_split
     ...:
     ...: Y = pd.get_dummies(dataset['Nilai']).values
     ...: X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X,Y, test_size =
0.0666, random_state = 50)
     ...: print(X_train.shape,Y_train.shape)
     ...: print(X_test.shape,Y_test.shape)
     ...: print("test set size " + str(len(X_test)))
(1400, 20) (1400, 2)
(100, 20) (100, 2)
```

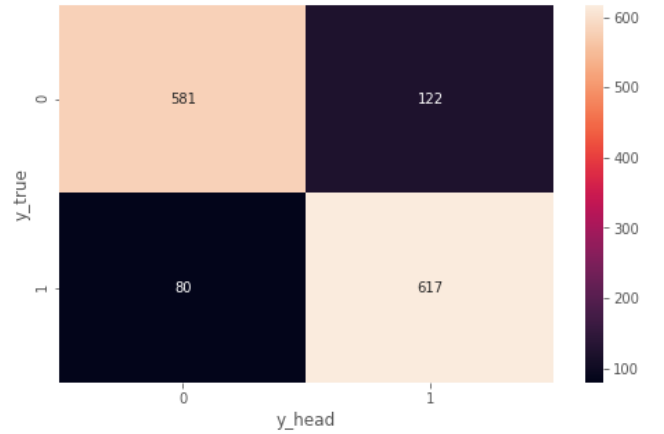
Gambar 2 Proses *split* data *training* & data *test*ing

```
Model: "sequential_65"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
embedding_62 (Embedding)     (None, 20, 125)           160250
_________________________________________________________________
lstm_40 (LSTM)               (None, 196)               252448
_________________________________________________________________
dense_37 (Dense)             (None, 2)                 394
=================================================================
Total params: 413,092
Trainable params: 413,092
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
None
```

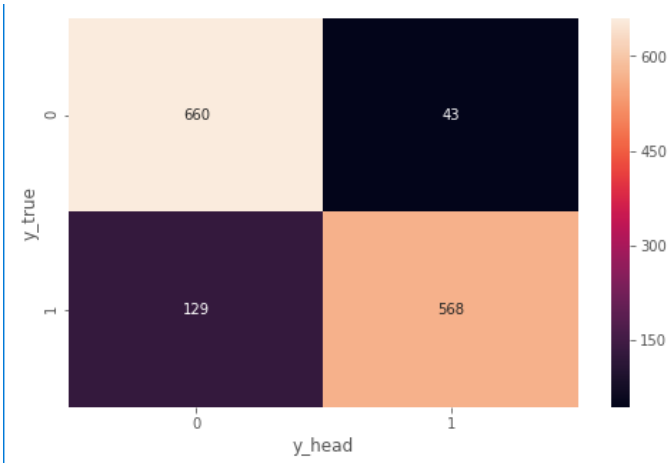
Gambar 3 Model LSTM dan metode *Glove*



Gambar 4 *Confusion matrix* model LSTM ditambah *Glove*



Gambar 5 *Confusion matrix* model LSTM



Gambar 6 *Confusion matrix* model Bi-LSTM

Dengan adanya hasil dari *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dapat dihitung. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk mengukur hal tersebut:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2)$$

$$\text{F1-Score} = \frac{(2 \times \text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (3)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (4)$$

Hasil penerapan perhitungan rumus *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* tersebut ditampilkan pada Tabel VII. Tabel VII memperlihatkan hasil dan perbandingan metode

TABEL VII

HASIL AKURASI PERBANDINGAN METODE

No.	*Key*	*Value*
1	LSTM	86%
2	LSTM + Glove	88%
3	Bi-LSTM	88%

LSTM, LSTM ditambah Glove, dan Bi-LSTM. Hasil akurasi dengan menggunakan metode LSTM dalam penelitian ini adalah sebesar 86%, dengan metode Bi-LSTM sebesar 88%, dan hasil akhir, yaitu perhitungan dengan metode LSTM ditambah metode *Glove*, akurasinya sama dengan metode Bi-LSTM, yaitu 88%.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil dari perhitungan rumus *accuracy, precision, recall* dan *F1-Score,* penggunaan metode *Glove* yang digabungkan dengan metode LSTM dapat menghasilkan akurasi sebesar 88%. Akurasinya naik sebesar 2% apabila hanya menggunakan LSTM saja. Selain itu, LSTM ditambah *Glove* juga mampu meningkatkan *precision* menjadi 89%, dari yang awalnya hanya 82% apabila hanya menggunakan LSTM saja. *F1-Score* dari metode LSTM ditambah *Glove* tercatat mendapatkan hasil tertinggi di antara ketiga metode yang dijalankan. Namun, mengalami penurunan pada bagian *recall* menjadi 87%, dibandingkan dengan penggunaan metode LSTM saja yang menghasilkan *recall* sebesar 91%.

Dengan adanya penambahan metode *Glove* pada LSTM, LSTM ditambah *Glove* dapat unggul dalam *recall* dan *F1-Score,* serta dapat mengimbangi *accuracy* yang dihasilkan dari metode Bi-LSTM.

Keterbatasan dari penelitian ini sendiri adalah data yang digunakan masih terbilang sedikit. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan data yang lebih banyak agar sentimen yang dilakukan semakin objektif dan akurat.

DAFTAR REFERENSI

[1] D. Hernikawati, "Kecenderungan tanggapan masyarakat terhadap vaksin sinovac berdasarkan *Lexicon Based Sentiment Analysis*," *Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komunikasi*, vol. 23, no. 1, hlm. 21–31, 2021.

[2] D. K. Setyadi, "Peran Twitter dalam *digital customer relationship management* di industri perbankan," *Journal Communication Spectrum: Capturing New Perspectives in Communication*, vol. 9, no. 2, hlm. 110–124, 2019.

[3] S. Yousefinaghani, dkk., "An analysis of Covid-19 vaccine sentiments and opinions on Twitter," *International Journal of Infectious Diseases.*, vol. 108, hlm. 256–262, 2021.

[4] N. Rakhmawati, dkk., "Analisis klasifikasi sentimen pengguna media sosial Twitter terhadap pengadaan vaksin Covid-19," *JIEET (Journal Inf. Eng. Educ. Technol.*), vol. 4, no. 2, hlm. 90–92, 2020.

[5] S. Ernawati, dkk., "Penerapan algoritme *K-Nearest Neighbors* pada analisis sentimen *review* agen travel," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. VI, no. 1, hlm. 64–69, 2018.

[6] B. A. Aprian, Y. Azhar, dan V. R. S. Nastiti, "Prediksi pendapatan kargo menggunakan arsitektur *Long Short Term Memory*", *Jurnal Komputer Terapan* (*JKT*), vol. 6, no. 2, hlm. 148–157, 2020.

[7] M. O. Ibrohim, dkk, "Identify abusive and offensive language in indonesian twitter using deep learning approach," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1196, no. 1, 2019.

[8] R. Adarsh, dkk, "Comparison of VADER and LSTM for sentiment analysis," *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 7, no. 6, hlm. 540–543, 2019.
[9] Z. Hameed, dkk, "Sentiment Classification Using a Single-Layered BiLSTM Model," *IEEE Access*, vol. 8, hlm. 73992–74001, 2020.
[10] S. Hanggara, T. M. Akhriza, dan M. Husni, "Aplikasi *web* untuk analisis sentimen pada opini produk dengan metode *Naive Bayes Classifier*," dalam *Seminar Nasional Inovasi dan Aplikasi Teknologi di Industri*, 4(2), hlm. A33.1-A33.6.
[11] Y, Zhu, W, Zheng, dan H. Tang, "Interactive dual attention network for text sentiment classification", *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2020, *article* ID 8858717, 2020.

Chandra Kirana Poetra, kelahiran kota Ciamis. Saat ini sedang melangsungkan Pendidikan D4 di Politeknik Pos Indonesia. Minat terhadap *data science* dan *machine learning*.

Syafrial Fachrie Pane, kelahiran kota Medan. Meraih gelar S2 dari Teknik Informatika Binus di Jakarta. Saat ini sebagai dosen pengajar Basis Data di Politeknik Pos Indonesia dan Kepala Unit Teknologi Informasi & Komunikasi.

Rd. Nuraini Siti Fatonah, meraih gelar S2 di bidang linguistik di Universitas Pendidikan Indonesia. Saat ini sebagai dosen pengajar Bahasa Inggris di Politeknik Pos Indonesia.