

Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kebijakan Vaksinasi Covid-19 di Indonesia pada Twitter Menggunakan Algoritma LSTM

Analysis of Public Sentiment of the Covid-19 Vaccination Policy in Indonesia on Twitter Using the LSTM Algorithm

**Laila Ma'rifatul Azizah¹, Dimas Bagas Ajipratama²,
Nisrina Akbar Rizky Putri³, Cahya Damarjati⁴**

^{1,2,3,4}Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
Jl. Brawijaya, Geblagan, Tamantirto, Kec. Kasihan, Kabupaten Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta
¹laila.m.azizah@umy.ac.id, ²dimasbagasajipratama@gmail.com,
³nisrinaarp@gmail.com, ⁴cahya.damarjati@umy.ac.id

Naskah diterima: 8 November 2022, direvisi: 14 Desember 2022, disetujui: 31 Desember 2022

Abstract

Indonesia was shocked by the emergence of the first case of Covid-19 in March 2020. The Covid-19 virus can be fought with herd immunity, namely by vaccination. On December 16, 2020, President Joko Widodo announced that he would provide the Covid-19 vaccine to the people of Indonesia. The rules received various responses from the public; one of them is through Twitter. There are opinions that support and there are also those who reject vaccination. To find out the opinion of public sentiment regarding vaccination, a sentiment analysis process is carried out using an algorithm that aims to assist the sentiment analysis process with quite a lot of data. In this study, the sentiment analysis process uses one of the deep learning methods, namely LSTM (Long Short-Term Memory). The results of this study tend to support the vaccination program by producing 79% positive tweets, 13% neutral tweets and 8% negative tweets and getting a model accuracy of 71% using parameters of 15 epochs, 64 batch sizes and a comparison of training data and test data of 9:1 (3600:400).

Keywords: covid-19, LSTM (Long Short-Term Memory), sentiment analysis, Twitter, vaccination

Abstrak

Indonesia dihebohkan dengan kemunculan kasus pertama Covid-19 pada bulan Maret 2020. Virus Covid-19 dapat dilawan dengan herd immunity, yaitu dengan melakukan vaksinasi. Pada tanggal 16 Desember 2020, Presiden Joko Widodo mengumumkan akan memberikan vaksin Covid-19 kepada masyarakat Indonesia. Kebijakan tersebut mendapatkan berbagai respon dari masyarakat. Salah satunya melalui twitter. Terdapat banyak cuitan yang sentimennya mendukung dan ada juga yang menolak kebijakan tersebut. Agar vaksinasi berjalan lancar, pemerintah ingin meredam sentimen negatif dengan pendekatan yang baik. Akan tetapi, pemerintah kesulitan untuk memfilter dan menghitung rasio sentimen dari semua cuitan twitter. Penelitian ini mengusulkan penggunaan LSTM untuk mempermudah pemfilteran sentimen yang selanjutnya dapat memantau perkembangan sentimen dalam pelaksanaan kebijakan tersebut. Hasil analisis menunjukkan 79% tweet positif, 13% tweet netral dan 8% tweet negatif serta mendapatkan akurasi model sebesar 71% dengan menggunakan parameter 15 epoch, 64 batch size dan perbandingan data latih dan data uji sebesar 9:1 (3600:400). Maka dari hasil analisis

tersebut menunjukkan bahwa masyarakat mendukung dengan adanya kebijakan vaksinasi di Indonesia dengan 79% tweet positif.

Kata kunci: covid-19, LSTM (Long Short-Term Memory), analisis sentimen, Twitter, vaksinasi

PENDAHULUAN

Pada bulan Maret 2020, Indonesia dihebohkan dengan kemunculan kasus pertama virus Covid-19. Tentunya hal ini menyebabkan banyak dampak dalam bidang pendidikan, sosial, budaya, ekonomi, dan lain-lain. Virus Covid-19 dapat menyebar dengan cepat sehingga mengubah perilaku masyarakat dalam beraktivitas sehari-hari. Dalam hal ini, pemerintah memutuskan untuk membuat sebuah program, yaitu Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB). Kebijakan tersebut diharapkan dapat mencegah laju penyebaran virus Covid-19 (Nasruddin and Haq 2020).

Tentunya kebijakan tersebut menyebabkan pembatasan pada berbagai bidang seperti pendidikan, masyarakat, ekonomi, dan budaya serta pemerintah melakukan edukasi mengenai 3M (memakai masker, mencuci tangan, serta menjaga jarak). Dengan adanya kebijakan PSBB maka proses belajar mengajar pada bidang pendidikan dan kegiatan perkantoran dilaksanakan secara daring untuk mengurangi penyebaran virus Covid-19. Kegiatan daring tersebut dilakukan hingga seluruh masyarakat mempunyai kekebalan terhadap virus Covid-19 atau disebut dengan *herd immunity* (Hernikawati 2021).

Adanya kebijakan tersebut mengakibatkan munculnya berbagai macam sentimen dari berbagai kalangan masyarakat. Sentimen adalah sebuah pandangan, pendapat, dan penilaian seseorang terhadap suatu peristiwa (Ihsan, Negara and Agustian 2022). Terdapat masyarakat yang mendukung vaksinasi serta terdapat pula yang menolak vaksinasi. Efektivitas vaksin Covid-19 banyak diperbincangkan di media sosial seperti Twitter, Facebook, dan lain-lain. Media sosial merupakan sebuah media *online* yang mendukung berbagai interaksi sosial (Caniago and Hero 2022). Media sosial mempunyai karakter yang berbeda-beda sehingga perlu disesuaikan dengan kebutuhan pengguna (Urva, Pratiwi and Syarief 2022).

Twitter merupakan salah satu media sosial yang memungkinkan penggunaanya dalam mencari informasi serta memberikan sebuah pendapat atau opini tentang suatu permasalahan yang biasa disebut dengan *tweet*. Pengguna Twitter dapat membuat sebuah *tweet* dengan kapasitas 140 karakter termasuk spasi dan tanda baca, tetapi Twitter telah meningkatkan jumlah *tweet* menjadi 280 karakter pada bulan September 2017 (Pakar Online Indonesia, 2012).

Dalam segi kuantitatif manusia tidak dapat membandingkan jumlah pengguna dan sentimen mengenai informasi tersebut yang sangat banyak dengan cepat. Sehingga, perlu adanya solusi dengan memanfaatkan data yang banyak dianalisis secara manual, kemudian hasil dari analisis tersebut dikonversi ke dalam sistem, dimana proses tersebut sering dikenal dengan analisis sentimen. Analisis sentimen ini dapat membantu memberikan tentang gambaran persepsi atau opini masyarakat dengan mengklasifikasikan opini tersebut menjadi kelas positif, negatif dan netral (Putra, et al. 2022).

Analisis sentimen atau yang biasa dikenal dengan istilah *opinion mining* merupakan salah satu cabang penelitian dari *text mining* yang bertujuan untuk menentukan persepsi atau subjektivitas publik (khalayak) terhadap suatu topik pembahasan, kejadian, ataupun permasalahan. *Text mining* merupakan suatu proses analisis teks sebuah informasi yang penting untuk sebuah hasil yang spesifik (Aditiya, Enri and Maulana 2022). Analisis sentimen adalah suatu

tugas klasifikasi yang mengklasifikasikan suatu teks ke dalam orientasi positif atau negatif (Rachman and Pramana 2020).

Klasifikasi adalah suatu proses penilaian objek data untuk mengelompokkannya ke dalam kelas tertentu (Utomo and Mesran 2020). Tujuan dari klasifikasi adalah untuk memberikan kelas kepada beberapa data sesuai dengan model yang telah dipelajari. Pengelompokan ini dapat masuk ke berbagai kelas, tidak hanya terbatas pada satu kelas saja (Nanda, et al. 2022). Analisis sentimen merupakan suatu proses untuk mempelajari dan memahami suatu emosi positif, negatif atau netral (Lestari and Saepudin 2021). Sehingga disebut dengan kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan adalah salah satu bagian dari ilmu komputer yang dapat melakukan pekerjaan seperti yang dilakukan oleh manusia (Sari and Sari 2022).

Machine learning, atau bisa disebut pembelajaran mesin, merupakan pendekatan kecerdasan buatan yang banyak digunakan dalam meniru dan menggantikan perilaku manusia untuk memecahkan masalah (Roihan, Sunarya and Rafika 2020). *Machine learning* dapat melatih sebuah program untuk dapat memecahkan suatu masalah tanpa menulis logika sistem satu persatu dengan memberikan data yang berupa sebuah *input* serta *output* program yang diinginkan. Salah satu metode *machine learning* yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

LSTM (*Long Short-Term Memory*) merupakan jenis lain dari modul pemrosesan untuk RNN. LSTM diciptakan oleh Hochreiter & Schmidhuber (1997) dan dikembangkan serta dipopulerkan oleh banyak peneliti. Seperti RNN, jaringan LSTM (jaringan LSTM) juga menyertakan modul dengan pemrosesan berulang (Priyono 2018). Metode LSTM ini hadir untuk memperbaiki permasalahan *vanishing gradient* yang terdapat pada RNN (Rahman, Sari and Yudistira 2021).

Merinda Lestandy, Abdurrahim, dan Lailis Syafa'ah pada tahun 2021 menjelaskan penggunaan Twitter sebagai *raw data* dengan kasus kebijakan vaksinasi di Indonesia. Vaksinasi merupakan upaya pemerintah dalam menghambat penyebaran Covid-19 yang sangat cepat. *Tweet* tentang vaksin ini menimbulkan berbagai macam opini dari masyarakat seperti mendukung program vaksinasi atau menolak program tersebut. Dalam penelitiannya, Merinda Lestandy, Abdurrahim, dan Lailis Syafa'ah membandingkan dua metode dalam melakukan analisis sentimen yaitu RNN dan Naïve Bayes dengan akurasi yang didapat yaitu 97,77% dari RNN dan 80% dari Naïve Bayes (Lestandy, Abdurrahim and Syafaah 2021).

Widi Widayat melakukan penelitian dengan menggunakan *raw data movie review* yang berisi 25.000 *review*. Pada kasus ini peneliti menggunakan metode LSTM untuk mengklasifikasikan sentimen dari *movie review*-nya. Penelitian ini mendapatkan akurasi terbaik sebesar 88.17% dan untuk akurasi rendahnya 85.86% (Widayat 2021). Dalam jurnal yang ditulis oleh Novita menjelaskan penelitian dengan menggunakan *raw data* dari Twitter dengan kasus vaksinasi. Pada kasus ini peneliti menggunakan metode SVM, Naïve Bayes, dan Random Forest Classifier dengan hasil persentase akurasi dari masing-masing metode yaitu 46% untuk SVM, 85% untuk Naïve Bayes, dan 96% untuk Random Forest Classifier (Anggraini, Harahap and Kurniawan 2021). Dalam jurnal yang ditulis oleh Rima, dijelaskan penelitian dengan menggunakan *raw data* dari Twitter dengan tujuan untuk mengetahui sentimen masyarakat mengenai vaksinasi *booster*. Pada kasus ini peneliti menggunakan metode Naïve Bayes, Decision Tree dan SVM dengan hasil persentase akurasi dari metode Naïve Bayes yaitu 70% sedangkan akurasi dari Decision Tree sebesar 79% dan akurasi dari SVM sebesar 83,33% (Aldisa and Maulana 2022).

Banyaknya penelitian yang sudah dilakukan membuktikan bahwa analisis sentimen dapat dilakukan dengan menggunakan salah satu metode dari *machine learning* yaitu LSTM dengan tujuan untuk mengetahui sentimen masyarakat Indonesia mengenai topik media sosial yang membahas kebijakan vaksinasi di Indonesia (Rozaqi 2022). Berdasarkan latar belakang diatas

maka dapat didapatkan suatu rumusan masalah yaitu: "bagaimana sentimen masyarakat mengenai kebijakan vaksinasi di Indonesia dengan menggunakan algoritma LSTM?" Penelitian ini menggunakan salah satu metode dari *machine learning* yakni *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk menghasilkan sebuah solusi dalam mengetahui informasi yang berupa sentimen serta menganalisis data yang berasal dari Twitter, yaitu ulasan *tweet* 'kebijakan vaksinasi di indonesia' dengan teks bahasa Indonesia.

METODE

Penelitian ini menggunakan metode LSTM dimana pada metode tersebut terdapat alur yang ditunjukkan oleh Gambar 1. Metode ini dimulai dari tahap pengumpulan data atau *data collection* yaitu mengumpulkan *tweet* dari *website crawling* yang bernama Kaggle. Data diakses melalui situs Kaggle dengan *keyword* 'vaksinasi di Indonesia'. Dari *keyword* tersebut, data yang akan ditampilkan adalah *tweet* dari masyarakat terhadap kebijakan vaksin melalui *hashtag* vaksin dan vaksinasi. *Raw data* yang diperoleh dari Kaggle sebanyak 12729 *tweet* dengan menggunakan *keyword* 'Indonesia Vaccination Tweets'. Kaggle mengumpulkan data dengan *keyword* tersebut sehingga menghasilkan *raw data* menggunakan *tweepy*. *Raw data* tersebut masih terdapat data yang memiliki duplikasi maka dari itu dilakukan proses pembersihan data yang memiliki duplikasi tersebut serta pembersihan tautan *http* yang muncul di dalam *tweet* secara manual. Pembersihan data duplikasi bertujuan agar mendapatkan hasil analisis yang valid. Kemudian dilakukan proses pemberian label pada data yang telah diperoleh dari tahap pengumpulan data yang sudah dilakukan untuk diklasifikasikan menjadi kelas positif, negatif dan netral. Pemberian label bertujuan untuk memberikan informasi dari suatu *tweet*, apakah mengandung sentimen positif, negatif maupun netral. Proses pelabelan sendiri dilakukan secara manual dengan ketentuan yang ditunjukkan oleh tabel 1 dan untuk contoh hasil pelabelan sendiri ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel. 1 Ketentuan Pelabelan

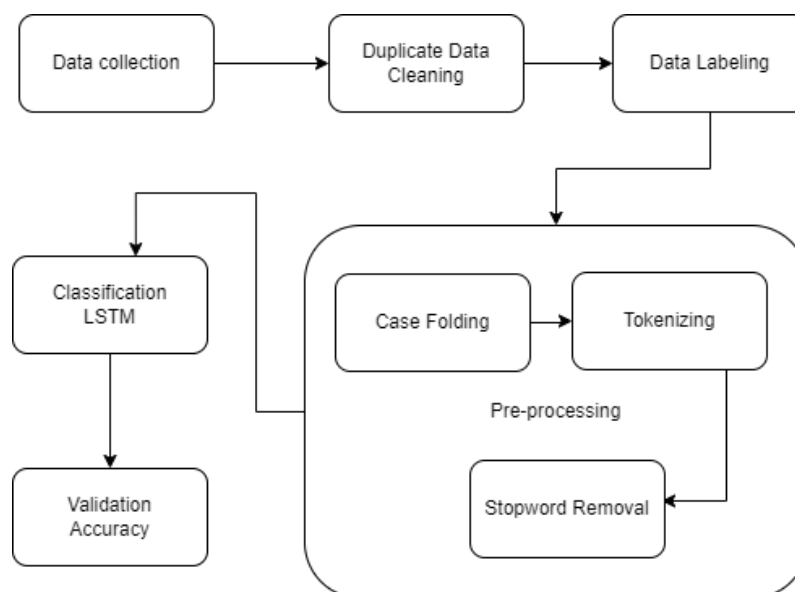
Kelas	Ketentuan
1 (Positif)	Terdapat kata-kata yang mengarah ke mendukung program vaksinasi tanpa berisi kata-kata yang menolak program vaksinasi
-1 (Negatif)	Terdapat kata-kata yang mengarah ke menolak program vaksinasi tanpa berisi kata-kata yang mendukung program vaksinasi
0 (Netral)	Tidak terdapat kata-kata yang mengarah ke mendukung maupun menolak program vaksinasi

Tabel 2. Contoh Hasil Pelabelan

Tweet	Label
Apa Perbedaan Vaksin China Sinovac dan Sinopharm serta Merek Lain?	0
B POM Setuju Gunakan Vaksin COVID-19 Produksi Sinovac	1
Heran kenapa masih pakai Sinovac lebih mahal iya akurasi rendah iya uji yang belum selesai iya	-1

Selanjutnya dilakukan proses *text pre-processing* yang bertujuan untuk menormalisasi data yang akan digunakan dalam proses analisis sentimen. Dalam melakukan tahap *pre-processing* terdapat beberapa proses yang dilakukan. Proses pertama adalah *case folding*, yaitu dengan mengubah semua huruf yang terdapat dalam *raw data* menjadi huruf kecil atau disebut *lowercase* serta menghilangkan karakter selain huruf seperti angka, tanda baca dan karakter kosong. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan hasil yang tidak *redundan*.

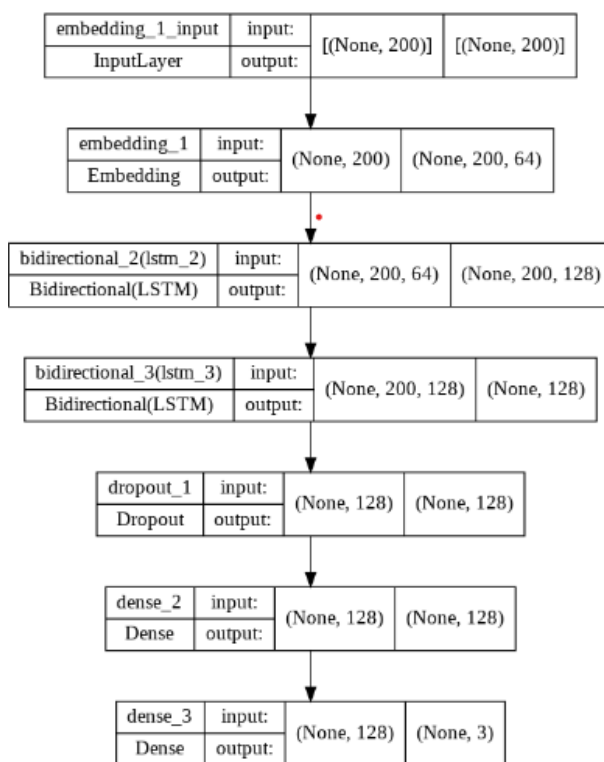
Kemudian proses selanjutnya adalah *tokenizing*, yaitu memotong serta memisahkan setiap kalimat yang terdapat di dalam *raw data* menjadi bagian kata-kata yang kemudian potongan kata-kata tersebut diubah menjadi angka atau biasa disebut dengan token. Proses *tokenizing* diperlukan untuk memproses analisis teks lebih lanjut.



Gambar 1. Alur Analisis Sentimen

Selanjutnya *stopword removal*, yaitu mengambil kata-kata penting yang diambil dari hasil token yang sudah dilakukan dengan menggunakan algoritma *stoplist* (membuang kata kurang penting) dan *wordlist* (menyimpan kata penting). Sedangkan *stopword* merupakan kata-kata yang sering muncul dengan jumlah yang banyak serta dianggap tidak mempunyai makna. Contoh *stopword* dalam bahasa Indonesia seperti kata 'dan', 'di', 'oleh', akan dihilangkan dari dalam *raw data* sehingga menyisakan kata yang bermakna saja didalam *raw data*. Proses *stopword removal* bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang penting didalam *tweet* sehingga dapat meningkatkan performa saat proses analisis.

Selanjutnya adalah klasifikasi dengan menggunakan algoritma yang telah dipilih yaitu algoritma LSTM (*Long Short-Term Memory Network*). Tahap klasifikasi bertujuan untuk mengkategorikan *tweet* kedalam kelas positif, negatif maupun netral. Ada beberapa tahapan dalam proses LSTM. Pertama, menjalankan gerbang sigmoid atau sering disebut dengan gerbang *output* (*output gate*, σ_t) yang bertujuan untuk menghilangkan bagian apa saja dari konteks yang akan dihasilkan. Selanjutnya, mengarahkan konteks agar melalui *tanh* untuk membuat nilainya menjadi antara -1 dan 1, serta mengalikan dengan *output* gerbang *sigmoid* tadi sehingga hanya akan menghasilkan bagian yang diinginkan. Tahap terakhir adalah proses validasi model yang sudah di training sebelumnya. Validasi berupa *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1 Score*. Berikut adalah struktur dari LSTM yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur LSTM

HASIL DAN PEMBAHASAN

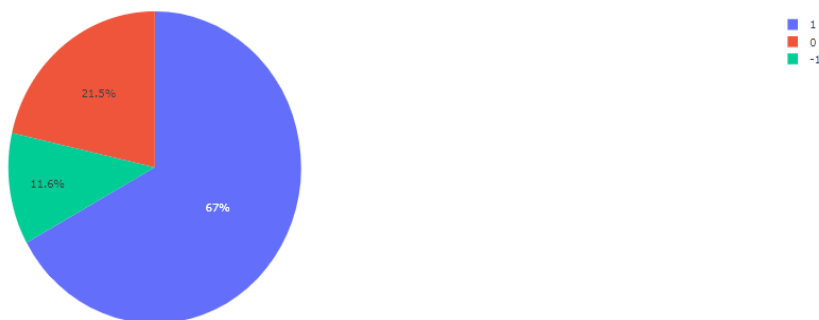
Bab ini menjelaskan hasil dari proses pemberian label yang dilakukan secara manual yang mengacu pada ketentuan pemberian label yang di deskripsikan pada Tabel 1. Proses pemberian label ini menitikberatkan pada *response tweet* positif, sehingga pemerintah dapat membantu meredam sentimen negatif dan memantau *response* dari masyarakat tentang kebijakan vaksinasi. Akan tetapi dalam proses label data terdapat ketidakseimbangan hasil data *crawling* yang digunakan sebagai rujukan *pre-processing* data sehingga hasil kelas data positif, negatif dan netral. Tabel 3 berikut menjelaskan tentang hasil distribusi label sudah dilakukan.

Tabel 3. Hasil Pendistribusian Label (Sumber: Hasil Penelitian)

Positif	Negatif	Netral
2680 Data	860 Data	464 Data

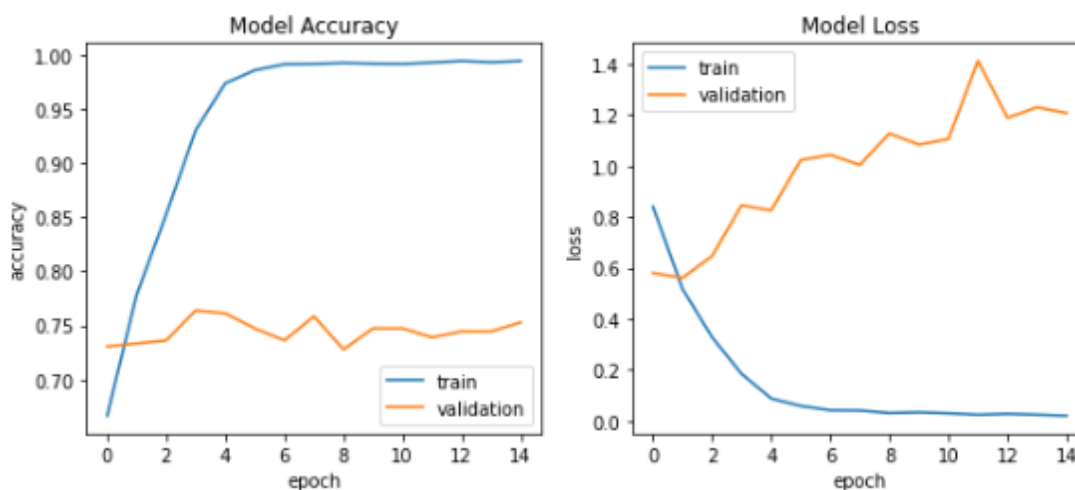
Dari total data *raw* berupa 12.729 data yang telah diproses melalui tahapan *pre-processing* sebelum tahap klasifikasi menggunakan LSTM, hanya didapatkan 4.000 data terlabel yang bisa dilakukan klasifikasi. Gambar 3 memperlihatkan terdapat tiga kelas label, yaitu 1 untuk sentimen positif berwarna biru, 0 untuk sentimen netral berwarna merah dan -1 untuk sentimen negatif berwarna hijau. Persentase masing-masing kelas sebesar 67% untuk sentimen positif, 21% untuk sentimen netral dan 12% untuk sentimen negative dari keseluruhan 4000 data *tweet*.

Pie chart of different sentiments of tweets



Gambar 3. Persentase Pendistribusian Label (Sumber: Hasil Penelitian)

Berdasarkan klasifikasi yang sudah peneliti lakukan dengan menggunakan LSTM dengan *epoch* atau sebuah perulangan dalam proses *training* sebanyak 14. Semakin banyak *epoch* maka akurasi akan semakin tinggi. Ini dibuktikan oleh pergerakan dari *epoch* 0 sampai *epoch* 14. Sehingga diperoleh akurasi *training* yang tinggi sebesar 99%. Namun untuk validasi akurasi dari model yang sudah dibuat menghasilkan akurasi yang lebih rendah dari akurasi *training* yaitu sebesar 75%. Dimana *chart* berwarna biru menunjukkan akurasi dan *chart* berwarna kuning menunjukkan validasi dari akurasi model. Hal ini disebabkan karena saat proses validasi *dataset*-nya masih belum seimbang antara kelas positif, netral, dan negatif sehingga mempengaruhi tingkat akurasi dari validasi model. Terdapat juga plot yang menggambarkan pergerakan dari model *loss*. Pada plot tersebut terjadi penurunan *loss* saat melakukan proses *training* dan terdapat kenaikan *loss* saat proses validasi. Hal ini menandakan bahwa ketika *loss* turun saat proses *training* maka model yang sudah di *training* optimal. Ini disebabkan karena saat proses validasi *dataset*-nya masih belum seimbang antara kelas positif, netral dan negatif sehingga mempengaruhi tingkat *loss* dari validasinya. Berikut adalah hasil plot akurasi klasifikasi yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot akurasi klasifikasi (Sumber: Hasil Penelitian)

Kemudian tahap selanjutnya adalah validasi, yaitu melakukan pengukuran kinerja model yang sudah dilatih dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* menunjukkan

prediksi dan kondisi sebenarnya (aktual) dari data yang dihasilkan oleh *machine learning*. Dengan *confusion matrix* dapat ditentukan *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1 score* sebagai pengukuran dari performa model algoritma tersebut. Pada tahap ini peneliti melakukan pengukuran kinerja model dimana pada masing-masing kelas yang terdapat dalam tabel *confusion matrix* akan menunjukkan jumlah prediksi yang bertujuan untuk mengelompokkan kelas yang salah ataupun yang benar. Berikut adalah tabel *confusion matrix* dari model yang sudah di latih dan divalidasi yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.

Dari tabel tersebut model yang dapat memprediksi *tweet* dengan nilai negatif senilai 21 data. Kemudian untuk data netral yang terdeteksi negatif berisi 17 data dan 9 data positif yang salah terdeteksi menjadi negatif. Sedangkan untuk data yang terdeteksi netral terdapat 11 data berupa data negatif dan 38 data berupa *true netral*. Sisanya terdapat 40 data positif yang terprediksi sebagai data netral. Model ini juga memprediksi 9 data negatif sebagai data positif dan juga 29 data netral yang terprediksi sebagai data positif. Akan tetapi memang ada 226 data positif yang terdeteksi positif. Dari sini kita dapat melihat bahwa model ini dapat memprediksi Kebenaran sesuai dengan data sebenarnya berupa 226 data positif, 38 data netral dan 21 data negatif atau dengan total 285 data *true positive*.

Tabel 4. Confusion Matrix (Sumber: Hasil Penelitian)

	Negatif	21	17	9
	Netral	11	38	40
Predicted label	Positif	9	29	226
		Negatif	Netral	Positif
	Actual label			

Kinerja model yang akan diuji pertama adalah *accuracy* model secara keseluruhan dengan rumus $Accuracy = \frac{True\ Positive}{Jumlah\ data}$. *Accuracy* merupakan perhitungan kinerja dengan mengukur keakuratan keseluruhan model. Berdasarkan rumus diatas *true positive* merupakan total dari kelas true yang dapat diprediksi dengan benar serta jumlah data merupakan jumlah keseluruhan data yang di uji coba. Sehingga didapatkan *accuracy* model cukup baik yaitu sebesar 71%. Hasil tersebut ditunjukkan pada Tabel 5 berikut ini:

Tabel 5. Accuracy Model (Sumber: Hasil Penelitian)

$$Accuracy = \frac{True\ Positive}{Jumlah\ data} \quad Accuracy = \frac{285}{400} = 0,71$$

$$Accuracy = 0,71 * 100 = 71\%$$

Dari perhitungan tersebut, dapat dilihat bahwa model yang dirancang ini dapat memberikan akurasi 71% untuk memprediksi sentimen dari masyarakat tentang kebijakan vaksinasi Covid-19. Sehingga, ketika masyarakat mengeluarkan opini mereka tentang kebijakan vaksinasi, model dapat memprediksi apakah mereka setuju dengan kebijakan pemerintah atau malah tidak setuju dengan kebijakan pemerintah. Hasil tersebut ternyata belum bisa menunjukkan kualitas dari model yang telah dibuat. Model harus dilihat kinerjanya dari *recall* dan *precision*.

Kinerja model yang diuji selanjutnya adalah *precision* dari masing-masing kelas dengan rumus: $Precision = \frac{True\ Positive}{(True\ Positive + False\ Positive)}$. *Precision* merupakan perhitungan kinerja yang memberikan sebuah informasi dari prediksi data positif yang sebenarnya positif. Berdasarkan rumus diatas *true positive* merupakan total dari data positif yang dapat diprediksi dengan benar pada data positif serta *false positive* merupakan sebuah kondisi data positif yang diprediksi salah. Sehingga didapatkan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 6 berikut ini:

Tabel 6. Precision Model (Sumber: Hasil Penelitian)

	Positif	Netral	Negatif
TP	226	38	21
FP	29 + 9	11 + 40	17 + 9
<i>Precision</i>	$226 / (226+38) = 0,85$	$38 / (38+51) = 0,44$	$21 / (21+26) = 0,45$

Kemudian kinerja model yang diuji adalah *recall* dari masing-masing kelas dengan rumus $Recall = \frac{True\ Positive}{(True\ Positive + False\ Negative)}$. *Recall* merupakan perhitungan kinerja yang memberikan sebuah informasi mengenai prediksi data positif yang diprediksi sebagai data negatif. Berdasarkan 39 rumus diatas *true positive* merupakan total dari data positif yang dapat diprediksi dengan benar pada data positif serta *false negative* merupakan kondisi ketika model memprediksi data negatif tetapi yang sebenarnya ada di data positif. Sehingga didapatkan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 7 berikut ini:

Tabel 7. Recall Model (Sumber: Hasil Penelitian)

	Positif	Netral	Negatif
TP	226	38	21
FN	40+9	17+29	11+9
Recall	$226 / (226+49) = 0,82$	$38 / (38+46) = 0,45$	$21 / (21 + 20) = 0,51$

Namun, mendapatkan nilai *recall* dan nilai *precision* tidak bisa menjadi acuan perhitungan kualitas dari model bisa sempurna. Maka dari itu perlu dihitung *f1 score* dari masing-masing data dengan rumus $F1\ Score = 2 \times \frac{(Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)}$. F1-Score merupakan *harmonic mean* dari *precision* dan *recall* yang berarti keseimbangan rata-rata antara *false positive* dan *false negative*, sehingga didapatkan hasil yang ditunjukkan oleh Tabel 8:

Tabel 8. F1 Score Model

	Positif	Netral	Negatif
<i>Precision</i>	85%	44%	45%
<i>Recall</i>	82%	45%	51%
<i>F1 Score</i>	$2*(85%*82%) / (85%+82%) = 83,48%$	$2*(44%*45%) / (44%+45%) = 44,50%$	$2*(45%*51%) / (45%+51%) = 48%$

Dari Tabel 8 didapatkan nilai F1 score tertinggi di kelas positif dengan sebesar 83,48%, kelas netral sebesar 44,50% dan kelas negatif sebesar 48%. Hal ini disebabkan *dataset* yang kurang seimbang antara kelas positif, netral dan negatif. Dimana kelas positif memiliki lebih

banyak data yang dilatih yaitu sebesar 67%, kelas netral sebesar 21% serta kelas negatif sebesar 11%. Tentunya jumlah *dataset* dalam kelas yang dilatih mempengaruhi hasil akurasi validasi, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Semakin banyak *dataset* yang dilatih dalam suatu kelas tentu akan meningkatkan kinerja suatu model. Namun, dari hasil *f1-score* dapat dilihat bahwa model ini dapat digunakan untuk memprediksi sentimen dari masyarakat terhadap kebijakan vaksinasi yang digalakkan oleh pemerintah.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat ditarik kesimpulan bahwa sentimen masyarakat mengenai 'kebijakan vaksinasi di Indonesia' cenderung lebih banyak sentimen positif daripada sentimen negatif dan sentimen netral dengan menghasilkan menghasilkan 79% *tweet* positif, 13% *tweet* netral dan 8% *tweet* negatif. Metode LSTM dapat digunakan untuk menganalisis sentimen teks berbahasa indonesia seperti *tweet* mengenai kebijakan vaksinasi Covid-19 di Indonesia. Analisis sentimen masyarakat mengenai kebijakan vaksinasi Covid-19 di Indonesia yang dilakukan menggunakan LSTM dengan menggunakan parameter *epoch* sebanyak 15, *batch size* sebanyak 64 serta menggunakan perbandingan antara data latih dan data uji sebanyak 9:1 atau 3600:400 dapat menghasilkan akurasi model keseluruhan dengan cukup baik, yaitu sebesar 71%.

Dari hasil analisis sentimen masyarakat terhadap kebijakan vaksinasi oleh pemerintah, ternyata masyarakat lebih merespon dengan baik dan menyambut vaksinasi sebagai kebijakan Covid-19, terbukti dari banyaknya *tweet* positif yang dihasilkan dibandingkan *tweet* yang tidak menyukai ataupun netral tentang kebijakan vaksinasi dari pemerintah. Model yang dihasilkan dari penelitian ini juga dapat memprediksi dengan baik tentang *tweet* masyarakat sesuai dengan tipenya, yaitu *response* positif terhadap kebijakan vaksin, *response* negatif terhadap kebijakan vaksin dan *response* netral terhadap kebijakan vaksin.

Namun, hasil *testing* terhadap model yang sudah dibuat masih belum maksimal, dikarenakan data positif, negatif dan netral masih belum seimbang, yaitu dengan persentase label masing-masing kelas sebesar 67% untuk kelas positif, 21% untuk kelas netral, dan 12% untuk sentimen negatif. Untuk penelitian selanjutnya dapat ditambahkan data *tweet* negatif dari data yang ada, sehingga model yang diberikan bisa memberikan prediksi yang lebih baik terhadap kebijakan pemerintah tentang vaksinasi.

REFERENSI

- Aditiya, Piqih, Ultach Enri, and Iqbal Maulana. 2022. "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Myim3 Pada Situs Google Play Menggunakan Support Vector Machine." *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)* 1020–1028.
- Aldisa, Rima Tamara, and Pandu Maulana. 2022. "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Vaksinasi Booster COVID19 Dengan Perbandingan Metode Naive Bayes, Decision Tree dan SVM." *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)* 106–109.
- Anggraini, Novita, Edi Surya Negara Harahap, and Tri Basuki Kurniawan. 2021. "Text Mining - Analisis Teks Terkait Isu Vaksinasi COVID-19 ." *Jurnal IPTEK-KOM (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komunikasi)* 141 - 153 .
- Caniago, Alfi, and Eko Hero. 2022. "Fenomena Mengunggah Film Pendek di Media Sosial pada Mahasiswa Komunikasi Universitas Islam Riau." *Journal of Social Media and Message* 24-35.

- Hernikawati, Dewi. 2021. "Kecenderungan Tanggapan Masyarakat Terhadap Vaksin Sinovac Berdasarkan Lexicon Based Sentiment Analysis." *Jurnal IPTEK-KOM (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komunikasi)* 21 - 31.
- Ihsan, Miftahul, Benny Sukma Negara, and Surya Agustian. 2022. "LSTM (Long Short Term Memory) for Sentiment COVID-19 Vaccine Classification on Twitter." *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi Digital Zone*.
- Lestandy, Merinda, Abdurrahim, and Lailis Syafaah. 2021. "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes." *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)* 802 - 808.
- Lestari, Sri, and Sudin Saepudin. 2021. "ANALISIS SENTIMEN VAKSIN SINOVAC PADA TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES." *SISMATIK (Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika)*.
- Nanda, Robbi, Elin Haerani, Siska Kurnia Gusti, and Siti Ramadhani. 2022. "Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Support Vector Machine." *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*.
- Nasruddin, Rindam, and Islamul Haq. 2020. "Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) dan Masyarakat Berpenghasilan Rendah." *Jurnal Sosial & Budaya Syar-i* 639-648.
- Prijono, Benny. 2018. *Pengenalan Long Short Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) – RNN Bagian 2*. April 13. Benny Prijono.
- Putra, Andreyana Pratama, Yuda Pratama, Eka Kharisma Krisnadi, Indah Purnamasari, and Dedi Dwi Saputra. 2022. "Text Mining untuk Sentimen Analisis dengan Metode Naïve Bayes, SMOTE, N-Gram dan AdaBoost Pada Twitter CommuterLine." *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* 961 - 973.
- Rachman, Fajar Fathur, and Setia Pramana. 2020. "Analisis Sentimen Pro dan Kontra Masyarakat Indonesia tentang Vaksin COVID-19 pada Media Sosial Twitter." *Indonesian of Health Information Management Journal* 100-109.
- Rahman, Muhammad Zaini, Yuita Arum Sari, and Novanto Yudistira. 2021. "nalisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* 5120-5127.
- Roihan, Ahmad, Po Abas Sunarya, and Ageng Setiani Rafika. 2020. "Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper." *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)* 75-82.
- Rozaqi, Afid. 2022. "ANALISIS SENTIMEN VAKSINASI BOOSTER BERDASARKAN TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN K-NN." *JURNAL SISTEM SIBER SOSIAL* 01-09.
- Sari, Mike Febri Mayang, and Dian Permata Sari. 2022. "Artificial Intelligence Perbandingan Algoritma Simple Hill Climbing Dan Steepest Ascent Hill Climbing Dalam Media Pembelajaran Alfabert." *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*.
- Urva, Gellysa, Merina Pratiwi, and Amiroel Oemara Syarief. 2022. "Optimalisasi Media Sosial Sebagai Penunjang Digital Marketing." *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat* 56-61.
- Utomo, Dito Putro, and Mesran. 2020. "Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung." *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA* 437-444.
- Widayat, Widi. 2021. "Analisis Sentimen Movie Review menggunakan Word2Vec dan Deep Learning." *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA* 1018-1026.

