Implementasi Aplikasi Sentimen Pada Data Twitter Jelang Pemilu 2024

Choirul Humam^{1*}), Arif Dwi Laksito²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta ^{1,2}Jl. Ring Road Utara, Kabupaten Sleman, 55281, Indonesia email: ¹choirul.humam@students.amikom.ac.id, ² arif.laksito@amikom.ac.id

Abstract - Elections are one of the most important democratic processes as they give citizens the right to choose their leaders. In today's digital era, social media, especially Twitter, is a source of information and influences public perception. Tweets as one of the most frequently used services to convey opinions or opinions to the public. This study started by collecting data through the Twitter API, then pre-processing the data with several stages such as case folding, cleaning and filtering, then modeling the data using the LSTM algorithm and real-time execution with sentiment results between supporting, not supporting and neutral, the last stage of storing data into the MySQL database. The purpose of this research is to conduct and prove the application of sentiment applications from Deep Learning in web applications, and compare the accuracy of sentiment analysis from LSTM using non-oversampling and oversampling methods. As a result of this research, the random oversampling method gets significant accuracy than nonoversampling. Random oversampling gets an accuracy of 0.82 at epoch 25, while non-oversampling gets an accuracy of 0.61 at epoch 50. Then the web application will display a graph of each sentiment class.

Abstrak – Pemilu merupakan salah satu proses demokrasi yang paling penting karena memberikan hak kepada warga negara untuk memilih pemimpin mereka. Pada era digital seperti sekarang ini, Twitter salah satu layanan tweetnya dapat digunakan sebagai analisis sentimen yang sangat berguna untuk memahami opini publik terhadap calon pemimpin dan isu-isu yang dibahas pada saat kampanye pemilu. Penelitian ini dimulai dengan cara pengumpulan data melalui API Twitter, lalu prapemrosesan data dengan beberapa tahapan seperti case folding, cleaning dan filtering, kemudian pemodelan data menggunakan metode LSTM serta eksekusi secara real-time dengan hasil sentimen antara mendukung, tidak mendukung dan netral, tahapan terakhir penyimpanan data ke dalam MySQL. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan dan membuktikan penerapan aplikasi sentimen dari Deep Learning pada aplikasi web, serta membandingkan akurasi analisis sentimen dari LSTR dengan menggunakan metode nonoversampling dan oversampling. Hasil dari penelitian ini, metode random oversampling mendapatkan akurasi yang signifikan daripada non-oversampling. Random oversampling mendapatkan akurasi sebesar 0.82 pada epoch 25, sedangkan non-oversampling mendapatkan akurasi sebesar 0.61 pada epoch 50. Kemudian aplikasi web akan menampilkan grafik dari masing-masing kelas sentimen.

Kata Kunci – Pemilu, Twitter, LSTM, Analisis Sentimen, Oversampling.

*) **penulis korespondensi**: Arif Dwi Laksito Email: arif.laksito@amikom.ac.id

I. PENDAHULUAN

Pemilihan umum (Pemilu) merupakan salah satu proses demokrasi yang sangat penting karena memberikan hak kepada warga negara untuk memilih pemimpin mereka. Di era digital saat ini, peran media sosial sebagai sumber informasi menjadi semakin signifikan dan mempengaruhi pandangan publik. Karena perkembangan zaman yang begitu pesat sudah merambah ke perkembangan teknologi komunikasi saat ini telah mengubah kecenderungan orang untuk mengungkapkan pendapatnya di jejaring sosial[1]. Analisis sentimen menjadi alat yang sangat berguna untuk memahami opini publik terhadap calon pemimpin dan isu-isu yang dibahas selama kampanye pemilu. Faktanya, analisis sentimen Twitter digunakan untuk menganalisis apa yang menurut orang penting untuk kesuksesan pasar[2]. Analisis sentimen dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang bagaimana opini publik terhadap calon pemimpin dan isu-isu yang diperdebatkan, sehingga membantu membuat keputusan yang lebih informatif dan beralasan.

Twitter menjadi sosial media dari dulu hingga sekarang yang masih eksis dalam mencari informasi[3]. Karena penggunanya yang sangat banyak dan aktif. penggunanya dapat dengan bebas mengutarakan pendapat atau pendapatnya[4]. Tweet salah satu layanan yang paling sering digunakan untuk mengutarakan opini atau pendapatnya pada publik. Biasanya, Tweet hanya digunakan untuk memposting informasi tentang pengguna dan berbagi informasi. Tweet dapat berupa posting dengan teks atau gambar, terkadang beberapa orang mengungkapkan pendapat, kritik atau saran terhadap topik yang berbeda dari pengguna Twitter lainnya[5]. Konten Tweet juga dapat mengungkapkan perasaan atau emosi pengguna, yang merupakan evaluasi atau opini subjektif. Pendapat yang diungkapkan melalui tweet juga sesuatu yang dapat digunakan peneliti untuk menganalisis persepsi publik terhadap politisi calon presiden Indonesia 2024[1]. Tweet merupakan hasil penyebaran opini dan komentar serta merupakan sumber daya yang dapat digunakan untuk menganalisis sentimen masyarakat umum terhadap suatu institusi atau individu[6]. Beberapa opini tweet itulah yang akan dijadikan bahan pertimbangan implementasi analisis sentimen.

Implementasi analisis sentimen akan membantu berbagai opini dari tweet tersebut, karena kita dapat hasil dari tweet tersebut apakah bernilai positif, negatif dan netral[7]. Hasil ini akan membuktikan bahwa hasil tersebut apakah bentuk

dukungan sebagai positif, tidak mendukung sebagai negatif dan netral tetap sebagai netral.

Recurrent Neural Networks (RNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan dua jenis jaringan saraf yang digunakan untuk memproses data yang berhubungan dengan urutan, seperti time series data dan data teks. RNN telah lama digunakan untuk kebutuhan prediksi data waktu. Tidak hanya itu aplikasi seperti speech recognition, mesin terjemahan juga hasil penggunaan RNN. Meskipun RNN telah berhasil digunakan dalam berbagai aplikasi, kelemahan RNN adalah kemampuannya dalam mengatasi masalah vanishing gradient dan exploding gradient. LSTM adalah salah satu solusi yang dikembangkan dengan menambahkan mekanisme gating yang memungkinkan aliran informasi yang diingat dan diabaikan pada setiap unit sel. Pada beberapa penelitian perbandingan antara LSTM dan RNN telah dilakukan, seperti pada penelitian[8] yang membandingkan LSTM dan RNN untuk prediksi time series. Kemudian pada penelitian[9] yang membandingkan kinerja kedua model dalam analisis sentimen pada data teks. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa LSTM memberikan hasil yang lebih maksimal dibandingkan dengan RNN. Tetapi, beberapa tantangan dalam penggunaan LSTM, seperti masalah overfitting, perlu diperhatikan.

Disamping itu perbandingan algoritma LSTM dan *Naive Bayes* sering dilakukan untuk memprediksi sentimen publik. Diantaranya, pada penelitian[10] menunjukkan bahwa akurasi LSTM memberikan hasil lebih baik daripada *Naive Bayes*. Perbandingan LSTM dan *Naive Bayes* juga dilakukan pada data tweet pandemi COVID-19 sebelumnya. Pada penelitian[11] menunjukkan perbandingan antara LSTM dan *Naive Bayes* untuk analisis sentimen menemukan bahwa LSTM memberikan hasil yang lebih baik dalam akurasinya.

Metode yang digunakan pada penelitian ini ialah metode *Deep Learning*, algoritma LSTM. Kelebihan LSTM mampu menyimpan informasi jangka panjang, membaca sampai memperbaharui informasi sebelumnya, dibanding metode lainnya[10]. LSTM adalah pendekatan pembelajaran mendalam yang dapat digunakan dalam *Natural Language Processing* (NLP) seperti pengenalan ucapan, terjemahan teks, dan analisis sentimen[12].

Berdasarkan uraian diatas, tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan dan membuktikan penerapan aplikasi sentimen dari Deep Learning terhadap web aplikasi. Penelitian ini akan menggunakan Teknik NLP dan Deep Learning untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen pada postingan media sosial. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membuat sebuah aplikasi web yang dapat memberikan informasi terkini sebagai visualisasi grafis oleh berbagai pihak untuk menganalisis informasi tersebut, sehingga mudah dipahami, menghemat waktu dan menangkap informasi dengan cepat. Untuk membantu memahami atau menganalisis informasi dari tweet tersebut, maka perlu "Implementasi dilakukan penelitian tentang Aplikasi Sentimen Pada Twitter Jelang Pemilu 2024".

Hingga saat ini, penelitian terkait penggunaan data tweet secara *real-time* untuk kebutuhan analisis sentimen pemilu masih belum ditemukan. Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan hasil komparasi data twitter yang telah dilakukan melalui tahapan metode random oversampling dan tanpa oversampling menggunakan Deep Learning algoritma

LSTM, serta dilakukan implementasi sentimen analisis secara real-time dalam web aplikasi dengan visualisasi grafik.. Diharapkan, penelitian ini dapat membantu publik dan mengembangkan aplikasi berbasis web yang mampu menganalisis data sentimen publik terhadap pemilu secara *real-time* berbentuk grafik.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Analisis sentimen memiliki berbagai metode dan algoritma uintuk penerapannya. Sehingga penelitian sebelumnya menggunakan berbagai algoritma dan metodenya. Algoritma Support Vector Machine (SVM) menghasilkan akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier[13]. Penelitian ini menguji tujuh tokenisasi yang cocok, kemudian menghasilkan sentiment negatif yang dominan ditujukan terhadap calon presiden Indonesia 2019 pada data Twitter.

Di penelitian [2][4], SVM mampu menghasilkan secara maksimal jika dikombinasikan dengan *Particle Swarm Optimization* PSO. Metode SVM berbasis PSO mampu mendominasi semua algoritma yang digunakan, karena mampu menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan feature selection *Genetic Algorithm* (GA) atau SVM itu sendiri. PSO juga mudah mengimplementasikan multi-parameter, sedangkan SVM memiliki kelemahan dalam pemilihan parameter yang tepat.

Masyarakat memberikan komentar positif ataupun negatif sebelum saat pemilu bahakan cenderung melakukan "black campaign" dan hoax, Twitter tidak dapat membedakan kecenderungan positif dan negatif, maka perlu dilakukan analisis sentimen[7]. Penelitian ini menggunakan menganalisis dokumen teks untuksentimen positif dan negative. Metode yang digunakan adalah *K-Means* untuk mengelompokkan data latih dan *Naive Bayes classifier* untuk mengklasifikasikan data uji.

Klasifikasi *Naive Bayes* memiliki pola persepsi negatif sebesar 52%, jauh lebih tinggi dari persepsi positif sebesar 18%, dan persepsi netral memiliki nilai 31% lebih tinggi dari persepsi positif[14].Menggunakan data tweet Pemilu pada 16 April 2018-16 April 2019, Safitri dalam penelitiannya menghasilkan Akurasi klasifikasi *Naive Bayes* dari dataset training dan dataset test adalah 81%, dan dataset test adalah 76% Value recall adalah 36,8% untuk sentimen positif, 93,2% untuk sentimen negatif, dan 86,8% untuk sentimen netral.

Baik menggunakan *National Research Council* (NRC)*Lexicon* ataupun *Bing Lexicon*, sebelum maupun sesudah pemilu Joko Widodo mendapat sentiment positif, sedangkan Prabowo Subianto bergeser kearah sentiment negatif[15]. Calon 01 Joko Widodo dikenal dengan pandangannya yang lebih populer, sehingga mendapat respon lebih besar dari Calon 02 Prabowo Subianto. Entah itu sentiment positif atau negative negatif.

Mengetahui kecenderungan masyarakat di Twitter terhadap debat pertama calon presiden melalui hashtag kedua pasangan calon, dilakukan metode *Fine-grained Sentiment Analysis* menggunakan Bahasa pemrograman R[16]. Tweet yang mengandung lebih banyak kalimat positif daripada kalimat negatif, maka keseluruhan hasilnya adalah positif., bernilai (+1). Jika jumlah kalimat negatif lebih banyak dari

jumlah kalimat positif, maka hasil keseluruhannya adalah negatif dan bernilai (-1). Jika paragraf tersebut memiliki jumlah kalimat positif dan negatif yang sama, hasilnya adalah netral dan bernilai (0). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa cuitan emosional dari kedua tagar tersebut cenderung positif ketimbang negatif dan netral.

Pada penelitian [17] analisis sentimen memberikan gambaran mengenai kecenderungan pengguna Twitter dalam memposting konten, sehingga mengetahui apakah sentimen pengguna Twitter terhadap pemilu 2024 negatif atau positif. Dengan melakukan perbandingan 80% data train dan 20% data uji menhasilkan akurasi sentiment positif 52,2%, negatif 37% dan netral 10,8%. Lalu pada penelitian[18] menggunakan model LSTM untuk memprediksi data time series, dengan mean square error 22,459 yang berarti model yang diperoleh baik, tetapi tidak dapat memprediksi apakah data akan terjadi perubahan besar.

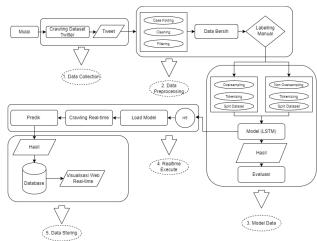
Pada penelitian[19] mendapatkan data 5.000 tweet vaksin COVID-19, dengan 3.800 tweet sentimen positif, 800 tweet sentimen negatif, dan 400 tweet sentimen netral. Kemudian pra-pemrosesan data untuk mengkaji kinerja RNN dan Naive Bayes dengan menambahkan teknik TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), yang bertujuan untuk membobotkan hubungan kata (term) dalam dokumen. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi RNN (TF-IDF) lebih tinggi sebesar 97,77% dibandingkan 80% untuk Naive Bayes (TF-IDF).

III. METODE PENELITIAN

Peneliti melakukan beberapa tahapan dalam melakukan penelitian. Pertama, melakukan *Data Collection* dalam hal ini melakukan pengumpulan data Twitter (*Crawling*). Kedua, *Data Preprocessing* dimana melakukan pembersihan data tweet yang akan siap digunakan. Ketiga, *Model Data* yaitu melakukan uji coba menggunakan metode *Deep Learning* turunan algoritma RNN yaitu arsitektur LSTM. Kemudian, *Realtime Execute* yaitu melakukan prediksi analisis sentimen secara *real-time* menggunakan model yang sudah dikonversi (.h5). Terakhir, *Data Storing* dimana hasil dari eksekusi di simpan didalam database, kemudian ditampilkan ke bentuk Web. Alur penelitian tersaji pada gambar 1.

A. Data Collection

Crawling data merupakan pengambilan atau pengumpulan data dari suatu website maupun platform media sosial dengan menggunakan API (Aplication Program Interface) yang disediakan oleh website atau platform media sosial[20]. Tahapan awal dengan mendapatkan api key pada web developer Twitter. Kemudian Membuat file python untuk melakukan crawling data dan menyimpannya ke MySQL. Api key yang didapatkan, di masukkan kedalam script file crawling yang berisikan script menggunakan Bahasa pemrograman python tersebut. API Twitter bertindak sebagai penghubung dengan sistem yang dibangun Twitter. Setelah itu file python dapat dijalankan atau dieksekusi dapat menggunakan terminal atau command prompt (cmd). Data yang didapatkan akan terkumpul ke dalam MySQL. Ada dua sistem pencarian yang tersedia untuk mengumpulkan data di berdasarkan user atau keyword. menggunakan keyword "Anies Baswedan" dalam menguji penelitian ini.



Gbr. 1 Alur penelitian

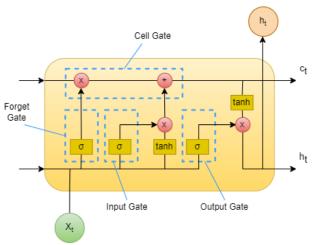
B. Data Preprocessing

Setelah Melakukan crawling data langkah selanjutnya adalah preprocessing data. Preprocessing data sendiri, tahapan untuk melakukan pembersihan data agar mendapatkan hasil yang maksimal. Tahapan-tahapan preprocessing diantaranya Case Folding, mengubah huruf besar menjadi huruf kecil atau biasa disebut dengan lowercase. Cleaning, menghilangkan data dari kalimat yang mengandung unsur-unsur seperti nama pengguna (@namapengguna), tagar (#), angka, emoji (:@, :D) dan proses tanda baca yang tidak perlu. Filtering, Menghilangkan kata yang tidak terpakai atau menganggu dataset itu sendiri seperti URL, http, www. Setelah dilakukan preprocessing data akan menjadi bersih, kemudian melakukan labelling manual dengan klasifikasi diantaranya positif sebagai dukungan dikonversi menjadi angka 1, negatif sebagai tidak mendukung dikonversi menjadi angka 0 dan netral tetap netral dikonversi menjadi angka 2.

C. Data Modelling

Data yang diuji tanpa melalui tahapan resampling. Dataset ini akan menjadi data yang tidak seimbang pada tiap kelas labelnya Data yang tidak seimbang (imbalance data) dilakukan oversampling, menggunakan metode Random Oversampling. **Oversampling** merupakan metode pengambilan sampel, dengan menambah atau menjumlahkan data pada kelas minoritas sehingga dapat mengimbangi atau mendekati jumlah data pada kelas mayoritas[21]. Pada Tokenizing, Proses ini dirancang untuk mereduksi teks menjadi masukan yang ringkas untuk proses klasifikasi[22]. Setelah preprocessing data selesai, data secara acak dibagi menjadi dua bagian untuk klasifikasi: 80% data latih dan 20% data uji[5]. Peneliti Menggunakan algoritma LSTM dari metode deep learning. Deep Learning menghasilkan kinerja dan komputasi waktu lebih baik dari Machine Learning. Algoritma deep learning yang dapat digunakan untuk klasifikasi kata adalah LSTM[23]. LSTM merupakan turunan algoritma RNN, yang dikembangkan menambahkan interaksi tambahan ke setiap modulnya[24]. LSTM mengganti layer RNN dengan blok sel memori yang terdiri dari input gate, forget gate, dan output gate untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada RNN[25][26]. Algoritma LSTM, dapat menyimpan informasi dalam jangka

panjang, karena mempelajari *long-term dependency*[27]. Arsitektur sel memori LSTM tersaji di gambar 2 berikut.



Gbr. 2 Arsitektur LSTM

$f_{t} = \sigma(w_{f} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{f})$	(1)
$i_{t} = \sigma(w_{i} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{i})$	(2)
$\bar{c}_t = tanh \ (w_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$	(3)
$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot c_t$	(4)

$$c_{t} = f_{t} \cdot c_{t-1} + i_{t} \cdot c_{t}$$
(4)

$$o_{t} = \sigma(w_{o} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{o}$$
(5)

$$h_{t} = o_{t} \cdot tanh (c_{t})$$
(6)

Keterangan:

f_t = Forget Gate
i_t = Input Gate
c_t = Cell gate
o_t = Output gate
h_t = Hidden Gate
c_t = Intermediate Cell Gate
b = Bias

b = Bias w = Bobot

Hasil pengujian model. Model dievaluasi dengan menggunakan fungsi evaluasi(), dan data yang digunakan di sini adalah 20% dari total kumpulan data, yaitu 341 data (oversampling) dan 247 data (non oversampling). Evaluasi yang dihasilkan digunakan untuk menghitung kinerja model yang telah dibuat dan diteliti. Evaluasi ini akan menggunakan confusion matrix dengan menghitung rasio prediksi benar dan salah [28]. Tabel 1 menunjukan kuadran dari pengelompokan perhitungan confusion matrix.

Berikut ini rumus perhitungan dari confusion matrix

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

$$TP$$
(7)

$$\frac{Precision}{TP} = \frac{(TP + FP)}{TP}$$
(8)

$$Recall = \frac{}{(TP + FN)}$$

$$Precision * Recall$$
(9)

$$F1 - Score = 2 \frac{Precision * Recall}{(Precision + Recall)}$$
 (10)

TABEL I CONFUSION MATRIX

	Predicted	Predicted	Predicted	
	Negatif	Positif	Netral	
Aktual	True	False Positif	False Positif	
Negatif	Negatif(TN)	(FP)	(FP)	
Aktual	True Negatif	True	False	
Positif	(TN)	Positif(TP)	Negatif	
			(TN)	
Aktual	False Negatif	False Positif	True Negatif	
Netral	(FN)	(FP)	(TN)	

D. Realtime Execute

Tahapan selanjutnya yaitu konversi dari model LSTM yang telah dilatih atau diuji. Berisi arsitektur dari model, bobot nilai, informasi compile() ke bentuk file dengan ekstensi .h5. Kemudian import model (.h5) ke dalam script atau ke dalam file (stream.py) sebagai model untuk dilakukan eksekusi prediksi sentimen pada tahapan pengambilan data atau *crawling data* tweet secara *real-time* sebagai data baru.

E. Data Storing

Setelah data dilakukan predik dengan klasifikasi label dukungan, tidak mendukung atau netral, ke database *MySQL*. *MySQL* dikenal sebagai database relasional open source yang menggunakan *Structured Query Language* (SQL). Tahapan akhir dari penelitian ini adalah implementasi menggunakan web aplikasi untuk divisualisasikan dengan mengambil data dari *MySQL* menggunakan PHP (*Hypertext Preprocessor*).

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan yaitu hasil dari crawling Twitter secara mandiri menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan sistem API yang terbaru yaitu Twitter API v2. Keyword yang digunakan untuk mengambil tweet yakni "Anies Baswedan". Pengambil keyword tersebut karena jelang pencalonan Pemilu 2024. Preview data seperti pada gambar 3 dibawah ini.

			Out[5]:
tweet	id		
hanya pandai omdo aja,kelebihan bayar dn php	1.580000e+18	100 1.580000e+18	
RT @BosPurwa: Silakan Reply dengan gambar atau	1.580000e+18	33	
RT @JarnasABW: Relawan JARNAS di seluruh Indon	1.580000e+18	322	
@dewiirawan13 Wkwkw rombongan PKI yg benci pak	1.580000e+18	82	
RT @MllhamMukmin1: Tgl 30 Oktober silahkan mer	1.580000e+18	111	
@democrazymedia https://t.co/0IsS4NY2Rm	1.580000e+18	174	
RT @Sahrin84959845: Hadiah dari @karniilyas un	1.580000e+18	217	
RT @OposisiCerdas: Gelar Acara Dukungan, Warga	1.580000e+18	221	
The Nex PRESIDENT sukses selalu pak Anies Rasy	1.580000e+18	142	
RT @HelmiFelis_: Zaman Anies Baswedan rakyat s	1.580000e+18	193	

Gbr. 3 Hasil Pengambilan Tweet

Hasil dari crawling itu menghasilkan 1,236 buah data. Dataset ini akan di kelompokkan menjadi tiga buah label, dukungan, tidak mendukung dan netral.

B. Preprocessing

Setelah melakukan *crawling data*, data tersebut masih berupa mentahan tweet yang memiliki berbagai tanda baca, emoticon dan lain-lain. Maka langkah selanjutnya dilakukan proses preprocessing data, diantaranya: (1) *Case Folding*, yaitu mengubah kalimat dari huruf besar menjadi huruf kecil atau istilah lain lower case. (2) *Cleaning data*, yaitu pembersihan data tweet dari berbagai jenis tanda baca, emoticon dan lain-lain(3) *Filtering*, yaitu Menghilangkan kata yang tidak terpakai atau menganggu dataset itu sendiri seperti URL, http, www. Setelah dilakukan preprocessing kemudian melakukan tahapan labelling manual. Didapatkan label dukungan menghasilkan 569 data, tidak mendukung 486 data dan netral 181 data. Tabel 2 menunjukan hasil dari beberapa proses tahapan preprocessing data.

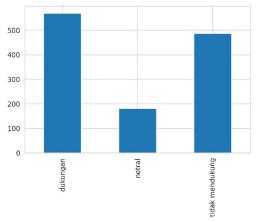
TABEL III

TAHAPAN PREPROCESSING							
Tahapan	Tweet						
Preprocessing							
Original	RT @Mdy_Asmara1701: Anies						
	Baswedan: Orang Baik Harus Mau						
	Masuk Politik						
	#IndonesiaMemanggilAnies						
	#AniesPresiden2024						
	https://t.co/FLcIk31B08						
Case Folding	rt @mdy_asmara1701: anies						
	baswedan: orang baik harus mau						
	masuk politik						
	#indonesiamemanggilanies						
	#aniespresiden2024						
	https://t.co/flcik3lb08						
Cleaning	rt anies baswedan orang baik harus						
	mau masuk						
	politikindonesiamemanggilanies						
	aniespresiden2024httpstcoflcik3lb08						
Filtering	anies baswedan orang baik harus						
	mau masuk						
	politikindonesiamemanggilanies						
	aniespresiden2024						

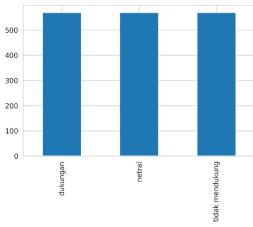
C. Balanced Data

Pada setiap kelas label terjadi *imblanaced data*, dimana data setiap label memiliki jumlah yang tidak seimbang. Karena dataset yang tidak terlalu banyak maka dilakukanlah metode *Random Oversampling*. Sebelum dilakukan *oversampling*, jumlah dataset berkisar 1,236 buah data. Gambar 4 dan 5 menunjukan jumlah data sebelum dan sesudah dilakukan oversample data pada setiap kelas.

Setelah dilakukan *oversampling* tersebut maka data tiap kelas labelnya akan seimbang menghasilkan total jumlah data menjadi 1,707 data.



Gbr. 4 Sebelum Oversampling



Gbr. 5 Setelah Oversampling

D. Hasil Pengujian Model

Peneliti melakukan eksperimen dengan membagi dataset menjadi dua pembagian yaitu oversampling dan non oversampling. Kemudian dilakukan konfigurasi dengan berbeda-beda hyperparameter epoch yang membangun model LSTM, diantaranya: 10 epoch, 25 epoch, 50 epoch dan 100 epoch. Model dilatih menggunakan library dari Python yaitu Tensorflow. Pada Tabel 3 dan 4 berikut, hasil akurasi yang terbaik untuk oversampling adalah pada epoch 25 dengan nilai 0,82. Dan untuk non oversampling pada epoch 50 dengan nilai 0.61. Pelatihan model dilakukan dengan sebanyak 2 kali, untuk memastikan hasil tidak jauh berbeda.

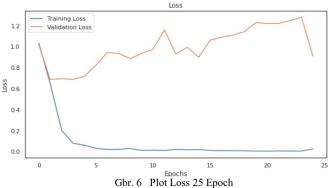
TABEL IIIII KONFIGURASI BERBAGAI EPOCH NON OVERSAMPLING

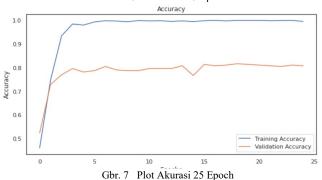
ЕРОСН			10	25	50	100
	AKURASI		0.58	0.60	0.61	0,60
Z	Presisi	0	0.65	0.62	0.66	0.65
NON		1	0.25	0.36	0.38	0.28
۷0		2	0.68	0.68	0.65	0.65
Oversampling	RECALL	0	0.66	0.72	0.66	0.73
SA		1	0.30	0.35	0.47	0.26
MP		2	0.62	0.57	0.60	0.56
III	F1	0	0.66	0.67	0.66	0.68
G		1	0.28	0.35	0.42	0.27
		2	0.65	0.62	0.62	0.60

TABEL IVV KONFIGURASI BERBAGAI EPOCH OVERSAMPLING

ЕРОСН			10	25	50	100
	AKURASI		0.81	0.82	0.79	0,76
	Presisi	0	0.71	0.87	0.84	0.65
Q		1	0.88	0.80	0.74	0.83
VEI		2	0.85	0.80	0.79	0.86
OVERSAMPLING	RECALL	0	0.80	0.73	0.68	0.84
MF		1	0.95	0.99	0.96	0.93
II		2	0.70	0.77	0.74	0.52
G	F1	0	0.75	0.79	0.75	0.73
		1	0.92	0.89	0.84	0.88
		2	0.77	0.79	0.77	0.65

Pada pengujian dengan Konfigurasi tersebut, peneliti mengambil epoch dari *oversampling* terbaik yaitu 25 epoch sebagai plot grafik *loss* dan akurasi. Berikut hasil grafik seperti pada gambar 6 dan 7.

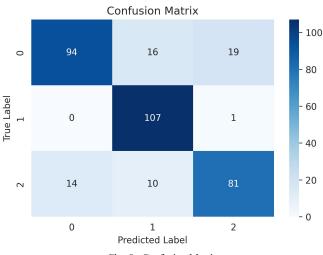




Dari grafik tersebut didapatkan nilai dari validation loss dimulai dari angka 0.98 kemudian mengalami penurunan, kemudian naik turun hingga mencapai di titik angka 0.93. Lalu untuk nilai validation accuracy, memulai dia angka 0.59 kemudian mengalami naik turun sekitar di angka 0.80 kemudian mencapai titik akhir di angka 0.82. Dari Eksperimen tersebut, dapat diketahui bahwa kinerja metode LSTM kemudian melakukan balanced data oversampling pada konfigurasi epoch 25, menghasilkan kinerja lebih baik dibanding dengan epoch yang lain atau dengan non oversampling.

E. Evaluasi Model

Peneliti juga melakukan analisis pada hasil *confusion matrix* untuk mengetahui metode LSTM dapat memprediksi dengan benar atau nilai True Positif (dukungan), True Negatif (tidak mendukung) dan False Negatif (netral). Hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 8 berikut.



Gbr. 8 Confusion Matrix

Pada Gambar 8 diatas, dapat diketahui bahwa didapat prediksi benar pada kelas dukungan sebanyak 107 data, kelas tidak mendukung sebanyak 94 data dan kelas netral sebanyak 81.

F. Detail Implementasi

Setelah melakukan pengujian model pada lingkungan pengujian, peneliti melakukan implementasi yang sebenarnya untuk menganalisisnya. Tweet dari hasil *crawling* tersebut akan dilakukan pengujian model secara *real-time*

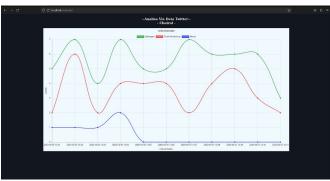
1. Perolehan Data

Tahapan awal, kita melakukan pendaftaran akun untuk mendapatkan api-key dari Twitter. Kemudian membuat file stream.py untuk melakukan crawling data. Install library tweepy, pre-processing agar script untuk autentikasi terhadap Twitter dengan api-key dapat terhubung. Buat script crawling twitter dengan sistem pencarian berdasarkan kata "Anies Baswedan" dan membuat class StreamListener agar berjalan sacara terus menerus. Kemudian masukkan script pre-processing dan model data .h5 dan script untuk menyimpannya ke dalam database MySQL. Jika sudah, lakukan eksekusi file stream.py pada terminal. Maka data akan diperoleh beserta sentimen kelasnya.

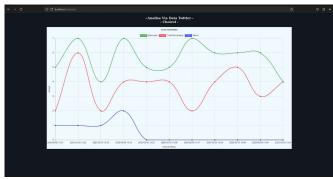
2. Pengelompokan Data

menggunakan web aplikasi dengan visualisasi grafik bersamaan dengan melakukan pengelompokan per kelas nya. Dengan menggunakan Bahasa pemrograman PHP untuk mengambil data yang sesuai dengan kelasnya atau per kelompoknya. Pertama mengambil data dari MySQL dengan query pemanggilan Pemanggilan dari table format pengambilan jumlah data dalam 10 menit terakhir dan dikelompokkan dalam per-menit hasilnya diurutkan berdasarkan tanggal_waktu secara menaik. Hasil query disimpan kedalam variabel. Setelah itu variabel di encode ke dalam array yang dikelompokkan ke dalam masing-masing kelasnya. Kemudian, dengan menggunakan ajax PHP untuk mengambilnya dari array tersebut untuk kemudian ditampilkan tanpa harus melakukan muat ulang atau reload halaman.

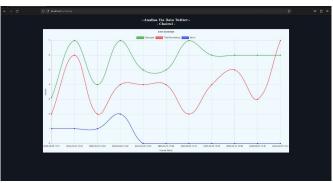
Peneliti melakukan *real-time* selama satu menit. Kemudian dibagi menjadi tiga buah waktu dalam satu menit, setiap waktunya berkisar selama 20 detik, seperti pada gambar 9, 10 dan 11 berikut.



Gbr. 9 20 detik pertama



Gbr. 10 20 detik pertengahan



Gbr. 11 20 detik terakhir

Terlihat pada 20 detik pertama kelas dukungan menghasilkan 3 buah data, kelas tidak mendukung terdapat 2 buah data dan kelas netral terlihat kosong. Kemudian pada 20 detik berikutnya terlihat kelas dukungan dan tidak mendukung mengalami kenaikan dengan mencapai titik nilai yang sama yaitu 4 buah data, sedangkan kelas netral masih terlihat kosong. Pada 20 detik terakhir, kelas tidak mendukung mendahului atau melebihi jumlah dukungan (6 buah data), yaitu 7 buah data. Kelas netral masih tetap terlihat kosong.

V. KESIMPULAN

Pada Penelitian ini, peneliti melakukan implementasi aplikasi sentimen pada data Twitter terhadap web aplikasi grafik secara *real-time* menggunakan model LSTM. Berdasarkan dari hasil dan pembahasan yang dilakukan peneliti, dapat diambil kesimpulan bahwa sebelum melakukan pengujian model, melakukan *crawling data* dari Twitter kemungkinan besar mengalami *imbalanced data* atau data tidak seimbang. Maka, perlu dilakukan metode *oversampling*. Terlihat perbedaan yang cukup signifikan antara sebelum dan sesudah dilakukan metode *Random Oversampling*, yakni dari

nilai akurasi 0.61 (1236 dataset) menjadi 0.82 (1707 dataset). Penerapan metode analisis sentimen *deep learning* pada aplikasi web yang dibangun dapat membantu analisis untuk melihat data dari Twitter, dengan model yang dihasilkan oleh sistem dapat mendeteksi sentimen dukungan, tidak mendukung atau netral, dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Terletak pada konfigurasi 25 epoch dengan nilai 0.82 atau 82%. Saat dilakukan implementasi pada web aplikasi *real-time* dengan grafik, terlihat bekerja secara optimal pada sentiment dukungan dan tidak mendukung. Untuk penelitian berikutnya, dapat melakukan pengoptimalan grafik pada web terhadap sentimen netral dan menambahkan teknik *embedding* dan penggunaan *TF-IDF* untuk meningkatkan akurasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terimakasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat dan Program Studi Informatika Universitas Amikom Yogyakarta atas dukungan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. H. Silitonga and J. I. Sihotang, "Analisis Sentimen Pemilihan Presiden Indonesia Tahun 2019 Di Twitter Berdasarkan Geolocation Menggunakan Metode Naïve Bayesian Classification," *TeIKa*, vol. 9, no. 02, pp. 115–127, 2019, doi: 10.36342/teika.v9i02.2199.
- [2] D. A. Kristiyanti, Normah, and A. H. Umam, "Prediction of Indonesia presidential election results for the 2019-2024 period using twitter sentiment analysis," *Proc. 2019 5th Int. Conf. New Media Stud. CONMEDIA 2019*, pp. 36–42, 2019, doi: 10.1109/CONMEDIA46929.2019.8981823.
- [3] D. W. Seno and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Data Twitter Tentang Pasangan Capres-Cawapres Pemilu 2019 Dengan Metode Lexicon Based Dan Support Vector Machine," *J. Ilm. FIFO*, vol. 11, no. 2, p. 144, 2019, doi: 10.22441/fifo.2019.v11i2.004.
- [4] A. P. Giovani, A. Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, and W. Gata, "Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi," *J. Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, p. 115, 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [5] K. Muludi, M. S. Akbar, D. A. Shofiana, and A. Syarif, "Sentiment Analysis Of Energy Independence Tweets Using Simple Recurrent Neural Network," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 15, no. 4, p. 339, 2021, doi: 10.22146/ijccs.66016.
- [6] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, and Y. Azhar, "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter," *Smatika J.*, vol. 10, no. 02, pp. 71–76, 2020, doi: 10.32664/smatika.v10i02.455.
- [7] I. Kurniawan and A. Susanto, "Implementasi Metode K-Means dan Naïve Bayes Classifier untuk Analisis Sentimen Pemilihan Presiden (Pilpres) 2019," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.237.
- [8] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, "Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN)," J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 9, no. 1, p. 155, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022915585.
- [9] Y. D. Prabowo, H. L. H. S. Warnars, W. Budiharto, A. I. Kistijantoro, Y. Heryadi, and Lukas, "Lstm and Simple Rnn Comparison in the Problem of Sequence to Sequence on Conversation Data Using Bahasa Indonesia," *1st 2018 Indones. Assoc. Pattern Recognit. Int. Conf. Ina. 2018 Proc.*, pp. 51–56, 2019, doi: 10.1109/INAPR.2018.8627029.
- [10] M. A. Nurrohmat and A. SN, "Sentiment Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method," *IJCCS* (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst., vol. 13, no. 3, p. 209, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41236.
- [11] A. Rahman et al., "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform., vol. 8, no. 2, pp. 299–303, 2022, [Online].

- Available:
- https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/54704
- [12] 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. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 11, pp. 5120–5127, 2021, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id
- [13] G. A. BUNTORO, R. ARIFIN, G. N. SYAIFUDDIIN, A. SELAMAT, O. KREJCAR, and H. FUJITA, "Implementation of a Machine Learning Algorithm for Sentiment Analysis of Indonesia's 2019 Presidential Election," *IIUM Eng. J.*, vol. 22, no. 1, pp. 78–92, 2021, doi: 10.31436/IIUMEJ.V22I1.1532.
- [14] S. Juanita, "Analisis Sentimen Persepsi Masyarakat Terhadap Pemilu 2019 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Naive Bayes," J. Media Inform. Budidarma, vol. 4, no. 3, p. 552, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i3.2140.
- [15] C. Prianto, N. H. Harani, and I. Firmansyah, "Analisis Sentimen Terhadap Kandidat Presiden Republik Indonesia Pada Pemilu 2019 di Media Sosial Twitter," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 3, no. 4, p. 405, 2019, doi: 10.30865/mib.v3i4.1549.
- [16] S. F. Pratama, R. Andrean, and A. Nugroho, "Analisis Sentimen Twitter Debat Calon Presiden Indonesia Menggunakan Metode Fined-Grained Sentiment Analysis," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, p. 39, 2019, doi: 10.31328/jointecs.v4i2.1004.
- [17] D. A. Firdlous and R. Andrian, "Analisis Sentimen Publik Twitter terhadap Pemilu 2024 menggunakan Model Long Short Term Memory Sentiment Analysis Public Twitter on 2024 Election using the Long Short Term Memory Model," Sist. J. Sist. Inf., vol. 12, pp. 52–60, 2024.
- [18] U. R. Alfarizi, A. A. Rachman, X. Lawrencia, I. R. Borang, A. A. Pravitasari, and F. Indrayatna, "PEMODELAN TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI TREN PEMILU 2024 DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LSTM," *J. BIAStatistics*, no. 2022, pp. 217–221, 2023.
- [19] Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, and Lailis Syafa'ah, "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes," J. RESTI (Rekayasa

- Sist. dan Teknol. Informasi), vol. 5, no. 4, pp. 802–808, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3308
- [20] R. W. Hardian, P. E. Prasetyo, U. Khaira, and T. Suratno, "Analisis Sentiment Kuliah Daring Di Media Sosial Twitter Selama Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Sentistrength," MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci., vol. 1, no. 2, pp. 138–143, 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i2.15.
- [21] S. Choirunnisa and J. Lianto, "Hybrid method of undersampling and oversampling for handling imbalanced data," 2018 Int. Semin. Res. Inf. Technol. Intell. Syst. ISRITI 2018, pp. 276–280, 2018, doi: 10.1109/ISRITI.2018.8864335.
- [22] M. R. Fais Sya' bani, U. Enri, and T. N. Padilah, "Analisis Sentimen Terhadap Bakal Calon Presiden 2024 Dengan Algoritme Naïve Bayes," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 265, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.3989.
- [23] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- [24] Muhammad David Hilmawan, "Deteksi Sarkasme Pada Judul Berita Berbahasa Inggris Menggunakan Algoritme Bidirectional LSTM," J. dinda, vol. 1, no. 2, pp. 82–87, 2021.
- [25] F. Shahid, A. Zameer, and M. Muneeb, "Predictions for COVID-19 with deep learning models of LSTM, GRU and Bi-LSTM," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 140, p. 110212, 2020, doi: 10.1016/j.chaos.2020.110212.
- [26] K. S. Nugroho, I. Akbar, A. N. Suksmawati, and I. Istiadi, "Deteksi Depresi dan Kecemasan Pengguna Twitter," 4th Conf. Innov. Appl. Sci. Technol. (CIASTECH 2021), no. Ciastech, pp. 287–296, 2021.
- [27] X. H. Le, H. V. Ho, G. Lee, and S. Jung, "Application of Long Short-Term Memory (LSTM) neural network for flood forecasting," *Water (Switzerland)*, vol. 11, no. 7, 2019, doi: 10.3390/w11071387.
- [28] I. Markoulidakis, G. Kopsiaftis, I. Rallis, and I. Georgoulas, "Multi-Class Confusion Matrix Reduction method and its application on Net Promoter Score classification problem," no. Cx, pp. 412–419, 2021.