

## Klasifikasi Status Erupsi Gunung Berapi Dengan Menggunakan Analisa STA/LTA dan LSTM

Fridy Mandita<sup>1</sup>  
Febriansyah Dwi Kurnia Wicaksono<sup>2</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Universitas 17 Agustus 1945, Surabaya, Jawa Timur,  
Indonesia<sup>1,2</sup>

E-mail: [fridymandita@untag-sby.ac.id](mailto:fridymandita@untag-sby.ac.id)<sup>1</sup>; [febriansyahdwi23@gmail.com](mailto:febriansyahdwi23@gmail.com)<sup>2</sup>



Notifikasi Penulis  
x Desxxx 20xx  
Akhir Revisi  
x Febxxx 20xx  
Akhir Revisi  
x Marxxx 20xx

Mandita, F., Kurnia Wicaksono, F. D.,. (2023). Klasifikasi Status Erupsi Gunung Berapi Dengan Menggunakan Analisa STA/LTA dan LSTM. *Technomedia Journal*, x(x), x-x.

<https://doi.org/10.33050/tmj.vxiv.xxx>

### ABSTRAK

Gunung berapi di Indonesia merupakan komponen dari sistem pegunungan api aktif. Hal ini menyebabkan Indonesia sering terjadi musibah alam, termasuk di antaranya adalah letusan gunung berapi. Umumnya, musibah erupsi gunung berapi diukur dengan seismometer. Namun, dari hasil yang di peroleh pada tes menggunakan seismograf, masih belum dapat memberikan klasifikasi terkait jenis gempa dan jenis ancaman bahaya dari erupsi gunung berapi tersebut. Algoritma Long-Short Term Memory (LSTM) adalah versi modifikasi dari Recurrent neural network (RNN) yang memungkinkan untuk melakukan prediksi dengan menggunakan historical data. Di dalam penelitian ini penulis menerapkan algoritma STA/LTA untuk mendeteksi *event* seismik yang terdapat pada data citra sinyal seismik, dan algoritma LSTM untuk melakukan prediksi dari jenis dan level ancaman suatu erupsi gunung berapi. Penelitian ini menggunakan 3 jenis algoritma LSTM yaitu *classic* LSTM, *Vanilla* LSTM dan BiLSTM. Evaluasi hasil dilakukan dengan menggunakan metode *confusion* matrix dengan hasil akurasi sebagai berikut, *classic* LSTM sebesar 0.92, *vanilla* LSTM sebesar 0.93 dan BiLSTM sebesar 0.93.

Kata kunci : citra sinyal seismik, *confusion* matrix ,erupsi gunung berapi, LSTM, STA/LTA.



### **ABSTRACT**

*Volcanoes in Indonesia are components of an active volcanic mountain system. This frequently leads to natural disasters in Indonesia, including volcanic eruptions. Generally, volcanic eruptions in Indonesia are measured using a seismometer. However, the results obtained from tests using a seismograph have not been able to provide classification related to the type of earthquake and the type of threat posed by the volcanic eruption. The Long-Short Term Memory (LSTM) algorithm is a modified version of the Recurrent Neural Network (RNN) that allows for prediction using historical data. In this study, the author applies the STA/LTA algorithm to detect seismic events in seismic signal data, and the LSTM algorithm to predict the type and level of threat posed by a volcanic eruption. This study uses three types of LSTM algorithms: classic LSTM, Vanilla LSTM, and BiLSTM. The evaluation of the results is done using the confusion matrix method, with the accuracy results as follows: classic LSTM with 0.92, vanilla LSTM with 0.93, and BiLSTM with 0.93.*

*Keywords: seismic signal data, confusion matrix, volcanic eruptions, STA/LTA, LSTM*

### **PENDAHULUAN**

Indonesia sering terjadi musibah alam salah satunya adalah letusan gunung berapi. Hal ini terjadi dikarenakan Indonesia terletak di lempeng Asia dan Australia. Menurut Kepala Pusat Geodinamika gunung berapi dan Musibah Geologi, Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM RI), dari 127 gunung api aktif di Indonesia, hanya 69 yang terpantau [1].

Akibat banyaknya musibah alam yang terjadi di Indonesia, hal ini menyebabkan kerusakan yang cukup signifikan di segala bidang, selain itu abu dari gunung berapi dapat memicu munculnya penyakit yang menyerang masyarakat. Ada 1624 kejadian gempa bumi antara tahun 2017 dan 2018, dengan skala Richter mulai dari 3 hingga 7 [2].

Di perkembangan industri 4.0 saat ini manusia mulai mengembangkan *Artificial Intelligence* (AI) atau kecerdasan buatan. AI merupakan salah satu cabang dari ilmu komputasi yang menghadirkan banyaknya wawasan dengan menggunakan bentuk seperti tanda daripada angka serta memproses informasi menggunakan metode heuristik atau berdasarkan jumlah aturan [3]. AI juga dapat membantu segala macam permasalahan yang dihadapi manusia, salah satunya adalah permasalahan di bidang penanggulangan musibah alam. Penelitian terkait kecerdasan buatan pada bidang ini cukup berkembang pesat dalam beberapa dekade belakangan ini [4]. Salah satunya adalah penelitian mengenai musibah alam erupsi gunung berapi. Penelitian - penelitian dalam hal penanggulangan erupsi gunung berapi cukup bermacam - macam, ada yang membuat alarm peringatan adanya erupsi gunung berapi, ada juga yang menggunakan suatu algoritma dalam melakukan prediksi erupsi gunung berapi.

Umumnya, musibah erupsi gunung berapi diukur dengan seismometer, perangkat yang biasa dikenal sebagai seismograf yang bekerja berdasarkan untuk mendeteksi gelombang seismik di kerak bumi. Namun, dari hasil yang di peroleh pada tes menggunakan seismograf, masih belum dapat memberikan klasifikasi terkait jenis gempa dan jenis ancaman bahaya dari erupsi gunung berapi tersebut.

Oleh karena itu untuk menentukan prediksi jenis dan level ancaman suatu erupsi gunung

berapi, maka diperlukan klasifikasi untuk mendeteksi hal tersebut. Dalam konteks ini, penulis menggunakan metode Long-Short Term Memory (LSTM) untuk pengklasifikasian data sinyal seismograph. LSTM terdiri dari satu atau lebih lapisan konvolusional, disertai dengan lapisan sub sampling yang diikuti oleh satu atau lebih lapisan yang terhubung penuh sebagai standar jaringan syaraf [5], selain itu LSTM memiliki keuntungan yaitu dapat melakukan prediksi dari data yang disimpan dalam jangka waktu yang panjang sehingga dapat melakukan proses klasifikasi data yang lebih efisien dalam jangka waktu tertentu. Dalam proses pengklasifikasian LSTM akan melakukan *training* dan *testing* data sinyal seismik melalui citra seismograph sehingga dari hasil data tersebut dapat dikelompokkan menjadi beberapa jenis gempa dan level ancamannya.

## TINJAUAN PUSTAKA

### A. Long-Short Term Memory (LSTM).

*Long-Short Term Memory* (LSTM) adalah versi modifikasi dari *Recurrent neural network* (RNN) yang memungkinkan untuk melakukan prediksi dengan menggunakan historical data. Jaringan LSTM dapat dijelaskan sebagai serangkaian modul berantai yang berulang. dimana dalam setiap modul terdapat submodul lagi yang berisi 3 fungsi gerbang sigmoid [6]. LSTM memiliki keunggulan dalam mencari solusi yang akurat, serta memiliki kemampuan generalisasi dan kemampuan *learning* yang unggul baik untuk memproses himpunan data besar maupun kecil, termasuk data *non-linear*. Hal ini dapat digunakan untuk meningkatkan tingkat akurasi predikis pada beban listrik dalam jangka pendek. [7]. Selain kelebihan LSTM juga mempunyai kekurangan yaitu sering terjadi *overfitting* dikarenakan banyaknya data yang mengalami *missing values* [8].

### B. Short Term Average – Long Term Average (STA/LTA)

STA/LTA adalah algoritma yang digunakan dalam mendeteksi Gerakan dalam pengukuran gelombang gempa bumi [9]. Algoritma STA/LTA menentukan amplitudo absolut sinyal seismik rata-rata melalui dua jendela waktu bergerak yang berurutan. *Short Term Average* (STA) mewakili rata-rata durasi pendek saat ini di mana suatu peristiwa dapat terjadi, sedangkan *Long Term Average* (LTA) mewakili rata-rata sebelumnya dari durasi terlama untuk menilai kebisingan seismik [10].

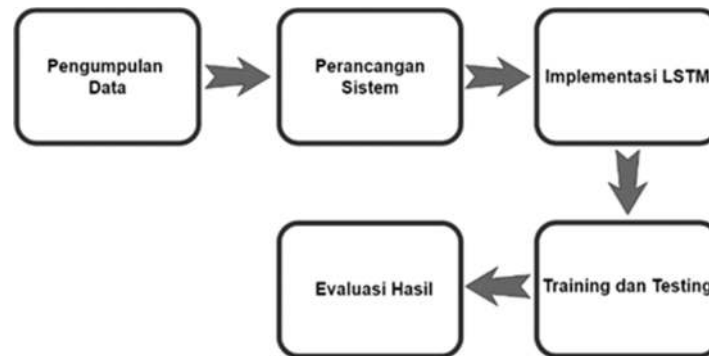
Metode STA/LTA dibuat untuk meminimalisir energi yang merambat berdasarkan perbandingan perbandingan amplitudo dari suatu sinyal yang aktif. Hal ini bertujuan untuk memperjelas kontras nilai antar sinyal *events* dan *noise* yang mengganggu data.

## METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini algoritma klasifikasi yang digunakan adalah LSTM dan algoritma STA/LTA untuk menentukan besar dari *event seismic* dalam gunung berapi. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data grafik sinyal seismik dari website FDSN (Federation of Digital Seismograph Networks) untuk gunung berapi yang terjadi pada tahun 2019 hingga 2021 serta data - data lain dari internet yang telah teruji kebenarannya melalui penelitian – penelitian lain terkait dengan klasifikasi citra sinyal seismik. Data tersebut yang nantinya akan diproses oleh sistem dan dilakukan klasifikasi jenis gempa dan level erupsi

gunung berapi.

Berikut adalah tahapan dari alur penelitian yang akan dilakukan :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

#### A. Pengumpulan Data

Tahap pertama adalah pengumpulan data yaitu proses menyiapkan *dataset* yang berisi data grafik sinyal seismik dari *website* FDSN (*Federation of Digital Seismograph Networks*) untuk gunung berapi serta data - data lain dari internet yang telah teruji kebenarannya melalui penelitian – penelitian lain terkait dengan klasifikasi citra sinyal seismik.

#### B. Perancangan Sistem

Perancangan sistem ini bertujuan untuk memberikan pemahaman mengenai struktur sistem yang akan dibangun. Berikut adalah rancangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini: 1) *Input* 2) *Preprocessing Data* 3) *Modeling* 4) *Prediksi* 5) *Evaluasi Hasil*

#### C. Implementasi LSTM

Tahap ini bertujuan untuk merancang model yang LSTM yang digunakan dalam melakukan klasifikasi citra sinyal seismik.

#### D. *Training* dan *Testing*

proses *training* algoritma bertujuan untuk menentukan karakteristik dari setiap data dan melakukan pemilihan *neuron* yang akan dipilih ketika melakukan proses klasifikasi. Sedangkan proses *testing* bertujuan menguji tingkat efisiensi dari model yang sudah di *training*. Pengujian ini dilakukan dengan cara membandingkan *image* baru yang belum pernah di *training* sebelumnya, dengan begitu bisa diidentifikasi sebaik apa akurasi dari model yang dibuat dalam melakukan klasifikasi *image*.

#### E. Evaluasi Hasil

Evaluasi hasil dilakukan dengan menggunakan metode *confusion matrix*. *Confusion matrix* sendiri merupakan sebuah metode pengukuran performa klasifikasi dengan membandingkan nilai *actual value* dengan *prediction value*.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memanfaatkan tiga model LSTM dalam implementasinya yaitu: *Vanilla LSTM*, *Classic LSTM*, dan *BiLSTM*. Setelah menjalani proses *training* dan *testing* dengan menggunakan algoritma LSTM, maka selanjutnya adalah melakukan pengujian dengan menggunakan metode *confusion* matriks.

#### A. Hasil *Loss* dan Akurasi Model LSTM

Berdasarkan proses *training* dan *testing* yang telah diterapkan sebelumnya, ada 3 model dari algoritma LSTM yang digunakan dalam penelitian ini. Dari ketiga model tersebut akan dihitung hasil dari *loss* dan akurasi dari dataset yang telah di *training* sebelumnya untuk mengetahui model mana yang terbaik dalam proses klasifikasi data *seismic*. Proses *training* data yang dilakukan pada penelitian ini sebanyak 25 *epoch*, 50 *epoch*, 75 *epoch*, dan 100 *epoch* pada masing masing model.

Dapat dilihat di Tabel 1 bahwa hasil akurasi tertinggi yang dihasilkan dari model *Classic LSTM* terdapat di *epoch* ke 100 dengan tingkat akurasi sebesar 0.846 dan *loss* sebesar 0.658. Untuk model *Vanilla LSTM* dapat dilihat pada Tabel 2 hasil akurasi tertinggi terdapat di *epoch* ke 100 dengan tingkat akurasi sebesar 0.850 dan *loss* sebesar 0.541. Sedangkan Pada Tabel 3 menunjukkan bahwa hasil model *BiLSTM* akurasi tertinggi terdapat di *epoch* 25 dengan tingkat akurasi sebesar 0.847 dan *loss* sebesar 0.565.

Tabel 1. Hasil Akurasi dan *Loss Classic LSTM*

<i>Classic LSTM</i>		
Jumlah <i>Epoch</i>	Akurasi	<i>Loss</i>
25	0.842	0.488
50	0.833	0.557
75	0.827	0.575
100	0.846	0.658

Tabel 2. Hasil Akurasi dan *Loss Vanilla LSTM*

<i>Vanilla LSTM</i>		
Jumlah <i>Epoch</i>	Akurasi	<i>Loss</i>
25	0.840	0.483
50	0.844	0.514
75	0.839	0.560
100	0.850	0.541

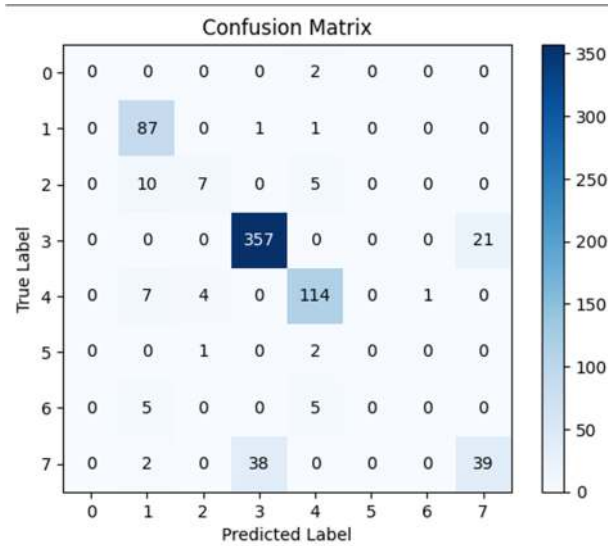
Tabel 3. Hasil Akurasi dan *Loss BiLSTM*

<i>BiLSTM</i>		
Jumlah <i>Epoch</i>	Akurasi	<i>Loss</i>
25	0.847	0.565
50	0.832	0.650
75	0.827	0.756
100	0.823	0.681

### B. *Confusion* Matriks

Pengujian *confusion* matriks dilakukan dengan melihat jumlah *true positive*, *true negative*, *false positive*, *false negative* dari setiap model LSTM. Didalam penelitian ini *confusion* matriks diterapkan pada model LSTM dengan *epoch* 100.

Dapat dilihat dari gambar 2 dan gambar 3 bahwa hasil terbaik dari model *Classic LSTM* berada pada label 3 dengan total *true positif* sebanyak 357 data dengan nilai akurasi 0.85.

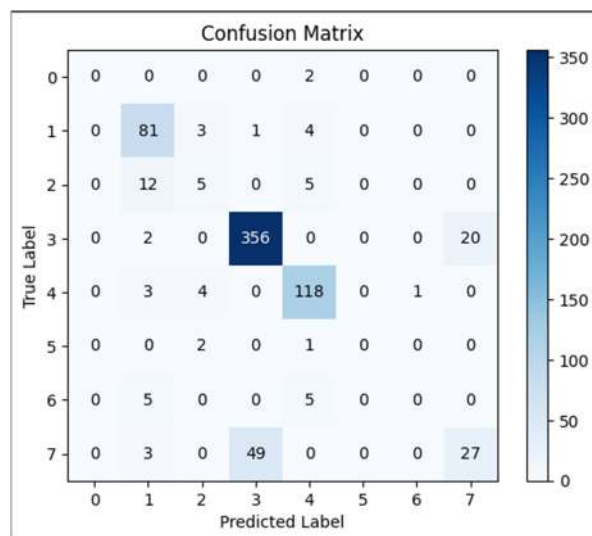


Gambar 2. confusion matrix Classic LSTM

	precision	recall	f1-score	support
0.0	1.00	0.00	0.00	2
1.0	0.78	0.98	0.87	89
2.0	0.58	0.32	0.41	22
3.0	0.90	0.94	0.92	378
4.0	0.88	0.90	0.89	126
5.0	1.00	0.00	0.00	3
6.0	0.00	0.00	0.00	10
7.0	0.65	0.49	0.56	79
accuracy			0.85	709
macro avg	0.73	0.45	0.46	709
weighted avg	0.83	0.85	0.84	709

Gambar 3. classification report Classic LSTM

Dapat dilihat dari gambar 4 dan gambar 5 bahwa hasil terbaik pada model *Vanilla LSTM* berada pada label 3 dengan total *true* positif sebanyak 354 data dengan nilai akurasi 0.84

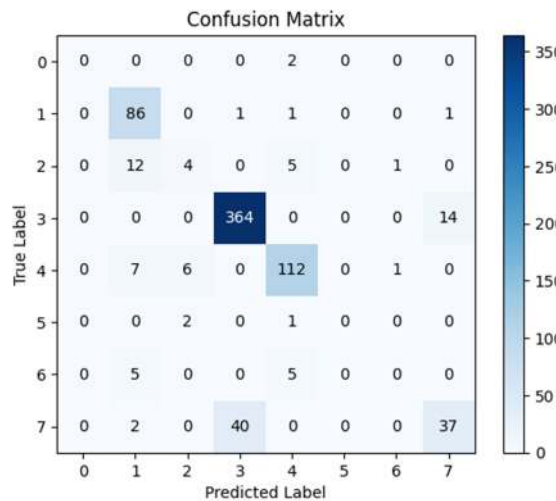


Gambar 4. confusion matrix Vanilla LSTM

	precision	recall	f1-score	support
0.0	1.00	0.00	0.00	2
1.0	0.74	0.96	0.83	89
2.0	0.14	0.05	0.07	22
3.0	0.88	0.98	0.93	378
4.0	0.88	0.90	0.89	126
5.0	1.00	0.00	0.00	3
6.0	0.33	0.10	0.15	10
7.0	0.82	0.34	0.48	79
accuracy			0.84	709
macro avg	0.72	0.42	0.42	709
weighted avg	0.82	0.84	0.81	709

Gambar 5. *classification report Vanilla LSTM*

Dapat dilihat dari gambar 6 dan gambar 7 bahwa hasil terbaik dari model BiLSTM berada pada label 3 dengan total *true positif* sebanyak 354 data dengan nilai akurasi 0.85.



Gambar 6. *confusion matrix BiLSTM*

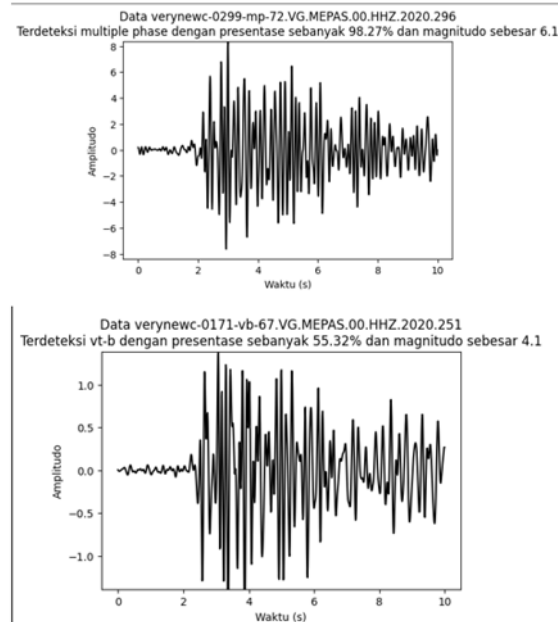
	precision	recall	f1-score	support
0.0	1.00	0.00	0.00	2
1.0	0.77	0.97	0.86	89
2.0	0.33	0.18	0.24	22
3.0	0.90	0.96	0.93	378
4.0	0.89	0.89	0.89	126
5.0	1.00	0.00	0.00	3
6.0	0.00	0.00	0.00	10
7.0	0.71	0.47	0.56	79
accuracy			0.85	709
macro avg	0.70	0.43	0.43	709
weighted avg	0.83	0.85	0.83	709

Gambar 7. *classification report BiLSTM*

### C. Hasil Pengujian

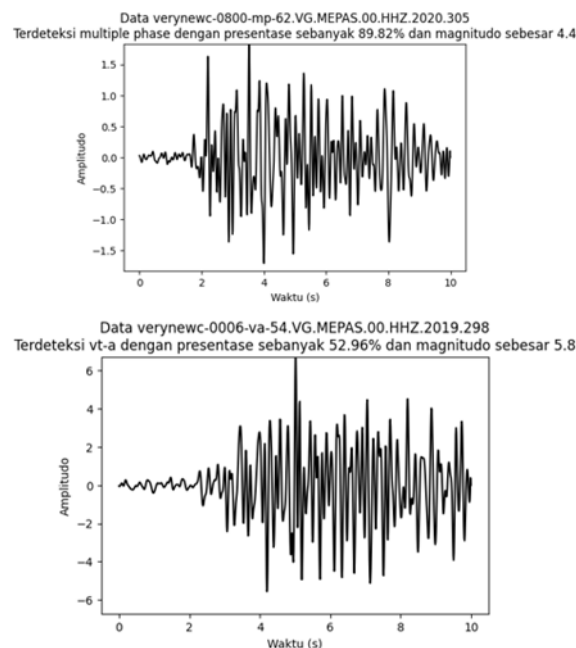
Pengujian dilakukan pada setiap model untuk melihat prediksi serta besar akurasi yang dihasilkan.

Bisa dilihat dari Gambar 8 hasil prediksi dari pengujian pada model *Classic LSTM* memprediksi bahwa data adalah *multiple phase* sebesar 98% dengan besar *magnitude* 6.1, dan memprediksi bahwa data adalah VT-B dengan persentase sebesar 55% dengan *magnitude* 4.1.



Gambar 8. hasil pengujian *Classic LSTM*

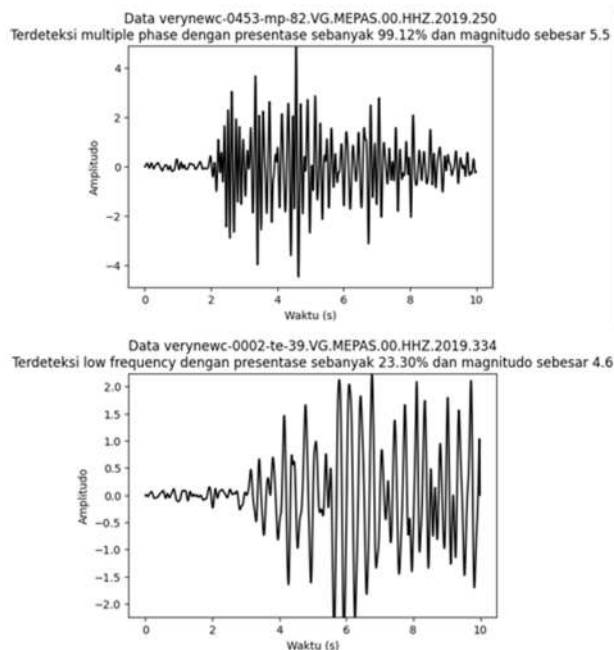
Pada Gambar 9 hasil prediksi dari pengujian model *Vanilla LSTM* memprediksi bahwa data adalah *multiple phase* sebesar 89% dengan besar *magnitude* 4.4, dan memprediksi bahwa data adalah VT-A dengan persentase sebesar 52% dengan *magnitude* 5.8



Gambar 9. hasil pengujian *Vanilla LSTM*



Pada Gambar 10 hasil prediksi dari pengujian model BiLSTM memprediksi bahwa data adalah *multiple phase* sebesar 99% dengan besar *magnitude* 5.5, dan memprediksi bahwa data adalah *Low Frequency* dengan persentase sebesar 23% dengan *magnitude* 4.6



Gambar 10. hasil pengujian BiLSTM

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari hasil klasifikasi menggunakan algoritma LSTM didapatkan akurasi sebesar 0.92 untuk model *classic* LSTM, 0.93 untuk model *vanilla* LSTM, 0.93 untuk model BiLSTM. Berdasarkan hal tersebut dapat di tarik kesimpulan bahwa model *vanilla* LSTM dan BiLSTM mendapatkan hasil akurasi terbaik dalam proses klasifikasi status erupsi gunung berapi dengan menggunakan analisa STA/LTA dan LSTM.

## SARAN

Adapun saran dari penulis untuk pengembangan dan penelitian yang selanjutnya adalah dengan menambahkan metode untuk mengatasi kasus imbalance data agar mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik, hal ini dikarenakan LSTM kurang mampu dalam mengatasi kasus imbalance data.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, "Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 577, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201855983.
- [2] V. F. Muliati, "Clustering Data Gempa Bumi Berdasarkan Lokasi Menggunakan K-medoids," vol. 1, no. 3, pp. 79–82, 2022.
- [3] N. Izzah, "The Effect of Artificial Intelligence on the Improvement of Human Resources in the Industrial Revolution Era 4.0," pp. 2019–2022, 2021.
- [4] H. Riza, E. W. Santoso, I. G. Tejakusuma, F. Prawiradisastra, and P. Prihartanto,

- “Utilization of Artificial Intelligence To Improve Flood Disaster Mitigation,” *J. Sains dan Teknol. Mitigasi Musibah*, vol. 15, no. 1, pp. 1–11, 2020, doi: 10.29122/jstmb.v15i1.4145.
- [5] H. Fonda, “Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn),” *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–10, 2020, doi: 10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144.
- [6] S. Zahara, Sugianto, and M. Bahril Ilmiddafiq, “Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 357–363, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1086.
- [7] M. A. Wakhid, A. B. Raharjo, R. Indralaksono, and D. Purwitasari, “Peramalan beban pada rencana operasi harian dengan menggunakan lstm studi kasus : sub sistem sulawesi selatan,” *J. Ilm. Teknol. Inf.*, pp. 99–108, 2022.
- [8] M. Adil, N. Javaid, U. Qasim, I. Ullah, M. Shafiq, and J. G. Choi, “LSTM and bat-based rusboost approach for electricity theft detection,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 12, pp. 1–21, 2020, doi: 10.3390/app10124378.
- [9] U. S. Giridhar, N. Prajapati, and R. Sonkusare, “Analysis and Determination of Magnitude of Earthquake Using STA-LTA Algorithm,” *2021 12th Int. Conf. Comput. Commun. Netw. Technol. ICCCNT 2021*, 2021, doi: 10.1109/ICCCNT51525.2021.9579939.
- [10] Y. Choubik, A. Mahmoudi, M. M. Himmi, and L. El Moudnib, “STA/LTA trigger algorithm implementation on a seismological dataset using hadoop mapreduce,” *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 9, no. 2, pp. 269–275, 2020, doi: 10.11591/ijai.v9.i2.pp269-275.