Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik (JUPRIT)
Vol.3, No.1 Februari 2024
e-ISSN: 2963-7813; p-ISSN: 2963-8178, Hal 262-277
DOI: https://doi.org/10.55606/juprit.v3i1.3466

Perbandingan Kinerja Model RNN, LSTM, dan BLSTM dalam Memprediksi Jumlah Gempa Bulanan di Indonesia

Roni Merdiansah[1], Khofifah Wulandari[2], Mentari Hasibuan[3], Yuyun Umaidah[4]
[1,2,3,4]Universitas Singaperbangsa Karawang
Alamat: Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361
Korespondensi penulis: 2010631250097@student.unsika.ac.id

Abstract. *Earthquakes are natural phenomena that frequently occur in Indonesia. To identify and predict the level of earthquake activity, effective prediction methods are needed. In this study, we employed a Recurrent Neural Network (RNN) to predict the average number of earthquakes that occur each month in Indonesia. This research utilized a large amount of historical earthquake data in Indonesia. We divided this data into training and testing sets to train and evaluate our prediction model. Additionally, we used Mean Absolute Error (MAE) and Mean Squared Error (MSE) as evaluation metrics to measure the accuracy of our model's predictions. The results showed that using Long Short-Term Memory (LSTM) units with a Bidirectional (BLSTM) configuration, which is a part of RNN, provided accurate predictions regarding the average number of earthquakes per month in Indonesia. We achieved an MAE of 0.0668 and RMSE of 0.0858, indicating a good level of accuracy in predicting the average number of earthquakes. This research contributes significantly to the understanding and prediction of earthquake activity in Indonesia. The use of deep learning techniques in RNN can provide accurate and reliable prediction outcomes for earthquake mitigation and risk reduction efforts in Indonesia*.

Keywords: *BLSTM, Earthquake Prediction, LSTM, RNN, Time Series Data*.

Abstrak. Gempa bumi merupakan fenomena alam yang sering terjadi di Indonesia. Untuk mengidentifikasi dan memprediksi tingkat aktivitas gempa bumi, metode-metode prediksi yang efektif diperlukan. Dalam penelitian ini, kami menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) untuk memprediksi rata-rata jumlah gempa bumi yang terjadi setiap bulan di Indonesia. Penelitain ini menggunakan data berupa sejumlah besar data historis gempa bumi di Indonesia. Kami membagi data ini menjadi data latih dan data uji untuk melatih dan menguji model prediksi kami. Selain itu, kami menggunakan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Squared Error (MSE) sebagai metrik evaluasi untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi model kami. Hasil penelitian menunjukkan bahwa menggunakan jenis unit Long Short-Term Memory (LSTM) dengan konfigurasi Bidirectional (BLSTM), yang juga bagian dari RNN, mampu memberikan prediksi yang akurat terkait rata-rata jumlah gempa bumi per bulan di Indonesia. Kami mencapai tingkat kesalahan MAE sebesar 0.0668 dan RMSE 0.0858, menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam memprediksi jumlah rata-rata gempa bumi. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pemahaman dan prediksi aktivitas gempa bumi di Indonesia. Penggunaan teknik-teknik deep learning pada RNN dapat memberikan hasil prediksi yang akurat dan dapat diandalkan dalam upaya mitigasi dan pengurangan risiko terkait gempa bumi di Indonesia.

Kata kunci: BLSTM, Data Deret Waktu, LSTM, Prediksi Gempa Bumi, RNN.

LATAR BELAKANG

Indonesia merupakan negara yang terletak di antara pertemuan beberapa lempeng tektonik, sehingga sering kali mengalami aktivitas gempa bumi yang signifikan. Salah satu fenomena alam yang dapat mengakibatkan kerusakan fisik, kerugian ekonomi, dan berpotensi mengancam kehidupan manusia adalah gempa bumi. Dalam kaitannya dengan intensitas gempa bumi yang diukur dengan skala Richter (SR) berpengaruh terhadap kemungkinan akibat gempa bumi. Oleh karena itu, nilai intensitas gempa ini menjadi acuan untuk mengevaluasi hal yang dapat dilakukan untuk mengurangi masalah yang ditimbulkan dari gempa bumi

Received Desember 17, 2023; Accepted Januari 09, 2024; Published Februari 06, 2024
*Roni Merdiansah, 2010631250097@student.unsika.ac.id

(Somantri, Prediksi Kekuatan Gempa Bumi Indonesia Berdasarkan Nilai Magnitudo Menggunakan Neural Network, 2021). Data historis yang diperoleh dalam penelitian ini akan digunakan sebagai data penelitian untuk mencari model prediksi gempa bumi. Fokus penelitian ini adalah pada prediksi kekuatan magnitudo, karena indikator tersebut memiliki dampak yang signifikan terhadap konsekuensi dari bencana tersebut (Somantri, Purwaningrum, & Riyanto, MODEL SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) BERDASARKAN PARAMETER WINDOWS UNTUK PREDIKSI KEKUATAN GEMPA BUMI, 2022). Oleh karena itu, penting untuk mempelajari dan memahami pola serta karakteristik gempa bumi di Indonesia guna meningkatkan kemampuan mitigasi dan pengelolaan risiko bencana.

Metode prediksi gempa bumi telah menjadi fokus penelitian dalam bidang seismologi dan pemodelan data. Salah satu pendekatan yang telah digunakan adalah penggunaan jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network). Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan algoritma Deep Learning yang didasarkan pada prinsip kerja jaringan saraf biologis dalam struktur otak manusia. (Trivusi, 2022). Dalam konteks prediksi gempa bumi, jaringan saraf tiruan dapat digunakan untuk menganalisis data seismik historis dan variabel-variabel terkait seperti lokasi, waktu, dan karakteristik gempa.

Dalam beberapa tahun terakhir, metode-metode jaringan saraf tiruan yang lebih kompleks dan kuat telah dikembangkan. Salah satu teknik yang cukup populer adalah digunakan adalah menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) untuk memprediksi data time series. RNN adalah salah satu jenis dari Artificial Neural Network (ANN). RNN tidak membuang informasi dari informasi sebelumnya dalam proses pembelajaran, hal ini yang membedakan RNN dengan ANN. Pada tahun 1997, Hochreiter dan Schmidhuber menemukan sebuah arsitektur baru untuk menangani masalah data yang terlalu panjang, yang dikenal sebagai Long Short-Term Memory (LSTM). Long Short-Term Memory (LSTM) adalah suatu perluasan dari RNN yang telah dikembangkan sebelumnya, sehingga tidak dapat memproses informasi sekuensial, khususnya data berupa time series, dalam jangka Panjang. LSTM memfilter informasi melalui struktur gerbang untuk menyimpan dan memperbarui status sel memori. Struktur pintunya meliputi gerbang input, forget gate, dan output (Alawiyah, 2021). Sedangkan BLSTM memanfaatkan sebagian besar data dengan mempelajari pola data dari kedua arah, dan hal inilah yang membuat BLSTM berbeda dari LSTM biasa. Dengan BLSTM, kita dapat membuat input mengalir di kedua arah untuk mempelajari pola masa depan dan masa lalu (Endalie, Haile, & Taye, 2022).

Meskipun telah ada beberapa penelitian yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk prediksi gempa bumi di Indonesia, masih diperlukan penelitian lebih lanjut yang

membandingkan teknik RNN, LSTM dan BLSTM. Teknik tersebut dapat memberikan informasi yang lebih akurat tentang pola dan karakteristik gempa bumi di Indonesia, serta memperbaiki tingkat prediksi yang ada.

Dalam penelitian ini, tujuan utama adalah mengembangkan model prediksi menggunakan teknik RNN sederhana, LSTM, dan BLSTM, untuk memperkirakan rata-rata terjadinya gempa bumi per bulan di Indonesia. Data yang digunakan adalah catatan jumlah gempa bumi yang terjadi di Indonesia. Dengan menerapkan ketiga teknik tersebut, diharapkan dapat ditemukan pola dan hubungan yang tersembunyi dalam data yang dapat digunakan untuk meningkatkan prediksi terjadinya gempa bumi di masa depan.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam pengembangan metode prediksi gempa bumi di Indonesia. Hasilnya dapat digunakan sebagai acuan bagi para ahli seismologi, pemerintah, dan pemangku kepentingan lainnya dalam meningkatkan pemahaman dan upaya mitigasi terhadap risiko gempa bumi di Indonesia.

Terdapat beberapa jurnal yang membahas penerapan jaringan saraf tiruan untuk memprediksi tentang gempa, seperti penelitian yang dilakukan oleh Winalia Agwil, Pepi Novianti, dan Nurul Hidayati, 2010, membahas tentang memprediksi jumlah gempa yang terjadi selama sebulan dan juga rata-rata magnitudo nya di Provinsi Bengkulu dari Januari 2010 s.d Agustus 2019, dengan menggunakan data dari USGS. Penelitian tersebut menggunakan data dari Januari 2010 s.d Desember 2018 sebagai data latih dalam membangun model jaringan saraf tiruan, dan menggunakan data dari Januari 2018 s.d Agustus 2019 sebagai data uji. Penelitian ini membandingkan besar nilai MAE dan RMSE yang diperoleh berdasarkan input dan jumlah Neuron Hidden Layer yang diuji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa berdasarkan banyak kejadian gempa dengan RMSE dan MAE terendah ialah arsitektur dengan 8 input, 10 Neuron Hidden Layer dan 1 output dilengkapi dengan nilai MAE 1,06 dan RMSE 1,43, selama rata-rata bulanan intensitas lebih baik gempa bumi per bulannya di modelkan dengan arsitektur 1 input (lag 12), 3 Neuron Hidden Layer dan 1 output dengan nilai MAE 0,13 dan MSE 0,188.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Oman Somantri, 2021, dilakukan penelitian untuk memprediksi nilai magnitudo menggunakan jaringan syaraf tiruan pada kekuatan gempa bumi di Indonesia. Data yang digunakan diperoleh dari Lembaga Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Indonesia sejak 1 Januari 2021 hingga 11 Januari 2021. Dengan melakukan pengujian terhadap jumlah windowing dan beberapa arsitektur. Hasil terbaik dari penelitian tersebut adalah dengan memperoleh nilai MSE dan RMSE terkecil menggunakan jumlah windowing 4 dan aristketur 4 input, 5 Neuron Hidden Layer dan 1 output dengan nilai

MSE 0,543 dan RMSE 0.718, kemudian melakukan optimasi model dengan menambahkan parameter GA, sehingga diperoleh nilai akhir MSE 0.525 dan RMSE 0.708.

Dari kedua peneilitian tersebut masih menggunakan struktur JST yang sederhana, sedangkan sekarang sudah terdapat berbagai teknik hasil pengembangan JST yang memiliki kemampuan untuk memprediksi lebih akurat lagi, seperti RNN, LSTM, dan BLSTM. Dengan menggunakan teknik-teknik yang baru, penelitian ini diharapkan dapat memperoleh model dengan nilai error yang lebih kecil lagi.

KAJIAN TEORITIS

1. Gempa Bumi

Gempa bumi adalah bencana yang tidak dapat diprediksi kapan dan di mana terjadinya bencana tersebut (Somantri, Prediksi Kekuatan Gempa Bumi Indonesia Berdasarkan Nilai Magnitudo Menggunakan Neural Network, 2021). Gempa bumi merupakan kejadian di mana bumi bergetar pengaruh pelepasan energi secara tiba-tiba dari dalam bumi, menghasilkan gelombang seismi, yang ditunjukkan dengan terputusnya lapisan batuan di kerak bumi. Gempa bumi dapat dikategorikan menurut sumber asalnya (Amanda, ’Aini, Miyoze, & Wahyu Nugroho, 2022).

1. Gempa bumi runtuhan (Collapse Earthquake) adalah jenis gempa bumi yang terjadi akibat rusaknya lubang-lubang bumi seperti tambang, gua, dan lain-lain.
2. Gempa bumi vulkanik (Volcanic Earthquake) merupakan gempa yang terjadi akibat pergerakan magma yang dihasilkan oleh aktivitas gunung berapi.
3. Gempa bumi tektonik (Tectonic Earthquake) ialah gempa yang terjadi akibat aktivitas pergeseran pada patahan, lipatan kerak bumi, pembentukan gunung, dan proses geologis lainnya. Gempa bumi ini memiliki dampak yang signifikan.

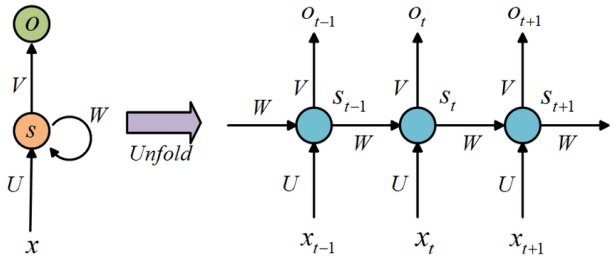
2. Analisis Data Deret Waktu (Time Series)

Analisis Data Deret Waktu adalah upaya untuk memperoleh pengetahuan yang bermanfaat, dan informasi statistik dari data poin yang disusun dalam urutan kronologis, tujuannya adalah untuk memahami pola di masa lalu dan memprediksi pola yang akan terjadi di masa depan (Nielson, 2020). Analisis Data Deret Waktu sangat relavan dan penting dalam pemerintahan untuk beberapa alasan. Beberapa Lembaga Pemerintahan mengumpulkan dan menyimpan data penting. Sebagai contoh adalah data catatan gempa bumi yang terjadi di Indonesia. Pemerintah memiliki kewajiban untuk bertanggung jawab dalam pelayanan masyarakat, dan gempa bumi termasuk dalam salah satu hal yang perlu untuk diobservasi.

Dengan menggunakan data riwayat gempa bumi di Indonesia, pemerintah bisa mengantisipasi dan meminimalisir dampak dari gempa bumi.

3. Recurrent Neural Networks (RNN)

Ide dari struktur RNN adalah memanfaatkan sepenuhnya informasi dalam urutan sebelumnya. Diasumsikan bahwa semua input atau output tidak bergantung satu sama lain. Sebuah RNN secara langsung diterjemahkan ke dalam jaringan syaraf tiruan atau RNN karena masukan yang berbeda melewati jaringan syaraf yang sama, dan perbedaannya disembunyikan oleh keadaan lapisan tersembunyi sebelumnya (Gao, Shi, & Li, 2018).



Gambar 1. Struktur RNN [14]

Untuk waktu adalah t:

$$S_t = \phi(Ux_t + WS_{t-1} + b_1, \quad (1)$$

$$o_t = \phi(VS_t + b_2), \quad (2)$$

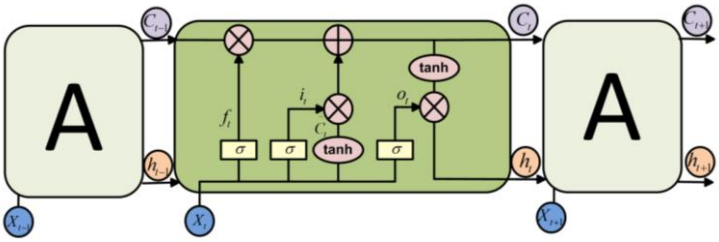
$$\hat{y}_t = \phi(o_t), \quad (3)$$

Dimana x_t, S_t dan o_t masing-masing menunjukkan unit *input*, unit *hidden*, dan unit *output* pada t. Bobot koneksi jaringan dilambangkan dengan V, W, U. Selain itu, b dan $\hat{y}$ merepresentasikan bias dan nilai *output* yang diprediksi, dan ϕ menunjukkan fungsi aktivasi. Dengan bertambahnya jumlah dan dimensi data, RNN harus mengingat banyak informasi sebelum waktu t, yang mengarah pada masalah *vanishing gradient* (Zhu, et al., 2019). *Vanishing gradient problem* adalah permasalahan saat gradien mengecil menyusut seiring dengan proses *back propagation* melalui waktu (Mulyawan, 2024). Inilah kenapa metode LSTM dibutuhkan untuk mengatasi masalah ini.

4. Long Short-Term Memory (LSTM)

Unit LSTM adalah unit RNN khusus yang dapat memecahkan masalah ketergantungan jangka panjang. Dalam unit LSTM, status sel mengontrol pembuangan dan penambahan informasi melalui gerbang untuk mencapai fungsi *forgetting* dan *memorizing*. LSTM melakukan operasi selektif pada pengetahuan yang dipelajari menggunakan tiga struktur

gerbang *input*, *output*, dan gerbang *forget*. Struktur LSTM memungkinkan perulangan otomatis dan pemutakhiran bobot secara real-time untuk mencegah hilangnya gradien dan perluasan gradien [9].



Gambar 2. Struktur LSTM [14]

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, tiga gerbang dirancang dalam sel bernama *input gate* (i_t), *forget gate* (f_t) dan *output gate* (o_t), masing-masing, untuk menjaga dan memperbarui informasi berharga dari data sebelum waktu t. Metode pelatihan model untuk LSTM adalah mengadopsi konsep Back-Propagation Through Time (BPTT). Telah dibuktikan bahwa LSTM adalah metode yang efektif untuk memecahkan masalah terkait jangka panjang, dan memiliki penerapan universal dalam berbagai masalah pembelajaran dan prediksi [10]. Status sel dan skema pembaruan parameter ditampilkan sebagai berikut:

$$f_t = \sigma\big(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f\big), \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (6)$$

$$C_t = i_t * \tilde{C}_t + f_t * C_{t-1}, \quad (7)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (8)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t), \quad (9)$$

Dimana i_t, f_t dan o_t masing-masing adalah gerbang *input*, *forget*, dan *output*. h_{t-1} adalah output pada slot waktu $t - 1$, x_t adalah input pada saat ini, dan C_{t-1} adalah memori dari blok sebelumnya. *Forget gate* (f_t) membaca informasi dalam h_{t-1} dan x_t , lalu mengeluarkan nilai antara 0 dan 1 untuk keadaan sel C_{t-1}, dan 1 menunjukkan "sepenuhnya dicadangkan" dan 0 mewakili "sepenuhnya dibuang". Gerbang *input* memutuskan berapa banyak informasi baru yang akan ditambahkan ke dalam keadaan sel, dan tahap pertama adalah lapisan sigmoid yang memutuskan informasi mana yang akan diperbarui. Tahap kedua adalah lapisan $tanh$ menghasilkan vektor yang merupakan nilai kandidat baru $\tilde{C}_t$. Memori blok C_t saat ini dihasilkan oleh akumulasi item dari blok sebelumnya dan gerbang *input*. Terakhir, gerbang

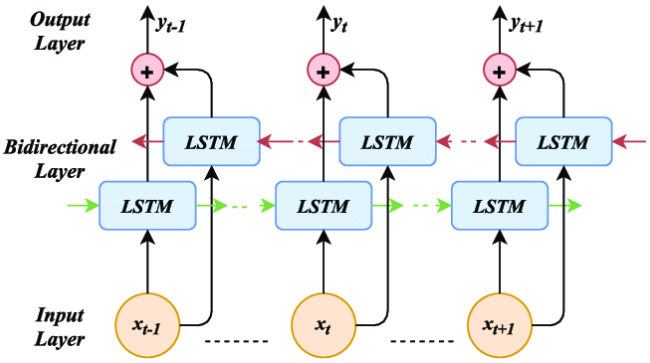
output (o_t) mengeluarkan nilai yang menentukan keadaan sel, di mana W dan b adalah bobot dan bias [14]. σ dan $tanh$ adalah fungsi aktivasi yang ditunjukkan sebagai berikut:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \tag{10}$$

$$tanh(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{11}$$

5. Bidirectional LSTM

Bidirectional Long-Short Term Memory (BLSTM) adalah metode untuk membuat jaringan saraf memiliki susunan data dalam arah mundur dan maju. BLSTM memanfaatkan sebagian besar data dengan melakukan langkah waktu di kedua arah. Dalam *Bidirectional*, *input* data mengalir dalam dua arah, membuat BLSTM berbeda dari LSTM biasa. Jika LSTM biasa, hanya bisa membuat input mengalir satu arah, yaitu mundur atau maju. Namun, dalam *Bidirectional*, kita dapat membuat *input* mengalir di kedua arah untuk mempertahankan informasi masa depan dan masa lalu (Endalie, Haile, & Taye, 2022). Untuk melihat bagaimana lebih jelas struktur dari BLSTM dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Struktur BLSTM [15]

6. Metrik Evaluasi

Penelitian ini memakai dua jenis metrik evaluasi yaitu Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Square Error (RMSE). Mean Absolute Error (MAE) diterapkan untuk menguji keakuratan hasil prediksi menggunakan teknik megkalkulasi rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya (Hamidah & Voutama, 2023). Sedangkan RMSE (Root Mean Square Error) diterapkan untuk menghitung besarnya kesalahan dalam memprediksi suatu data. RMSE menghitung selisih antara nilai sebenarnya dan nilai yang diharapkan, membagi nilai total yang diperoleh dengan jumlah operasi perkiraan dan mengambil akar kuadrat (Lattifia, Buana, & Rusjayanthi, 2022). Berikut adalah formula masing-masing dari kedua metrik evaluasi:

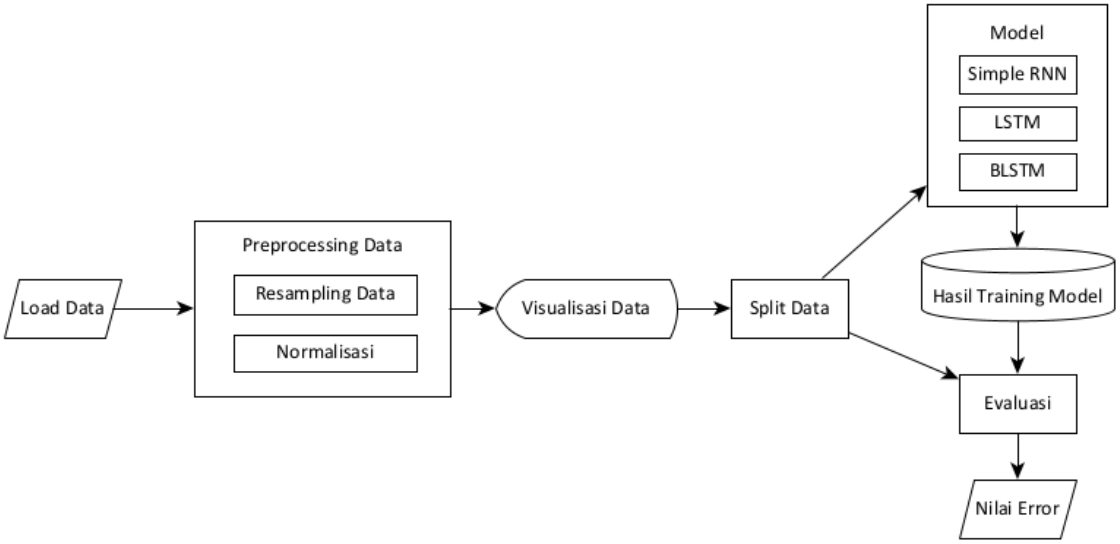
$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |y_i + \hat{y}_i| \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i + \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (13)$$

Dimana n adalah banyaknya data, ŷ adalah hasil prediksi, dan y_i adalah nilai data yang sebenarnya.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan, untuk alur tahapan tersebut dijelaskan Gambar 4.



Gambar 4. Metode Penelitian

Untuk penjelsannya setiap tahapannya sebagai berikut:

1. Load Data

Pada penelitian ini menggunakan data catatan setiap terjadinya gempa bumi di Indonesia. Sebelum melakukan *preprocessing* data kita perlu *load* data nya terlebih dahulu. Data yang digunakan penelitian ini berasal dari salah satu platform *open sources* data, yaitu Kaggle.

2. Preprocessing Data

a. Resampling Data

Resampling adalah tindakan penarikan sampel dari sampel yang telah ada (Ariani, Nasution, & Yuniarti, 2017). Karena pada penelitian ini ingin mencari tahu rata-rata terjadinya gempa bumi per bulan di Indonesia, maka perlu dilakukan tahap

resampling data dengan cara memanfaatkan variabel *date* dan *time* dan menghitung setiap kejadian gempa bumi berdasarkan bulan, kemudian membaginya sesuai jumlah hari pada bulan tersebut, untuk mendapatkan jumlah rata-rata gempa bumi perbulan di Indonesia mulai dari November 2008 s.d September 2022.

b. Normalisasi

Untuk menyamakan skala antara data maksimum dan minimum agar *range* nya tidak terlihat terlalu jauh, maka diperlukan tahap normalisasi. Tahap ini juga berfungsi untuk mendapatkan nilai error yang memiliki skala lebih kecil. Adapun teknik normalisasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Min Max Scaling* yang akan menormalisasikan nilai-nilai pada data sehingga rentang nilai data hanya bernilai antara 0 hingga 1 (Nilsen, 2022). Berikut formula dari *Min Max Scaling*:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{14}$$

3. Visualisasi

Tahap visualisasi diperlukan untuk dapat melihat dengan lebih jelas persebaran data hasil resampling, apakah terdapat pola tertentu yang dapat dikenali atau tidak. Visualisasi dilakukan dengan cara mengubah data bulan pada tiap tahun menjadi array agar lebih mudah di urutkan, dan dapat diketahui total jumlah bulannya/datanya.

4. Split Data

Setelah semua tahap *preprocessing* selesai, dan persebaran data juga sudah bisa dipahami dengan baik, maka tahap selanjutnya yang diperlukan ialah mengelompokkan data menjadi data *training* dan *testing*. Pada penelitian ini menggunakan data 2 tahun terakhir, alias 24 bulan/data akhir sebagai data *testing*, dan sisanya untuk *training.*

5. Model

Setelah selesai membagi data, tahap selanjutnya adalah membuat beberapa model yang sudah dibahas sebelumnya dan ingin dibandingkan performanya, yaitu RNN, LSTM, dan BLSTM menggunakan data *training.*

6. Evaluasi

Nilai error yang didapatkan pada setiap model kemudian digunakan sebagai evaluasi. Untuk nilai error yang digunakan sebagai evaluasi pada penelitian ini adalah MAE dan RMSE. Semakin rendah nilai error yang didapatkan suatu model maka semakin unggul model tersebut.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Deskripsi Data

Data penelitian diambil dari data catatan gempa bumi yang terjadi di Indonesia mulai dari November 2008 s.d September 2022. Data ini didapatkan dari salah satu platform *open sources* data, yaitu Kaggle (https://www.kaggle.com/datasets/greegtitan/indonesia-earthquake-data). Adapun jumlah datanya yaitu 87372 baris dengan 6 kolom atau variabel. Berikut adalah tampilan 5 data teratas dan terakhir pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Asli

	date	time	latitude	longitude	depth	magnitude
1	2008-11-01	00:31:25	-0.60	98.89553	20.0	2.99
2	2008-11-01	01:34:29	-6.61	129.38722	30.1	5.51
3	2008-11-01	01:38:14	-3.65	127.99068	5.0	3.54
4	2008-11-01	02:20:05	-4.20	128.09700	5.0	2.42
5	2008-11-01	02:32:18	-4.09	128.20047	10.0	2.41
…	…	…	…	…	…	…
87367	2022-09-26	22:00:50	-8.15	121.35150	10.0	3.41
87368	2022-09-26	22:08:59	0.97	125.63014	12.1	3.29
87369	2022-09-26	22:11:43	-8.27	116.71154	10.0	3.38
87370	2022-09-26	22:53:16	-8.11	121.39471	10.0	3.49
87371	2022-09-26	23:17:38	-10.81	113.36631	10.0	4.90

Untuk penjelasan variabel pada data ini, diantaranya:

- *date*, *time*: waktu terjadinya gempa
- *latitude*, *longitude*: titik koordinat geolokasi gempa
- *depth*: pusat gempa dalam km
- *magnitude*: pengukuran kekuatan gempa dalam skala richter

Karena tujuan penelitian ini ingin mencari tahu rata-rata terjadinya gempa di Indonesia, maka diperlukan tahap *resampling data* seperti yang sudah dibahas sebelumnya. Setelah dilakukan proses *resampling data*, maka data pun berkurang menjadi 167 baris dan 1 kolom. Berikut adalah 5 data teratas dan terakhir yang diurutkan berasarkan jumlah terjadinya gema bumi terbanyak hasil *resampling data* pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Hasil *Resamplig*

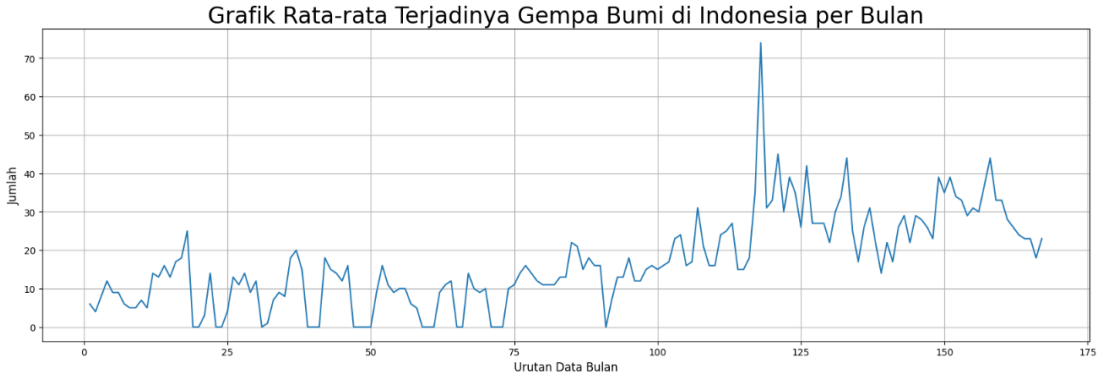
Tahun	Bulan	Tercatat
2018	Agustus	74
	September	45
2019	September	44
2021	Desember	44
2019	April	42
…	…	…
2012	November	0
	Oktober	0
	September	0
	Januari	0
	Desember	0

Seperti yang sudah kita bahas sebelumnya, untuk mendapatkan nilai error dengan skala yang lebih kecil, kita akan menggunakan teknik normalisasi data, yaitu *Min Max Scaling*. Setelah proses normalisasi selesai maka data tersebut akan terlihat seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Hasil Normalisasi

Tahun	Bulan	Tercatat
2018	Agustus	1.000000
	Desember	0.608108
2019	November	0.594595
2021	November	0.594595
2019	April	0.567568
...	…	...
2012	November	0.000000
	Oktober	0.000000
	September	0.000000
	Januari	0.000000
	Desember	0.000000

Untuk mengetahui bagaimana persebaran data hasil *resampling* bisa dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Persebaran Data Hasil *Resampling*

Berdasarkan Gambar 5, bisa kita lihat bahwa tidak ada pola tertentu yang dapat dikenali, alias pola data abstrak.

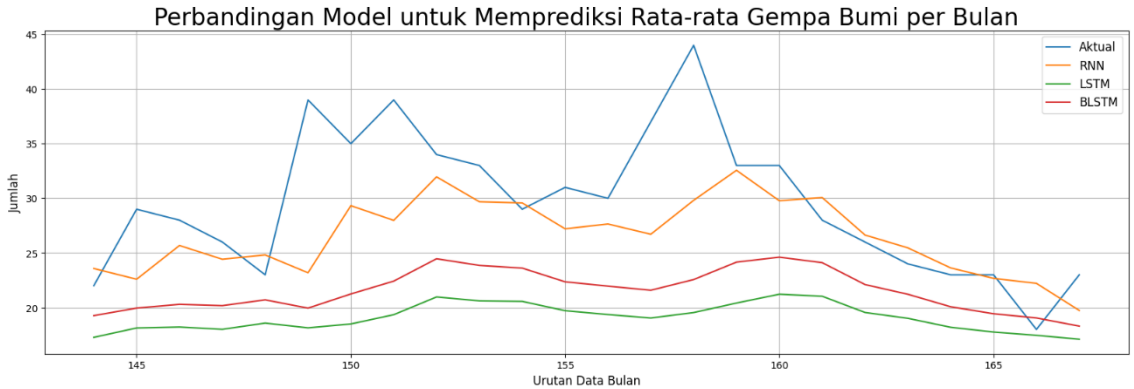
2. Pembahasan

1. Uji Coba Pertama

Tabel 4. Window Size 3, Input Layer 8, Hidden Layer 4

	Training				Prediksi	
	Loss	MAE	Val Loss	Val MAE	MAE	RMSE
RNN	0.0057	0.0749	0.0035	0.0571	0.0558	0.0803
LSTM	0.0092	0.0955	0.0140	0.1460	0.1420	0.1624
BLSTM	0.0079	0.0871	0.0093	0.1127	0.1096	0.1319

Pada percobaan pertama dengan menggunakan *window size* 3, *input layer* 8, dan *hidden layer 4*, dapat dilihat bahwa model RNN mendapatkan nilai error yang lebih kecil dari kedua model lainnya. Bahkan nilai Val MAE pada *training*, maupun nilai MAE dan RMSE prediksi pada model RNN, 2 kali lebih kecil dibandingkan model LSTM. Sedangkan urutan kedua ditempati oleh model BLSTM. Untuk melihat lebih jelas bagaimana hasil prediksi masing-masing model, dapat dilihat pada Gambar 6.



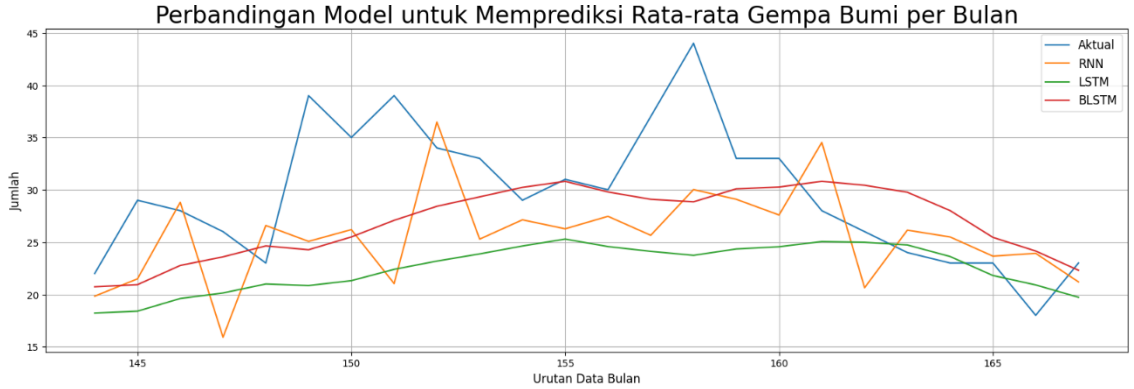
Gambar 6. Grafik Perbandingan Model pada Uji Coba Pertama

2. Uji Coba Kedua

Tabel 5. Window Size 6, Input Layer 8, Hidden Layer 4

	Training				Prediksi	
	Loss	MAE	Val Loss	Val MAE	MAE	RMSE
RNN	0.0090	0.1002	0.0050	0.0793	0.0809	0.1017
LSTM	0.0076	0.0845	0.0076	0.0966	0.0999	0.1253
BLSTM	0.0063	0.0782	0.0036	0.0663	0.0685	0.0888

Pada percobaan yang kedua dengan menggunakan *window size* 6. Didapati bahwa model BLSTM mendapatkan nilai error yang lebih rendah dibandingkan kedua model lainnya. Sedangkan urutan kedua ditempati oleh model RNN yang masih memiliki nilai error yang lebih rendah dibandingkan model LSTM. Akan tetapi selisih nilainya tidak terlalu signifikan bila dilihat pada percobaan sebelumnya. Untuk melihat lebih jelas bagaimana hasil prediksi masing-masing model, dapat dilihat pada Gambar 7.



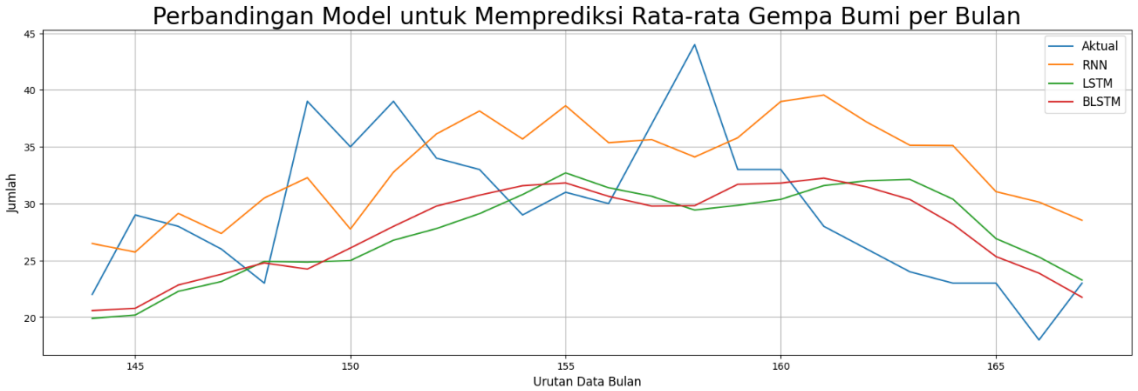
Gambar 7. Grafik Perbandingan Model pada Uji Coba Kedua

3. Uji Coba Ketiga

Tabel 6. Window Size 6, Input Layer 16, Hidden Layer 8

	Training				Prediksi	
	Loss	MAE	Val Loss	Val MAE	MAE	RMSE
RNN	0.0082	0.0889	0.0059	0.0992	0.0882	0.0996
LSTM	0.0066	0.0813	0.0042	0.0755	0.0768	0.0934
BLSTM	0.0061	0.0787	0.0033	0.0638	0.0668	0.0858

Pada percobaan yang ketiga ini, dengan menggunakan *window size* 6, dan ada sedikit perubahan pada *input layer* dan *hidden layer*, masing-masing 16 dan 8. Didapati bahwa model BLSTM mendapatkan nilai error yang lebih kecil dibandingkan kedua model lainnya. Sedangkan urutan kedua ditempati oleh model LSTM, dan yang paling terakhir adalah model RNN. Meskipun demikian, selisih nilai error pada masing-masing model tidak terlalu signifikan. Untuk melihat lebih jelas bagaimana hasil prediksi masing-masing model, dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Model pada Uji Coba Ketiga

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan beberapa uji coba yang dilakukan dengan mengubah nilai-nilai pada variabel *window size*, *input layer*, dan *hidden layer* di ketiga model, yaitu RNN, LSTM, dan BLSTM, pada uji coba pertama dapat dilihat bahwa model RNN dengan *window size* 3, *input layer* 8, dan *hidden layer* 4, mendapatkan nilai MAE 0.0558 dan RMSE 0.0803 pada prediksi, yang merupakan nilai terkecil diantara model lainnya. Sedangkan pada uji coba kedua, saat nilai *window size* diubah menjadi 6 dengan nilai *input layer* dan *hidden layer* sama seperti sebelumnya, didapatkan bahwa pada model BLSTM memperoleh nilai MAE 0.0685 dan RMSE 0.0888, yang merupakan nilai terkecil diantara model lainnya, selanjutnya disusul oleh model RNN menempati posisi kedua. Pada uji coba ketiga mencoba untuk merubah nilai pada *input layer* dan *hidden layer* masing-masing menjadi 16 dan 8, dengan *window size* yang sama, yaitu 6. Didapatkan hasil bahwa model BLSTM memperoleh nilai MAE 0.0668 dan RMSE 0.858 pada prediksi, yang merupakan nilai terkecil diantara model lainnya, disusul model LSTM pada urutan kedua, dan model RNN urutan yang terakhir. Hal ini menunjukkan bahwa model RNN hanya bisa memprediksi rata-rata terjadinya gempa bumi per bulan dengan *window size* yang kecil, artinya hanya bisa memprediksi rata-rata terjadinya gempa bumi per bulan dengan jangka waktu yang pendek. Hal ini relavan dengan pembahasan RNN sebelumnya, jika semakin banyak data yang ingin di prediksi, maka akan terjadi *vanishing gradient*. Penambahan jumlah *neuron* pada model RNN juga tidak terlalu berpengaruh. Sedangkan pada model LSTM, khususnya BLSTM, dengan jumlah *window size* yang lebih besar, yaitu 6, dapat memprediksi jumlah rata-rata terjadinya gempa bumi per bulan dengan periode yang lebih lama. Hal ini juga relavan dengan pembahasan LSTM sebelumnya, bahwa LSTM memiliki fungsi *forgetting* dan *memorizing* yang berfungsi untuk mencegah hilangnya gradien, dan melakukan perluasan gradien. Dengan menambahkan *Bidirectional* pada LSTM

(BLSTM) membuat hasil prediksi menjadi lebih baik lagi, karena BLSTM dapat mempertahankan informasi dari dua arah, yaitu masa lalu dan masa depan. Penambahan jumalh *neuron* pada model LSTM juga cukup berpengaruh untuk memperoleh nilai error yang lebih kecil. Hasil penelitian ini bisa dijadikan pedoman untuk lembaga pemerintahan dalam memprediksi jumlah rata-rata gempa bumi yang terjadi di Indonesia. Pemerintah bisa menggunakan model RNN untuk jumlah rata-rata gempa bumi yang terjadi di Indonesia dalam jangka waktu pendek, dan menggunakan model BLSTM untuk mempresiksi jumlah rata-rata gempa bumi yang terjadi di Indonesia dalam jangka waktu panjang.

DAFTAR REFERENSI

Agwil, W., Novianti, P., & Hidayati, N. (2020, November). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Pada Data Gempa Bumi di Provinsi Bengkulu. *Statistika, 8*(2), 152-158. doi:https://doi.org/10.26714/jsunimus.8.2.2020.152-158

Alawiyah, S. N. (2021, Oktober 5). *Pemodelan Menggunakan Pendekatan Recurrent Neural Network Long Short-Term Memory (RNN-LSTM) Pada Harga Emas Dunia.* Retrieved Januari 5, 2024, from http://repository.unimus.ac.id/id/eprint/4855

Amanda, Y. R., 'Aini, M. N., Miyoze, M., & Wahyu Nugroho, D. O. (2022, July). Prediksi Gempa Bumi di Indonesia Menggunakan R-Shiny. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS, 11*(3), 315-321.

Ariani, D., Nasution, Y. N., & Yuniarti, D. (2017, Desember 21). Perbandingan Metode Bootstrap Dan Jackknife Resampling Dalam Menentukan Nilai Estimasi Dan Interval Konfidensi Parameter Regresi. *EKSPONENSIAL, 8*(1), 43-50.

Endalie, D., Haile, G., & Taye, W. (2022, Agustus 18). Bi-directional long short term memory-gated recurrent unit model for Amharic next word prediction. *PLoS ONE, 17*(8), 1-10. doi:https://doi.org/10.1371/journal.pone.0273156

Gao, M., Shi, G., & Li, S. (2018, November 27). Online Prediction of Ship Behavior with Automatic Identification System Sensor Data Using Bidirectional Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network. *Sensors, 18*(12). doi:https://doi.org/10.3390/s18124211

Hamidah, K., & Voutama, A. (2023, Juni 18). Analisis Faktor Tingkat Kebahagiaan Negara Menggunakan Data World Happiness Report dengan Metode Regresi Linier. *Explore IT, 15*(1), 1-7. doi:https://doi.org/10.35891/explorit.v11i2.1793

Lattifia, T., Buana, P. W., & Rusjayanthi, N. D. (2022, April 1). Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode LSTM. *JITTER, 3*(1).

Mulyawan, R. (2024, Februari 5). *Vanishing Gradient Problem*. Retrieved Februari 5, 2024, from RifqiMulyawan.com: https://rifqimulyawan.com/kamus/vanishing-gradient-problem/

Nielson, A. (2020). *Practical Time Series Analysis: Prediction with Statistics & Machine Learning. Sebastopol.* Sebastopol, United States of America: O'Reilly Media, Inc.

Nilsen, A. (2022, Juni 30). Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45. *6*(1), 137-147.

Somantri, O. (2021, November). Prediksi Kekuatan Gempa Bumi Indonesia Berdasarkan Nilai Magnitudo Menggunakan Neural Network. *SANTIKA, 2*, 203-207.

Somantri, O., Purwaningrum, S., & Riyanto. (2022, Maret 1). MODEL SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) BERDASARKAN PARAMETER WINDOWS UNTUK PREDIKSI KEKUATAN GEMPA BUMI. *JTT, 8*(1), 17-24.

Trivusi. (2022, September 17). *Mengenal Jaringan Saraf Tiruan (JST): Arsitektur dan Jenis-jenisnya*. Retrieved Februari 5, 2024, from Trivusi: https://www.trivusi.web.id/2022/07/mengenal-jaringan-saraf-tiruan-jst.html

Zhu, J., Yang, Z., Mourshed, M., Guo, Y., Zhou, Y., Chang, Y., . . . Feng, S. (2019, July 13). Electric Vehicle Charging Load Forecasting: A Comparative Study of Deep Learning Approaches. *Energies, 12*(14). doi:https://doi.org/10.3390/en12142692