

Original Article

e-ISSN: 2274-2067 - <https://journal.itera.ac.id/index.php/indojam/>

p-ISSN: 2274-2016

Analisis Prediksi Data Kasus Covid-19 di Provinsi Lampung Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN)

Received 11th November 2021

Accepted 16th March 2022

Published 15th April 2022

Open Access

Akhdan Aziz Ghazi¹, Ayu Aprianti¹, Ahmad Dzaki Putra Dimas¹, Rifky Fauzi^{*a}¹Program Studi Matematika, Jurusan Sains, Institut Teknologi Sumatera^aPusat Riset Prediksi dan Pemodelan Risiko Bahaya dan Bencana Institut Teknologi Sumatera*Corresponding E-mail: rifky.fauzi@ma.itera.ac.id

Abstract: This study aims to examine the architectural performance of the Recurrent Neural Network (RNN) model in predicting Covid-19 cases in Lampung Province. The RNN method is part of Deep Learning which will be used to model data on Covid-19 cases in Lampung Province from March 26, 2020 to March 28, 2021. The RNN model was chosen because the Covid-19 data is in the form of a time series and the advantages of RNN are that it can capture information on the data time series using multiple network layers which allow better modeling and resulting in high prediction accuracy. The data is divided into 3, namely active cases, recovered cases, and dead cases. After preparing the data, the 368 data were divided into 294 initial *latih* data and 74 test data. After *latih* on the data for each data, then a test is carried out on the data for each data as a reference for predicting the latest data. The most optimal results show the cumulative active case model with RMSE=0.0022; for cumulative recovery cases obtained RMSE = 0.0007; while the cumulative death cases obtained RMSE = 0.0012. Based on the modeling error, then make predictions on the three cases which results in RMSE = 0.001 for cumulative active cases; RMSE=0.0027 for cumulative recovery cases; and RMSE=0.001 for cumulative death cases.

Keywords: Covid-19, Prediction, Recurrent Neural Network, Time Series, Deep Learning

Abstrak: Penelitian ini bertujuan untuk menguji performansi arsitektur model *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam memprediksi kasus Covid-19 di Provinsi Lampung. Metode RNN merupakan bagian dari *Deep Learning* yang akan digunakan untuk memodelkan data kasus Covid-19 di Provinsi Lampung dari tanggal 26 Maret 2020 hingga tanggal 28 Maret 2021. Model RNN dipilih karena data Covid-19 berbentuk *time series* dan kelebihan RNN dapat menangkap informasi pada data *time series* menggunakan banyak lapisan jaringan yang memungkinkan pemodelan menjadi lebih baik dan menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi. *Data* dibagi menjadi 3 yaitu kasus aktif, kasus sembuh, dan kasus meninggal. Setelah menyiapkan *data*, data yang berjumlah 368 dibagi menjadi *latih data* sebanyak 294 data awal dan *test data* sebanyak 74 data. Setelah melakukan *latih* pada data tiap *data*, selanjutnya dilakukan *test* pada data tiap *data* sebagai acuan untuk memprediksi data terbaru. Hasil yang paling optimalnya menunjukkan model kasus aktif kumulatif dengan RMSE=0,0022; untuk kasus kesembuhan kumulatif diperoleh RMSE=0,0007; sedangkan kasus kematian kumulatif diperoleh RMSE=0,0012. Berdasarkan kesalahan pemodelan tersebut, kemudian melakukan prediksi pada ketiga kasus tersebut yang menghasilkan RMSE=0,001 untuk kasus aktif kumulatif; RMSE=0,0027 untuk kasus kesembuhan kumulatif; dan RMSE=0,001 untuk kasus kematian kumulatif.

Kata Kunci: Covid-19, Prediksi, Recurrent Neural Network, Time Series, Deep Learning

Original Article

Pendahuluan

Coronavirus Disease 2019 (Covid-19) merupakan infeksi pernapasan akut yang disebabkan oleh virus corona dengan nama *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus-2* (SARS-CoV-2). Pada tahun 2019, Wuhan, China menjadi tempat pertama kali virus ini ditemukan. Covid-19 merupakan penyakit sistem pernapasan yang dapat menular melalui droplet yang keluar dari mulut dan hidung orang yang terinfeksi, sehingga memungkinkan penyebaran virus secara tidak langsung [1].

Menyadari kemampuan penularan virus corona yang sangat pesat dan dapat menular dari “manusia-ke-manusia”, menyebabkan jumlah kasus yang terinfeksi semakin banyak dan menyebar di seluruh dunia. Maka pada tanggal 31 Januari 2021, Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menetapkan kejadian pandemi ini sebagai Keadaan Darurat Kesehatan Publik Tingkat Internasional [2].

Berdasarkan Worldmeter (Our World in Data), hingga Maret 2021 terhitung ±197 juta kasus dari kasus Covid-19 di seluruh dunia yang dilaporkan oleh WHO. Pada tanggal 2 Maret 2020, Indonesia mengumumkan kasus virus corona pertama hingga pada bulan Maret 2021 total kasus di Indonesia sebanyak ±3 juta kasus [3]. Melonjaknya kasus Covid-19 di Indonesia berpengaruh pada jumlah kasus di Provinsi Lampung. Meskipun Pemerintah telah menetapkan kebijakan untuk menjaga jarak seperti *Social Distancing*, menganjurkan WFH (*Work From Home*) hingga PSBB (Pembatasan Sosial Berskala Besar), namun kasus Covid-19 terus meningkat. Terhitung sampai tanggal 28 Maret 2021 kasus Covid-19 di Lampung mencapai 13.878 kasus [4].

Semakin tingginya kasus Covid-19 di Provinsi Lampung, maka diperlukan suatu pendekatan yang dapat memprediksi data harian kasus Covid-19 di Provinsi Lampung, sehingga dapat merepresentasikan dinamika penderitanya dengan menggunakan suatu model. Salah satu cara yang dapat digunakan dalam memprediksi kasus Covid-19 adalah menggunakan metode *Deep Learning*. *Deep Learning* merupakan bagian dari *Machine Learning* yang dikenal sebagai algoritma pembelajaran karena mampu memproses data dari

pembangunan model yang optimal [5]. *Deep Learning* dapat bekerja dengan melakukan pembelajaran menggunakan lapisan yang kompleks, sehingga tingkat akurasi yang diperoleh lebih tinggi. Terdapat tiga jenis jaringan pada *Deep Learning*, yaitu *Artificial Neural Network* (ANN), *Recurrent Neural Network* (RNN), dan *Convolution Neural Network* (CNN). Dari ketiga jenis jaringan tersebut, RNN akan digunakan untuk memodelkan kasus aktif kumulatif, kasus kesembuhan kumulatif, dan kasus kematian kumulatif dari data Covid-19 di Provinsi Lampung. Pemodelan ini dipilih karena RNN menggunakan banyak lapisan jaringan yang memungkinkan proses data yang dilakukan lebih baik dan menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi [6].

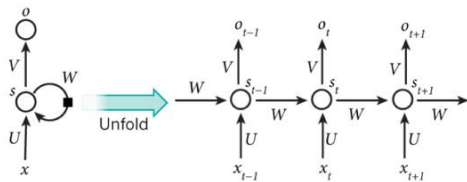
Beberapa penelitian terdahulu yang dilakukan untuk memprediksi data kasus Covid-19, diantaranya menggunakan metode SIR dan model statistik. Penelitian ini bertujuan untuk memahami perubahan yang terjadi dari pantauan prediktif Covid-19. Hasil pantauan prediktif yang diperoleh sebesar 89% tingkat kesembuhan dan 64% tingkat kematian [7]. Sementara penelitian lain menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Metode ini digunakan untuk memprediksi kasus terkonfirmasi Covid-19 dan diperoleh hasil nilai MAPE < 20% dan rata-rata error dengan MF *type* trimf sebesar 0.437571% dan MF *type* gaussmf sebesar 0.68453% [8]. Selain itu, prediksi Covid-19 dapat juga menggunakan metode *Deep Learning*. Berdasarkan 260 data dan 10 parameter, metode deep learning dapat memprediksi data dengan akurasi sebesar 81,333% dan MSE sebesar 0,032 [9].

Tujuan dari kajian ini adalah untuk membangun model Neural Network dari data kasus Covid-19 di Provinsi Lampung. Model Neural Network yang diusulkan adalah Model Recurrent Neural Network. Model ini sangat cocok untuk memodelkan tipe data berupa barisan untuk memprediksi dengan memanfaatkan informasi pada barisan data sebelumnya [12]. Penerapan model ini untuk kasus Covid-19 dapat dilihat pada [13]. Hasil prediksi dari model ini, dapat menjadi pertimbangan bagi pengambil kebijakan dalam merumuskan penanggulangan Covid-19 di Provinsi Lampung.

Metode

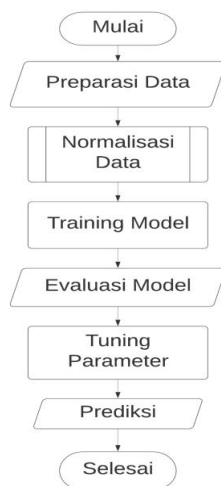
Metode penelitian yang akan dilakukan menggunakan *Recurrent Neural Network*. *Recurrent Neural Networks* (RNN) salah satu dari bagian *Deep Networks* belajar tanpa pengawasan dengan menggunakan sampel data sebelumnya sebagai pembelajaran [10].

Pada RNN ada koneksi berulang yang terjadi di setiap *neuron* dan *layer* yang dapat membentuk siklus pada arsitektur RNN tersebut, hal ini memungkinkan untuk memodelkan perilaku yang berkaitan dengan waktu seperti *Time Series*. Koneksi ini memberikan konsep waktu, dimana rentang waktu yang berdekatan. Setiap penginputan data pada RNN, *neuron* menerima input di sepanjang *layer* dari vektor input saat ini dan *neuron* pada *hidden layer*. Output didapat dari keadaan *hidden layer* pada langkah waktu yang diberikan [11].



Gambar 1. Arsitektur RNN

Pada bagian ini akan diuraikan dalam *flowchart* sebagai berikut.



Gambar 2. Kerangka Kerja Penelitian

Seluruh proses studi ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* melalui *Googlecolab* mulai dari preparasi data hingga proses prediksi. Modul utama yang digunakan adalah *Keras* dari *Tensorflow*. Sebagai modul pendukung, digunakan modul *Numpy*, *Pandas* dan *Matplotlib*.

1. Preparasi Data

Data yang digunakan merupakan data Covid-19 di Provinsi Lampung pada tanggal 26 Maret 2020 hingga 28 Maret 2021 sebanyak 368 data per kasus. Untuk data latih diambil sebanyak 80% data, terhitung dari data ke-1 hingga data ke-294. data tes diambil sebanyak 20% data, terhitung dari data ke-295 hingga data ke-368. Untuk data yang akan dilatih dan tes ada 3 yaitu data "akumulasi kasus aktif", data "akumulasi kasus sembuh", dan data "akumulasi kasus kematian". Data latih dan data tes nantinya digunakan untuk prediksi dengan memasukkan input data sebagai acuan untuk memprediksi data terbaru. Input data ini disebut sebagai *neuron* input.

TABEL 1. Data latih akumulasi kasus aktif.

Data	Input					Target Prediksi
1	2	3	3	3	7	7
2	3	3	3	7	7	7
3	3	3	7	7	7	7
4	3	7	7	7	7	10
...
289	6874	6996	7115	7212	7347	7540

TABEL 2. Data latih akumulasi kasus kematian.

Data	Input					Target Prediksi
1	0	0	0	0	1	2
2	0	0	0	1	2	2
3	0	0	1	2	2	2
4	0	1	2	2	2	3
...
289	339	341	347	350	355	368

Original Article

TABEL 3. Data latih akumulasi kasus sembuh.

Data	Input					Target Prediksi
1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0
...
289	4865	49124	4934	4980	5080	5133

Penjelasan:

- 1) Data latih menggunakan *neuron* input sebanyak 5 data, artinya untuk memprediksi data ke-6 maka perlu data ke-1 hingga data ke-5 untuk melakukan proses pengolahan data sehingga mendapatkan hasil prediksi. Begitu seterusnya untuk prediksi data ke-6 hingga data ke-294.
- 2) Nilai data 1 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 26 Maret 2020 hingga 30 Maret 2020. Untuk nilai target prediksi ke-1 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 31 Maret 2020.
- 3) Nilai data 2 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 27 Maret 2020 hingga 31 Maret 2020. Untuk nilai target prediksi ke-2 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 1 April 2020.
- 4) Nilai data yang digunakan adalah jumlah kasus harian yang tercatat.
- 5) Begitu seterusnya hingga nilai data ke-289.

TABEL 4. data tes akumulasi kasus aktif.

Data	Input					Target Prediksi
1	7648	7744	7910	8024	8142	8227
2	7744	7910	8024	8142	8227	8351
3	7910	8024	8142	8227	8351	8525
4	8024	8142	8227	8351	8525	8653
...
289	13649	13700	13751	13794	13842	13877

TABEL 5. Data tes akumulasi kasus kematian.

Data	Input					Target Prediksi
1	385	398	403	411	420	426
2	398	403	411	420	426	433
3	403	411	420	426	433	435
4	411	420	426	433	435	440
...
289	735	738	739	740	744	748

TABEL 6. Data tes akumulasi kasus sembuh.

Data	Input					Target Prediksi
1	5235	5334	5415	5469	5521	5558
2	5334	5415	5469	5521	5558	5702
3	5415	5469	5521	5558	5702	5789
4	5469	5521	5558	5702	5789	6006
...
289	12305	12339	12402	12455	12506	12531

Penjelasan :

- 1) Data latih menggunakan *neuron* input sebanyak 5, artinya untuk memprediksi data ke-300 maka perlu data ke-295 hingga data ke-299 untuk melakukan proses pengolahan data sehingga mendapatkan hasil prediksi. Begitu seterusnya untuk prediksi data ke-301 hingga data ke-368.
- 2) Nilai data 1 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 14 Januari 2021 hingga 18 Januari 2021. Untuk nilai target prediksi ke-1 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 19 Januari 2021.
- 3) Nilai data 2 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 15 Januari 2021 hingga 19 Januari 2021. Untuk nilai target prediksi ke-2 diambil dari data Covid-19 Lampung pada 20 Januari 2021.
- 4) Nilai data yang digunakan adalah jumlah kasus harian yang tercatat.
- 5) Begitu seterusnya hingga nilai data ke-289.

2. Normalisasi Data

Normalisasi dilakukan pada *data* dengan mentransformasikan data aktual menjadi nilai dengan rentang interval [0,1]. Teknik normalisasi yang digunakan adalah *min-max scaling* sebagai berikut.

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{1}$$

Keterangan :

x' : Data hasil normalisasi

x : Data yang akan dinormalisasi

$\max(x)$: Data terbesar yang diberikan

$\min(x)$: Data terkecil yang diberikan

3. Melatih Model

Model dibangun dengan menggunakan data latih dan data tes. Data latih berguna untuk melatih algoritma pada model yang digunakan sedangkan data tes berguna untuk menentukan performa dari algoritma yang digunakan pada model, sehingga ketika memasukkan data baru algoritma tersebut dapat menghitung berdasarkan yang telah dilakukan pada data tes.

4. Evaluasi Data latih

Model akan dilatih dengan memanfaatkan fungsi loss berupa *root mean square error* (RMSE).

$$Loss = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2}{N}} \quad (2)$$

Keterangan :

N : banyak data

t : data target

y : *output* model

5. Tuning Parameter

Parameter perlu disesuaikan agar mendapatkan hasil pelatihan dan prediksi yang lebih optimal. Untuk setiap parameter digabungkan dan diamati sebanyak 5 kali pada tabel 1.

6. Prediksi

Hasil prediksi yang optimal dilihat dari RMSE *train* dan RMSE *test* yang terkecil.

Hasil dan Diskusi

Langkah pertama yang dilakukan untuk prediksi dengan *Recurrent Neural Network* adalah membuat inialisasi jaringan. Sebelum melakukan *latih*, nilai parameter yang diinginkan ditentukan terlebih dahulu agar memperoleh hasil yang optimal.

TABEL 7. Arsitektur *Recurrent Neural Network*.

KARAKTERISTIK	SPESIFIKASI
ARSITEKTUR	1 HIDDEN LAYER RNN, 2 HIDDEN LAYER DENSE
NEURON INPUT	5
NEURON HIDDEN RNN	20, 50, 75, 100
NEURON HIDDEN DENSE 1	25
NEURON HIDDEN DENSE 2	20
FUNGSI AKTIVASI	ReLU
EPOCH	100, 250

Data pertama yang digunakan adalah data akumulasi kasus aktif Covid-19 di Lampung. RMSE tes pada Tabel 2 nomor 5 menunjukkan bahwa jumlah 75 *hidden neuron* dengan 100 *epoch* menghasilkan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan parameter lainnya. Semakin kecil error yang didapat semakin bagus model prediksinya.

TABEL 8. Hasil *latih* dan *tes* Akumulasi Kasus Aktif.

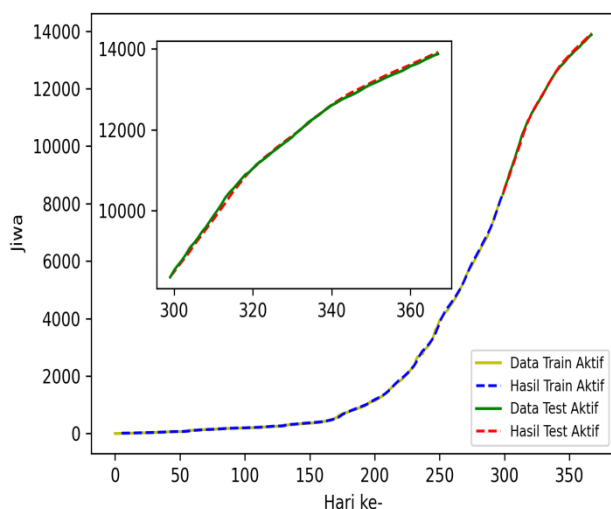
No	Neuron Hidden	Epoch	RMSE Train	RMSE Test
1	20	100	0,0001	0,0050
2	20	250	0,0029	0,0081
3	50	100	0,0004	0,0096
4	50	250	0,0010	0,0069
5	75	100	0,0022	0,0010
6	75	250	0,0011	0,0092
7	100	100	0,0002	0,0052
8	100	250	0,0012	0,0076

Hidden neuron mengolah nilai input dan menghubungkannya dengan neuron selanjutnya, sehingga jumlah *hidden neuron* akan menentukan nilai

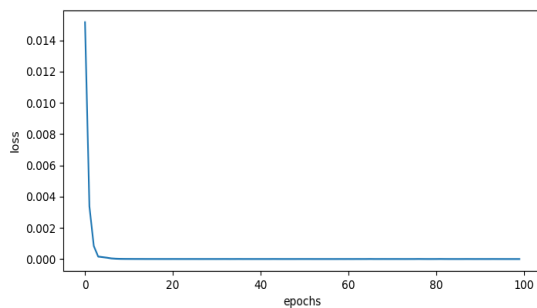
Original Article

output yang dihasilkan oleh lapisan RNN. Sejauh ini penulis belum menemukan aturan baku mengenai banyaknya *neuron* pada model agar memperoleh hasil paling optimal, maka dalam penelitian ini ditetapkan untuk memilih beberapa banyak neuron kemudian membandingkan hasilnya sehingga diperoleh model yang optimal. Hal yang sama juga terjadi pada *epoch*.

Hasil prediksi model kasus aktif dapat dilihat pada Gambar 3. Pada gambar tersebut model prediksi kasus aktif (ditandai garis putus oranye dan merah) sangat berhimpit dengan model data asli kasus aktif (ditandai garis penuh biru dan hijau). Artinya model prediksi kasus aktif yang diperoleh sangat baik.



Gambar 3. Kurva Model Prediksi Akumulasi Kasus Aktif.



Gambar 4. Kurva Model Loss Akumulasi Kasus Aktif.

Gambar 4 adalah kurva *loss* untuk kasus aktif yang didapat dengan menghitung *loss* menggunakan Persamaan 2 tiap *epoch*. Gambar ini didapat berdasarkan arsitektur model terbaik. Dapat dilihat

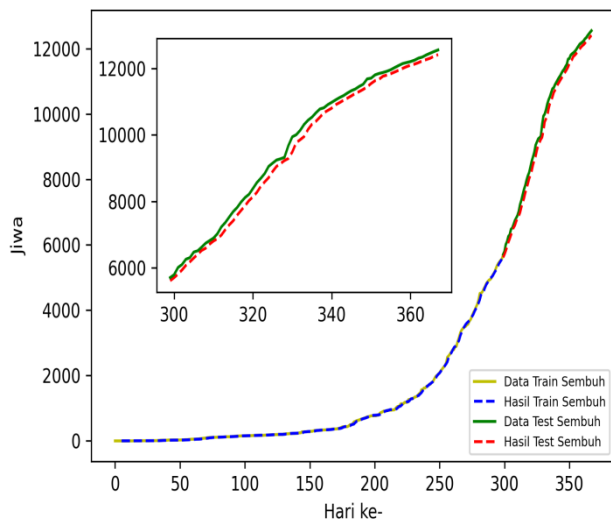
bahwa *loss* yang diperoleh semakin kecil dan konvergen menuju nol.

TABEL 9. Hasil latihan dan tes Akumulasi Kasus Sembuh.

No	Neuron Hidden	Epoch	RMSE Train	RMSE Test
1	20	100	0,0011	0,0116
2	20	250	0,0007	0,0027
3	50	100	0,0009	0,0060
4	50	250	0,0013	0,0100
5	75	100	0,0013	0,0055
6	75	250	0,0010	0,0192
7	100	100	0,0005	0,0033
8	100	250	0,0018	0,0070

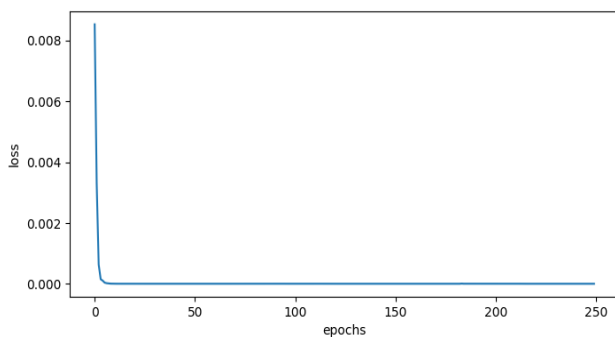
Data kedua yang digunakan adalah *data* akumulasi kasus sembuh dari Covid-19 di Lampung. *RMSE Test* pada Tabel 3 nomor 2 menunjukkan bahwa jumlah 20 *hidden neuron* dengan 250 *epoch* menghasilkan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan parameter lainnya. Walaupun selisihnya dengan *RMSE Test* pada nomor 7 hanya sebesar 0,0006 tetapi jika dikembalikan pada *range* data semula maka selisih tersebut akan menjadi nilai yang besar.

Gambar 5 adalah model prediksi kasus sembuh yang dihasilkan RNN. Pada gambar tersebut model prediksi kasus sembuh (ditandai garis putus oranye dan merah) sangat berhimpit dengan model data asli kasus sembuh (ditandai garis penuh biru dan hijau). Artinya model prediksi kasus sembuh yang diperoleh sangat baik.



Gambar 5. Grafik Model Prediksi Akumulasi Kasus Sembuh.

Gambar 6 adalah kurva *loss* kasus sembuh berdasarkan arsitektur model terbaik. Model *loss* yang diperoleh konvergen menuju nol dan sangat kecil. Artinya proses belajar model RNN pada data kasus sembuh cukup baik.



Gambar 6. Kurva *Loss* Akumulasi Kasus Sembuh.

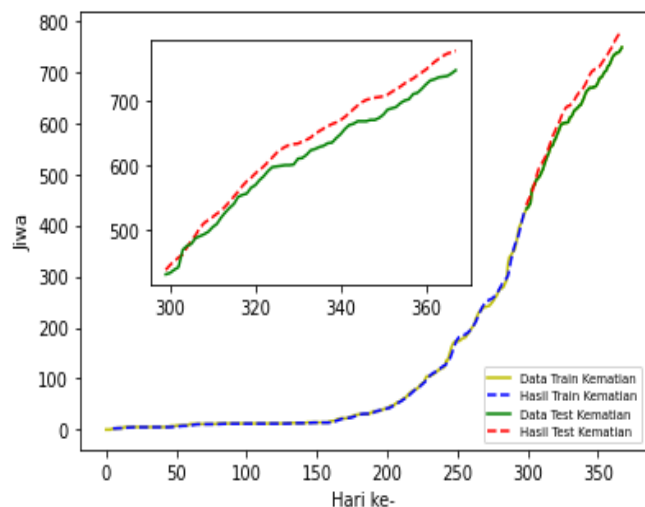
Data ketiga yang digunakan adalah data akumulasi kasus kematian akibat Covid-19 di Lampung. RMSE *Test* pada Tabel 4 nomor 3 menunjukkan bahwa jumlah 50 *hidden neuron* dengan 100 *epoch* menghasilkan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan parameter lainnya. Walaupun selisihnya dengan RMSE *Test* pada nomor 8 hanya sebesar 0,003 tetapi jika dikembalikan pada *range* data semula maka selisih tersebut akan menjadi nilai yang besar.

TABEL 10. Hasil *latih* dan *tes* Akumulasi Kasus Kematian.

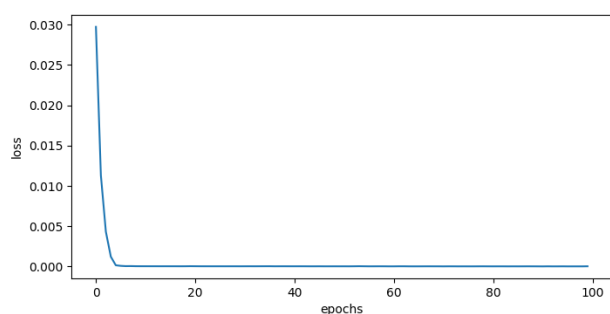
No	Neuron Hidden	Epoch	RMSE Train	RMSE Test
1	20	100	0,0027	0,0227
2	20	250	0,0010	0,0059
3	50	100	0,0012	0,0010
4	50	250	0,0019	0,0285
5	75	100	0,0024	0,0252
6	75	250	0,0034	0,0144
7	100	100	0,0002	0,0096
8	100	250	0,0007	0,0040

Gambar 7 adalah model prediksi kasus kematian yang dihasilkan RNN. Pada gambar tersebut model prediksi kasus kematian (ditandai garis putus oranye dan merah) sangat berhimpit dengan model data asli kasus kematian (ditandai garis penuh biru dan hijau). Artinya model prediksi kasus kematian yang diperoleh sangat baik.

Original Article



Gambar 7. Grafik Model Prediksi Akumulasi Kasus Kematian.



Gambar 8. Kurva Loss Akumulasi Kasus Kematian.

Gambar 8 adalah kurva *loss* kasus kematian berdasarkan arsitektur model terbaik. Model *loss* yang diperoleh konvergen menuju nol dan sangat kecil. Artinya proses belajar model RNN pada data kasus kematian akibat Covid-19 di Provinsi Lampung cukup baik.

Kesimpulan

Berdasarkan pengujian arsitektur model RNN dalam memprediksi kasus Covid-19 di Provinsi Lampung, diperoleh hasil performansi yang berbeda pada setiap model kasus dengan kesimpulan sebagai berikut.

1. Pada akumulasi kasus aktif didapatkan hasil yang optimal menggunakan arsitektur 75-25-20 sebanyak 250 epoch dengan RMSE *train* dan *test* sebesar 0,0022 dan 0,001.

2. Pada akumulasi kasus sembuh didapatkan hasil yang optimal menggunakan arsitektur 20-25-20 sebanyak 250 epoch dengan RMSE *train* dan *test* sebesar 0,0007 dan 0,0027.
3. Pada akumulasi kasus kematian didapatkan hasil yang optimal menggunakan arsitektur 50-25-20 sebanyak 100 epoch dengan RMSE *train* dan *test* sebesar 0,0012 dan 0,001.

Saran untuk penelitian selanjutnya, yaitu dapat membangun model RNN dengan menambahkan karakteristik *optimizer* untuk dibandingkan.

Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan bahwa artikel ini tidak memiliki konflik kepentingan tentang publikasi.

Referensi

- [1] Sutaryo dkk, *BUKU PRAKTIS VIRUS CORONA 19 (COVID-19)*. Gajah Mada University Press, 2020.
- [2] Wang Zhou (Ed.), *Buku Panduan Pencegahan Corona Virus*. Wuhan Center for Disease Control and Prevention, 2020.
- [3] "Who coronavirus (COVID-19) dashboard," *World Health Organization*, [Online]. Tersedia: <https://covid19.who.int/> [Dipetik 28 Agustus 2021].
- [4] Hendratno, "Covid-19 Indonesia data," *Kaggle*, 10 Juli 2021. [Online]. Tersedia: <https://www.kaggle.com/hendratno/covid19-Indonesia> [Dipetik 23 Agustus 2021].
- [5] S. Zahara, Sugianto, dan M. Bahril Ilmiddafiq, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 57-36, 2019.
- [6] M. Abdul Dwiyanto Suyudi, Esmeralda C. Djamil, dan Asri Maspupah, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network", *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi dan Informasi (SNATi)*, 3 Agustus 2019.
- [7] Sabita, Harry, Riko Herwanto, "Pantauan Prediktif Covid-19 Dengan Menggunakan Metode SIR dan Model Statistik Di Indonesia," *Jurnal Teknik*, vol.14, no. 02, pp.145-150, 2020.
- [8] Hardiyanti, S. A., Shofiyah, Q, "PREDIKSI KASUS COVID-19 DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)," *Prosiding Seminar Nasional Terapan Riset Inovatif (SENTRINOV)*, 6(1), pp.974-981, 2020.

- [9] Syafa'ah, L., Lestandy, M, "Penerapan Deep Learning untuk Prediksi Kasus Aktif Covid-19," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 5(1), pp.453-457, 2021.
- [10] Li Deng and Dong Yu, "Deep Learning: Methods and Applications," *Foundations and Trends® in Signal Processing*, vol.7, no. 3–4, pp 197-38, 2014.J.
- [11] Patterson and A. Gibson, in *Deep Learning: A Practitioner's Approach*, USA: O'Reilly Media, 2017.
- [12] A. Hassan, I. Shahin and M. B. Alsabek, "COVID-19 Detection System using Recurrent Neural Networks," 2020 International Conference on Communications, Computing, Cybersecurity, and Informatics (CCCI), 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/CCCI49893.2020.9256562.
- [13] M. Villegas et al., "Predicting the Evolution of COVID-19 Mortality Risk: a Recurrent Neural Network Approach", medRxiv, 2021.