

Perbandingan Tingkat Akurasi Prediksi Peningkatan Kasus Positif *Covid-19* antara Metode *Neural Network Backpropagation* dan *Long Short Term Memory (LSTM)*

A. A. Mashuri¹, dan E. Riyanto²

^{1,2} Jurusan Teknik Informatika, STMIK Himsya Semarang

Jalan Raya Karanganyar Tugu KM.12 No,58 Semarang

E-mail: agusalmwismg@gmail.com¹, ekoriyanto89@gmail.com²

Abstract—The COVID-19 (Coronavirus) pandemic is likely to be one of the most serious global problems in the past year. Countries do not have similar experiences with the spread of the virus and its effects from various fields. Estimating the number of previous cases of COVID-19 can help make decisions in the form of actions and plans to prevent the virus. This study aims to provide a forecasting model that predicts confirmed COVID-19 cases in the city of Semarang. This study applies a machine learning algorithm, namely the Recurrent Neural Network (RNN) to predict COVID-19 cases in the city of Semarang. The process of fine-tuning each model is described in this study and numerical comparisons between the two models are concluded using different evaluation measures; mean sequence error (MSE).

Abstrak—Pandemi COVID-19 (Coronavirus) kemungkinan akan menjadi salah satu masalah global paling serius dalam satu tahun terakhir. Negara-negara tidak memiliki pengalaman serupa dengan penyebaran virus dan dampaknya dari berbagai bidang. Memperkirakan jumlah kasus COVID-19 sebelumnya dapat membantu pengambilan keputusan berupa tindakan dan rencana pencegahan virus. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan model peramalan yang memprediksi kasus terkonfirmasi COVID-19 di kota Semarang. Penelitian ini menerapkan algoritma *machine learning* yaitu *Recurrent Neural Network (RNN)* untuk memprediksi kasus COVID-19 di kota Semarang. Proses *fine-tuning* setiap model dijelaskan dalam penelitian ini dan perbandingan numerik antara kedua model disimpulkan dengan menggunakan ukuran evaluasi yang berbeda; kesalahan urutan rata-rata (MSE).

Kata Kunci— *Covid-19, Machine Learning, Algoritma Recurrent Neural Network.*

I. PENDAHULUAN

COVID-19 (*coronavirus disease 2019*) adalah penyakit yang disebabkan oleh jenis coronavirus baru yaitu Sars-CoV-2, yang dilaporkan pertama kali di Wuhan, Tiongkok pada tanggal 31 Desember 2019. Menurut *World Health Organization (WHO)*, per tanggal 17 September 2020, virus Corona telah menginfeksi 29.679.284 penduduk dunia dan sekitar 936.521 orang di antaranya dinyatakan meninggal dunia. Penularan COVID-19 dari manusia ke manusia yang dapat terjadi melalui kontak erat dan percikan cairan pada saat bersin dan batuk membuat wabah ini menyebar dengan cepat ke negara-negara lain, tanpa kecuali Indonesia. Di Indonesia kasus awal COVID-19 terjadi pada awal bulan Maret. Semenjak itu kasus pasien COVID-19 yang terkonfirmasi terus bertambah, bahkan berdasarkan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (Kemenkes RI) per tanggal 16 September 2020 kasus COVID-19 di Indonesia mencapai 228.993 total kasus terkonfirmasi dengan 164.101 pasien dinyatakan sembuh dan 9.100 dinyatakan meninggal yang berarti 55.792 pasien masih dalam perawatan. Peningkatan ini terus berusaha ditekan oleh pemerintah melalui kebijakan- kebijakan yang dibentuk, salah satunya ialah kebijakan Pembatasan Sosial

Berskala Besar (PSBB) yang diatur dalam Pasal 13 Peraturan Menteri Kesehatan No. 9 Tahun 2020 tentang poin-poin PSBB.

Pandemi COVID-19 (*Corona virus*) cenderung menjadi salah satu masalah global paling serius dalam satu abad terakhir. Dalam menghadapi pengalaman serupa terkait penyebaran virus, peneliti memperkirakan jumlah kasus COVID-19 sebelumnya dapat membantu pengambil keputusan untuk mengambil tindakan dan rencana proaktif. Penelitian ini bertujuan untuk menyediakan model prakiraan global yang memprediksi kasus COVID-19. Penelitian ini menerapkan *Artificial Neural Network (ANN)*, yakni *Long-Short Term Memory (LSTM)*, untuk memprediksi kasus COVID-19 di Kota Semarang. Proses fine-tuning masing-masing model dijelaskan dalam penelitian ini dan menggunakan ukuran evaluasi yang berbeda, *Mean Absolute Error (MAPE)*, *Root Mean Squared Logarithmic Error (RMSLE)*, dan *Mean Squared Logarithmic Error (MSLE)*. Pemerintahan dalam menentukan keputusan pemberlakuan PSBB dengan melihat jumlah peningkatan jumlah positif covid-19 pada suatu daerah, namun terjadi kendala disaat pemerintah membuat sebuah perancangan kebijakan untuk menentukan jumlah penderita *Covid-19* di

masa yang akan datang. Pemerintah menentukan kebijakan hanya dengan melihat data saat itu juga.

Dalam memprediksi jumlah orang terpapar positif *Covid-19* perlu beberapa metode yang tepat dan akurat, di beberapa penelitian sebelumnya 2 metode yang paling direkomendasikan adalah *neural network* dan LSTM (Long Short Term Memory) yang mempunyai tingkat akurasi tinggi. Kedua metode ini akan menjadi tolok ukur tingkat keakuratan dalam memprediksi jumlah penderita *covid-19*. Perbandingan 2 metode ini nanti akan menjadi sebuah model dalam memprediksi angka penderita *covid-19* sebagai salah satu dasar pengambil keputusan untuk menentukan status PPKM pada suatu daerah.

Penelitian ini menggunakan beberapa sumber referensi dari penelitian yang sudah diteliti sebelumnya, yang pertama ada penelitian yang berjudul “Prediksi Kasus *COVID-19* di Indonesia Menggunakan Metode Backpropagation dan Fuzzy Tsukamoto”. Pada penelitian ini dibuat model prediksi penambahan kasus *COVID-19* di Indonesia menggunakan data time series dengan metode pembelajaran *Fuzzy Tsukamoto* dan menghasilkan MSE (Mean Square Error) pada data normalisasi sebesar 1,632337[1]. Penelitian selanjutnya dengan judul “Prediksi Jangka Panjang *COVID-19* Indonesia Menggunakan *Deep Learning*”. Penelitian ini dilakukan berulang hingga mencapai prediksi selama 50 hari kedepan menggunakan metode *deep learning* berupa *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) pada 4 hidden layer machine learning yang digunakan dan didapatkan hasil terbaik dengan perolehan nilai RSME (Root Mean Square Error) 206.632 untuk *epoch* sejumlah 5[2]. Dengan referensi jurnal lainnya yang berjudul “Peramalan Kasus Positif *COVID-19* di Indonesia Menggunakan LSTM”[3]. Dalam penelitian ini dikembangkan metode prediksi time series untuk memperkirakan jumlah kasus penyebaran *COVID-19* dengan jaringan saraf tiruan utamanya *Long Short Term Memory* dan lebih baik kinerjanya dibandingkan dari algoritma ERNN dalam memprediksi jumlah kasus penyebaran pandemi ini. Didapatkan jumlah RMSE (*Root Mean Square Error*) sebesar 115,04 menggunakan LSTM (*Long Short Term Memory*) sedangkan untuk ERNN (*Elman Recurrent Neural Network*) diperoleh RMSE (*Root Mean Square Error*) sebesar 124,34. Untuk penelitian lainnya yang berjudul “Model Jaringan Syaraf Tiruan dalam Peramalan Kasus Positif *Covid-19* di Indonesia”. Dalam penelitian ini dibandingkan prediksi total kasus pandemi *COVID-19* dengan metode MLP (*Multi Layer Perceptron*) dan ELM (*Extreme Learning Machine*). Menggunakan tiga pengukuran akurasi prediksi yaitu MAE (*Mean Absolute Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), dan RMSE (*Root Mean Square Error*) dengan perolehan nilai prediksi ketiganya lebih tinggi pada metode ELM dibanding metode MLP. Perbandingan dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya adalah pada penelitian ini menggunakan model *neural network* untuk melakukan prediksi jumlah kumulatif kasus positif *COVID-19* di Indonesia[4].

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan proses paling awal dalam melakukan sebuah penelitian, dikarenakan penelitian tidak akan berjalan tanpa adanya data. Pengumpulan data dapat dilakukan secara langsung ataupun mengambil dataset dari website penyedia dataset. Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data sekunder yang didapatkan dari website Satuan Tugas Penanganan *COVID-19* Indonesia. Website tersebut merupakan website pemerintah untuk menampilkan data tentang *COVID-19* secara real time. Data akan diakuisisi dengan menggunakan API. Data yang digunakan sebanyak 243 data dihitung dari awal kemunculan *COVID-19* di Indonesia pada 2 Maret 2020. Dataset yang didapatkan memiliki beberapa variabel seperti jumlah meninggal, jumlah positif, jumlah sehat, jumlah dirawat dan masih ada beberapa variabel lain. Namun, pada penelitian ini variabel yang digunakan adalah jumlah kumulatif kasus positif.

B. Prapemrosesan Data

Kualitas sebuah model yang dibangun sangat bergantung kepada kualitas data yang digunakan. Kualitas data yang baik dapat didapatkan dari data preprocessing, proses preprocessing membuat data lebih mudah dipahami dan lebih terstruktur[5][6] Data processing merupakan proses untuk menyiapkan data mentah untuk dapat digunakan lebih lanjut sesuai kebutuhan Proses pada preprocessing data meliputi pemilihan data, penghapusan data, perubahan data, penambahan data, dan lain-lain.

C. WINDOWING

Windowing adalah teknik yang digunakan dalam menentukan data masukan dan data output dalam memprediksi data runtun waktu dengan menggunakan tipe univariat. Dengan teknik windowing maka data akan dibagi menjadi bagian masukan dan keluaran data [8]. Cara kerja teknik windowing sangat bergantung pada tipe window yang digunakan [9]

D. Neural Network

Neural Network atau jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) adalah fungsi matematika dari penjabaran fungsi otak untuk menjalankan penghitungan secara paralel. Kegunaan dari *neural network* adalah untuk penyelesaian hitungan paralel serta hitungan rumit seperti pembuatan prediksi, pengenalan pola, dan permodelan. Penggunaan *neural network* pada computer dapat membuat komputer bekerja layaknya jaringan syaraf pada manusia untuk dapat menyelesaikan proses perhitungan. Dengan cara meniru kerja pada sistem manusia dengan sistem pengenalan pola [10].

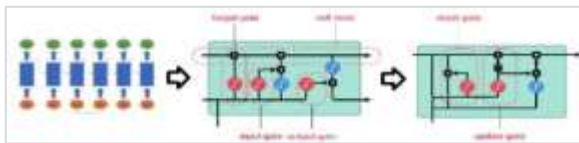
E. R-square

Merupakan sebuah proses untuk melakukan validasi terhadap suatu data setelah melalui proses modelling. R-square sering disebut dengan koefisien determinasi yang merupakan koefisien pengukur ke baikan model (*goodness of fit*) dari persamaan regresi, yaitu memberikan proporsi atau persentase variastotal dalam variabel terikat yang dijelaskan oleh variabel bebas. Untuk melakukan metode R-

Square diperlukan beberapa tahap yaitu yang pertama dengan mencari nilai rata-rata data yang digunakan. Selanjutnya tahap kedua mencari total sum of square dan residual sum of square. Pada tahap terakhir akandihitung coefficient of determination menggunakan R-squared [11][12].

F. LSTM – GRU

Model awal mesin *learning* yang berbasis neural network adalah RNN (*Recurrent Neural Network*). Ketidak mampuan RNN dalam mengkaitkan informasi yang panjang [13], menimbulkan masalah hilangnya nilai gradien (*vanishing gradient*) dalam proses perulangan di neural network (*back propagation neural network*). Untuk mengatasi masalah ini maka dibuat suatu model baru yaitu LSTM (*Long ShortTerm Memory*). LSTM berupa *cel* yang ber isi rangkaian 4 gate dan 5 fungsi aktivasi yang cukup rumit. Walaupun LSTM sukses dalam menyimpan informasi yang panjang dan saling berkaitan dengan data sebelum dan sesudahnya (*data time series*), namun rumitnya rangkaian menjadikan LSTM memerlukan waktu proses yang lebih besar. Untuk menyempurnakan LSTM dirancang suatu model yang lebih sederhana yaitu model GRU (*Gated Recurrent Unit*). GRU merupakan *cel* dengan kandungan 2 gate dan 3 fungsi aktivasi. Dengan gate dan fungsi aktivasi yang minim ini tentunya akan mempercepat proses pengolahan data yang umumnya berjumlah sangat besar. Kemampuan GRU dirancang untuk menjadi lebih baik dari LSTM terutama untuk dataset yang jumlahnya sedikit [14].



Gambar 1. RNN, LSTM, GRU

Formula LSTM

$$\begin{aligned}
 f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\
 i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\
 C_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\
 C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * C_t \\
 O_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\
 h_t &= O_t + \tanh(C_t)
 \end{aligned}$$

Formula GRU

$$\begin{aligned}
 z &= \sigma(X_t U_z + S_{t-1} W_z) \\
 r &= \sigma(X_t U_r + S_{t-1} W_r) \\
 h &= \tanh(X_t U_h + (S_{t-1} \circ r) W_h) \\
 S_t &= (1 - z) \circ h + z \circ S_{t-1}
 \end{aligned}$$

II. METODE PENELITIAN

Secara umum, alur penelitian yang dilakukan terlihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 2. Alur penelitian

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

A. Akuisisi Data COVID-19

Dataset COVID-19 didapatkan dari [14] yang berisi 798 baris dan 3 fitur data, pada dataset yang diperoleh akan dilakukan filtering untuk mendapatkan data fitur kolom jumlah kumulatif kasus positif COVID-19.

Tanggal	POSITIF	SEMBUH	MENINGGAL
09/04/2020 00:00	36	10	12
10/04/2020 00:00	42	22	12
11/04/2020 00:00	45	25	13
12/04/2020 00:00	50	27	14
13/04/2020 00:00	56	31	14
14/04/2020 00:00	62	36	15
15/04/2020 00:00	71	39	16
16/04/2020 00:00	86	40	17

Gambar 3. Data Covid-19

B. Data Preprocessing

Proses data preprocessing pada penelitian ini dilakukan dengan memilih data yang dibutuhkan untuk melakukan prediksi yaitu data fitur kolom jumlah kumulatif kasus positif COVID-19. Setelah proses data preprocessing, dilanjutkan dengan proses windowing yang memiliki tujuan agar data menjadi multivariate. Windowing ditentukan sebanyak 15 sehingga menghasilkan 15 fitur data hasil *windowing*.

Data Informasi Coronavirus (Covid-19) Semarang	
Tanggal	POSITIF
09/04/2020 00:00	36
10/04/2020 00:00	42
11/04/2020 00:00	45
12/04/2020 00:00	50
13/04/2020 00:00	56
14/04/2020 00:00	62

Gambar 4. Data sebelum *windowing*

C. Modelling (Neural Network)

Setelah melalui proses split data, kemudian dilakukan modeling dengan menggunakan neural network. Metode neural network digunakan dalam membangun model prediksi dan R-Square digunakan untuk melakukan validasi model yang telah dibuat

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 25, 50)	18488
dropout (Dropout)	(None, 25, 50)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 25, 50)	28288
dropout_1 (Dropout)	(None, 25, 50)	0
lstm_2 (LSTM)	(None, 25, 50)	28288
dropout_2 (Dropout)	(None, 25, 50)	0
lstm_3 (LSTM)	(None, 50)	28288
dropout_3 (Dropout)	(None, 50)	0
dense (Dense)	(None, 1)	51

Gambar 5. Arsitektur Modeling

D. LTSM

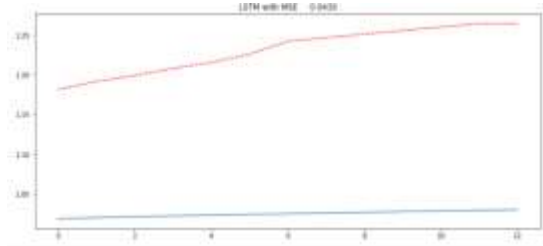
Perbedaan mendasar dari LSTM dan RNN adalah bahwa LSTM melengkapi kekurangan-kekurangan yang dimiliki oleh pendahulunya, recurrent neural network, yang tidak dapat memprediksi data berdasarkan informasi yang telah disimpan dalam waktu cukup lama. Dengan kata lain, persoalan jangka waktu penyimpanan tidak menjadi permasalahan dalam LSTM Sistem yang menerapkan LSTM dapat memproses, memprediksi, dan mengklasifikasikan informasi berdasarkan data deret waktu. Sesuai dengan konsepnya, LSTM dapat mengingat dan menghapus data-data lawas yang sudah tidak relevan lagi. Dengan demikian, manajemen informasi akan lebih komplet sekaligus aktual.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

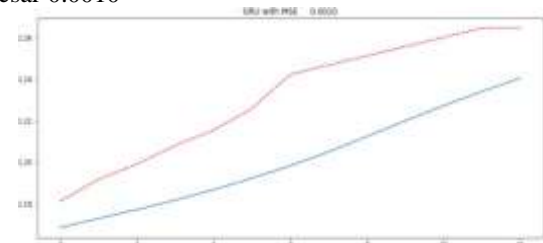
Hasil pelatihan metode LSTM dilakukan sampai epoch 500 kali. Dari iterasi 100, 200, 300, 400, dan 500 dapat dikatakan bahwa pada iterasi ke 400 loss memiliki nilai terkecil yakni 0.0015. Ini memiliki makna bahwa model yang digunakan sudah bagus untuk digunakan sebagai prediksi.

Hasil pelatihan metode GRU dilakukan sampai epoch 500 kali. Dari iterasi 100, 200, 300, 400, dan 500 dapat dikatakan bahwa pada iterasi ke 400 loss memiliki nilai terkecil yakni 0.0015. Ini memiliki makna bahwa model yang digunakan sudah bagus untuk digunakan sebagai prediksi. Nilai dari setiap metode dapat didetailkan sebagai berikut: LSTM memiliki MSE sebesar 0.145 MAPE sebesar 0.333 MSLE sebesar 0.023 dan RMSLE sebesar 0.133. GRU memiliki MSE sebesar 0.004 MAPE sebesar 0.046 MSLE sebesar 0.00032 dan RMSLE sebesar 0.0124. Pada hasil prediksi metode LTSM memiliki nilai MSE sebesar 0.430.



Gambar 6. Grafik hasil prediksi dengan LTSM

Kurva warna merah merupakan data sebenarnya dan kurva warna biru merupakan hasil prediksi menggunakan LTSM. Pada Gambar 2 menunjukkan hasil prediksi metode GRU (*recurent neural network*) yang memiliki nilai MSE sebesar 0.0010



Gambar 7. Tabel prediksi GRU RNN

B. Pembahasan

Pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode Neural Network untuk prediksi COVID-19 Kota Semarang paling efektif dan memiliki akurasi yang baik adalah menggunakan GRU-RNN (Gated Recurrent Units-Recurrent Neural Network) dibandingkan LTSM (Long Term Short Memory). Hal ini dibuktikan dengan nilai MSE (Mean Square Error) GRU yakni 0.430 lebih kecil dibandingkan nilai MSE LTSM yakni 0.0010. Selain itu, untuk perhitungan akurasi model menggunakan perhitungan MAPE (Mean Absolute Percentage Error), nilai MAPE dari GRU memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai MAPE LTSM yakni sebesar 0.04.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Siskus and D. Arianto, "PREDIKSI KASUS COVID-19 DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION DAN FUZZY TSUKAMOTO," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, 2020.
- [2] A. Satyo, "Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi-2020 PREDIKSI JANGKA PANJANG COVID-19 INDONESIA MENGGUNAKAN DEEP LEARNING LONG-TERM PREDICTION FOR COVID-19 INDONESIA USING DEEP... OPTIMALISASI DATA TERBATAS PREDIKSI JANGKA PANJANG COVID-19 DENGAN KOMBINASI LSTM DAN GRU View project LONG-TERM PREDICTION FOR COVID-19 INDONESIA USING DEEP LEARNING View project." [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/363040768>
- [3] P. D. Pakan, "PERAMALAN KASUS POSITIF COVID 19 DI INDONESIA MENGGUNAKAN LSTM", [Online]. Available: <https://www.who.int/docs/default->
- [4] A. Cahyaningsih, N. Prasetya Putra, A. Pradika Ekoputro Pratama, and R. Ramadhani, "Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications Model Prediksi Jumlah Kumulatif Kasus COVID-19 di Indonesia Menggunakan Metode Neural Network," vol. 3, no. 1, pp. 76–083, 2020, doi: 10.20895/INISTA.V2I2.
- [5] R. Julian and M. R. Pribadi, "Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [6] I. P. Sidik and R. Setiawan, "Sistem Informasi Monitoring Belajar dari Rumah pada Sekolah Menengah Berbasis Web dengan Metodologi Waterfall." [Online]. Available: <https://jurnal.itg.ac.id/>
- [7] Z. Indra and L. Trisnawati, "Zul Indra, 2) Liza Trisnawati," vol. 3, no. 1, pp. 47–57, 2018
- [8] I. Suryani and R. S. Wahono, "Penerapan Exponential Smoothing untuk Transformasi Data dalam Meningkatkan Akurasi Neural Network pada Prediksi Harga Emas," *J. Intell. Syst.*, vol. 1, no. 2, pp. 67–75, 2015.
- [9] L. LIDYAWATI, P. RAHMIATI, and Y. SUNARTI, "Implementasi Filter Finite Impulse Response (FIR) Window Hamming dan Blackman menggunakan DSK TMS320C6713," *ELKOMIKA J.*
- [10] Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron., vol. 4, no. 1, p. 16, 2018, doi: 10.26760/elkomika.v4i1.16.
- [11] N. F. D, R. G. H, S. K. S, and T. Salsabila, "Perbandingan metode double exponential smoothing dan artificial neural network untuk meramalkan perkembangan covid-19 di Indonesia," pp. 312–318, 2020.
- [12] D. Pratidana, "Hak cipta dan penggunaan kembali : Lisensi ini mengizinkan setiap orang untuk mengubah , memperbaiki , dan membuat ciptaan turunan bukan untuk kepentingan komersial , selama anda mencantumkan nama penulis dan melisensikancip taan turunan dengan syarat ya," *J. Exp. Psychol. Gen.*, vol. 136, no. 1, pp. 23–42, 2017
- [13] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.

- [21] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, "Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling," pp. 1–9, 2014.
- [22] "Beranda | Satgas Penanganan COVID-19." <https://covid19.go.id/> (accessed Oct. 30, 2020)