

PERAMALAN KASUS POSITIF COVID 19 DI INDONESIA MENGGUNAKAN LSTM

Prisca Deviani Pakan

Universitas Nusa Cendana

Jl. Adisucipto – Penfui Kupang NTT

E-mail: priscapakan@yahoo.com

Abstrak

Kasus Pandemi COVID 19 telah terjadi secara massif dan mengganggu ketahanan Kesehatan dunia. Jumlah kasus yang terus bertambah diseluruh negara di dunia, membutuhkan penanganan yang cepat dan tepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan suatu metode peramalan jumlah kasus penyebaran wabah COVID 19 menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Long Short Term Memory

Kata kunci: peramalan, JST, COVID 19, LSTM

PENDAHULUAN

Pandemi virus Corona 2019 (COVID-19) telah menyebar dari Wuhan, Cina ke 213 negara di seluruh dunia. Berdasarkan data WHO (World Health Organization) pada 17 Februari 2020, 80% pasien virus corona mengalami demam ringan dan sembuh, sedangkan angka kematian dilaporkan 2% dibandingkan dengan penyakit corona lainnya, yaitu SARS (2003) dan MERS (2012-2019), masing-masing memiliki angka kematian mencakup 10% angka kematian (774 dari 8.089 kasus yang dikonfirmasi) dan 34 % angka kematian (858 dari 2494 kasus dikonfirmasi) [1]. Pada 09 Juli 2020, WHO menyatakan wabah COVID-19 sebagai pandemi termasuk secara global menginfeksi 559.694 kematian dan 10.509.505 kasus yang dikonfirmasi. Berdasarkan wilayah, distribusi ini menggambarkan kematian total di Afrika (7.559), Amerika (272.606), Mediterania Timur (29.127), Eropa (201.853), Asia (26.808) dan Pasifik Barat sebagai (7.515); sedangkan kasus yang dikonfirmasi adalah (410.744), (6.125.802), (1.222.070), (2.847.887), (1.032.167), dan (234.815) [1].

Tepatnya, COVID-19 mengikuti pola tertentu dan pola ini didasarkan pada transmisi dinamis epidemi. Ketika itu terjadi, tindakan pengganti dari berbagai metode digunakan untuk menemukan dan mengevaluasi penyakit menular tersebut. Setiap epidemi di suatu negara telah muncul dengan aspek besaran yang berbeda dari waktu ke waktu, terutama perubahan periode cuaca dan penyebaran virus selama periode waktu tersebut, dan terbukti bersifat non-linier. Untuk menangkap perubahan menarik non-linier ini, para peneliti

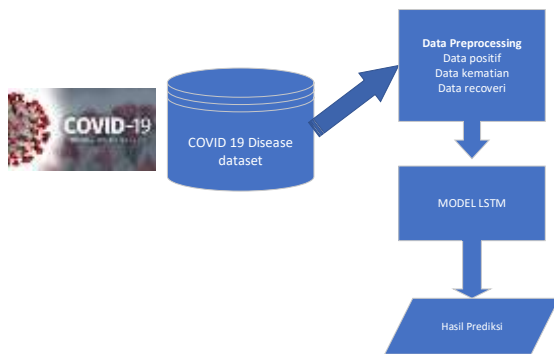
telah mendapatkan perhatian dan merancang sistem non-linier tersebut untuk menggambarkan perubahan pola penyakit infeksi covid 19 [2]. Oleh karena itu, model matematika seperti SIR (rentan-infeksi-dihapus) untuk menganalisis epidemi telah diperkenalkan [3]. Model penularan dengan waktu inkubasi untuk malaria [4] dan model deterministik untuk menganalisis interaksi antara HIV dan tuberkulosis berhasil dikembangkan untuk mengatasi parameter perilaku nonlinier [5]. Model serupa persamaan waktu diskrit digunakan untuk mengontrol populasi yang terinfeksi [6].

Di tengah metode fisik dan statistik, perbedaannya adalah mempelajari perilaku temporal data seperti virus corona dan penggunaan fungsi non-linier untuk memprediksi dinamika [7,8]. Biasanya pendekatan statistik didasarkan pada model autoregressive integrated moving average (ARIMA) yang digunakan untuk memprediksi penyebaran tren epidemi COVID-2019 [9] dan model autoregressive integrated moving average (SARIMA) yang memperkirakan tingkat kematian dengan menggunakan deret waktu analisis epidemi influenza [10]. Model ini juga telah digunakan untuk memantau dan memprediksi kasus demam berdarah (DBD) di Thailand selatan [11] dan kasus demam berdarah dengan sindrom ginjal (HFRS) di Cina untuk mengendalikan penyakit secara lebih efektif [12]. Model statistik populer lainnya di bidang sistem kesehatan dikenal sebagai berbasis kecerdasan buatan (AI) yang digunakan untuk mempelajari dan melatih kumpulan data COVID-19 di Provinsi Hubei di China untuk memprediksi puncak epidemi dan

ukuran tren [13]. Dalam banyak kasus, metode ini tidak dapat sepenuhnya menyesuaikan data aktual dan akurasi yang diprediksi sangat rendah, padahal akurasi prediksi adalah hal yang sangat penting dalam mengurangi penyebaran COVID-19.

Dalam studi ini, model Long Short Term Memory digunakan untuk melakukan peramalan kasus positif Covid-19 di Indonesia. Sebagai pembandingan, model RNN yang juga merupakan model JST akan digunakan

METODE PENELITIAN

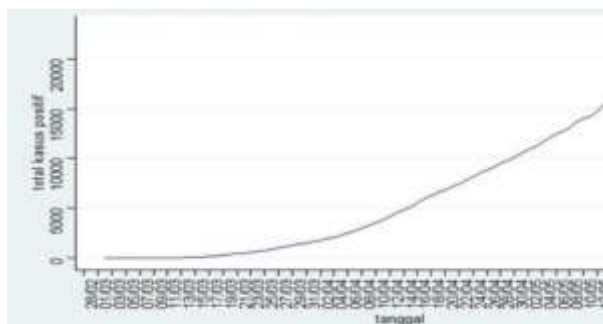


Gambar 1. Arsitektur Penelitian

A. Data

Data yang digunakan di penelitian ini adalah data total positif Covid-19 Indonesia yang diperoleh peneliti secara online melalui laman

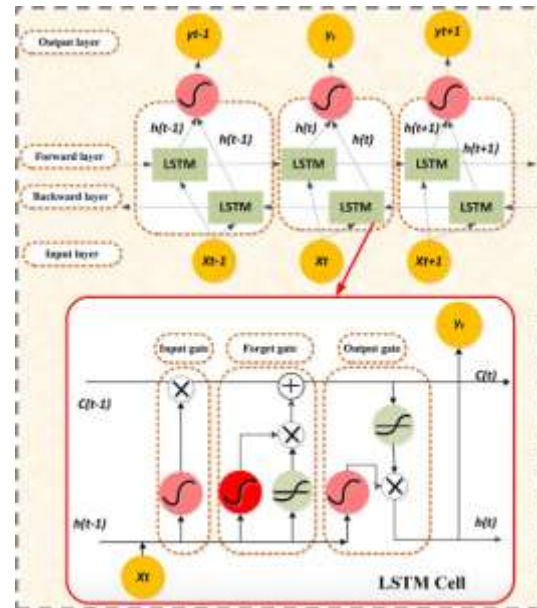
<https://www.worldometers.info/coronavirus/country/indonesia/>. Data total positif yang digunakan adalah data dari 2 Maret 2020 hingga 26 Mei 2020. Data ini digunakan sebagai data training. Sedangkan untuk menguji akurasi prediksi data, data mulai dari 27 Mei 2020 hingga 5 Juni 2020 digunakan sebagai data testing.



Gambar 2. Total Kasus Positif Covid-19 Indonesia hingga 26 Mei 2020.

B. Model Jaringan Syaraf Tiruan LSTM

Arsitektur LSTM yang digunakan adalah seperti pada gambar di bawah dan parameter – parameter yang digunakan adalah seperti pada table 1.



Gambar 3. Model LSTM

Tabel 1. Parameter LSTM

Method	Parameters	Values
	Layers	3
	No. of neurons	{16,32,64,128}
	Learning rate	0.001
LSTM	Optimizer	Adam
	Batch size	10
	Epochs	300
	Time step	3

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang diperoleh dalam penelitian ini adalah seperti pada table 2 di bawah

Tabel 2. Hasil

Model	Metrik Pengukuran		
	MAE	MAPE	RMSE
ERNN	132.2	0,468%	124,34
LSTM	115.4	0,371%	115,04

Berdasarkan data pada table di atas terlihat bahwa dengan menggunakan 3 buah metrik pengukuran, kinerja algoritma Long Short Term Memory lebih baik dibandingkan Recurrent Neural Network

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh dalam penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa :

1. Algoritma LSTM dapat digunakan dalam melakukan prediksi time series terhadap jumlah data COVID 19 di Indonesia
2. Algoritma LSTM memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan kinerja algoritma ERNN dalam memprediksi jumlah kasus COVID 19

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Organization WH. Coronavirus disease 2019 (COVID-19) situation report–51. Geneva, Switzerland: World Health Organization; 2020 https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/situation-reports/20200606-covid-19-sitrep-138.pdf?sfvrsn=c8abfb17_4_2020 .
- [2]. Bai Y , et al. Presumed asymptomatic carrier transmission of COVID-19. *JAMA* 2020;323(14):1406–7 .
- [3]. Kermack WO , McKendrick AG . A contribution to the mathematical theory of epidemics. In: *Proceedings of the royal society of London. Series A, containing papers of a mathematical and physical character*, 115; 1927. p. 700–21 .
- [4]. Yasuhiro T , Wanbiao M , Edoardo B . Global asymptotic properties of a delay SIR epidemic model with finite incubation times [J]. *Nonlinear Anal* 2000;42(6):931–47 .
- [5]. Sharomi O , et al. Mathematical analysis of the transmission dynamics of HIV/TB coinfection in the presence of treatment. *Math Biosci Eng* 2008;5(1):145 .
- [6]. Willox R , et al. Epidemic dynamics: discrete-time and cellular automaton models. *Physica A* 2003;328(1-2):13–22 .
- [7]. Knight GM , et al. Bridging the gap between evidence and policy for infectious diseases: how models can aid public health decision-making. *Int J Infect Dis* 2016;42:17–23 .
- [8]. Fattah J , et al. Forecasting of demand using ARIMA model. *Int J Eng Bus Manag* 2018;10 p. 1847979018808673 .
- [9]. Benvenuto, D., et al., Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset. *Data in brief*, 2020: p. 105340.
- [10]. Choi K , Thacker SB . Mortality during influenza epidemics in the United States, 1967-1978. *Am J Public Health* 1982;72(11):1280–3 .
- [11]. Promprou, S., M. Jaroensutasinee, and K. Jaroensutasinee, Forecasting Dengue Haemorrhagic Fever Cases in Southern Thailand using ARIMA Models. 2006.
- [12]. Liu Q , et al. Forecasting incidence of hemorrhagic fever with renal syndrome in China using ARIMA model. *BMC Infect Dis* 2011;11(1):218 .
- [13]. Zifeng Yang ZZ , et al. Modified SEIR and AI prediction of the epidemics trend of COVID-19 in China under public health interventions. *J Thorac Dis* 2020;12(3):165 .
- [14]. Shahid F , et al. A novel wavenets long short term memory paradigm for wind power prediction. *Appl Energy* 2020;269:115098 .
- [15]. Zameer A , et al. Bio-inspired heuristics for layer thickness optimization in multilayer piezoelectric transducer for broadband structures. *Soft Comput* 2019;23(10):3449–63 .
- [16]. Hao B , et al. Predicting mental health status on social media International conference on cross-cultural design. Springer; 2013 .
- [17]. Shi, F., et al., Large-scale screening of covid-19 from community acquired pneumonia using infection size-aware classification. *arXiv preprint arXiv:2003.09860*, 2020.
- [18]. Ardabili, S.F., et al., Covid-19 outbreak prediction with machine learning. Available at SSRN 3580188, 2020.
- [19]. Frausto-Solis J , et al. The hybrid forecasting method SVR-ESAR for Covid-19. *medRxiv* 2020 p. 2020.05.20.20103200 .
- [20]. Parbat D , Chakraborty M . A python based support vector regression model for prediction of COVID19 cases in India. *Chaos, Solitons Fractals* 2020;138:109942 .
- [21]. Hao T . Prediction of coronavirus disease (covid-19) evolution in USA with the model based on the Eyring rate process theory and free volume concept. *medRxiv* 2020 p. 2020.04.16.20068692 .

- [22].Chimmula VKR , Zhang L . Time series forecasting of COVID-19 transmission in Canada using LSTM networks. Chaos, Solitons, Fractals 2020;135 109864-109864 .
- [23].Bandyopadhyay SK , Dutta S . Machine learning approach for confirmation of COVID-19 cases: positive, negative, death and release. medRxiv 2020 p. 2020.03.25.20043505 .
- [24].Huang C-J , et al. Multiple-input deep convolutional neural network model for COVID-19 forecasting in China. medRxiv 2020 p. 2020.03.23.20041608 .