

Perbandingan performa Algoritma Neural Network, Regresi Linier, dan Random Forest dalam simulasi prediksi angka kematian pasien COVID-19 di Indonesia

Muhammad Reza Redo I¹, Artia Irianti²

¹ STMIK Dharmawacana

² Pengadilan Tinggi Tanjung Karang

E-mail: ¹ reza.redo@hotmail.com, ² artiairianti11@gmail.com

Abstract

The whole world is currently facing a pandemic situation of the infectious disease Corona 2019, also called "COVID-19". Until the end of June 2021, the COVID-19 pandemic continues to increase in Indonesia, the number of people affected by Covid-19 continues to grow. This paper is designed to model the algorithm and find out which algorithm is most suitable/close to the original value in predicting mortality rates based on the WHO dataset and the Johns Hopkins University Center for Systems Science and Engineering dataset. In this paper, the algorithm modeled to make predictions is the Neural Network Algorithm, Linear Regression, and Random Forest. The modeling results will be visualized so that the performance of the three algorithms can be measured.

Keywords Algorithm, Predictions, Neural Network, Linear Regression, Random Forest, Covid19

Abstrak

Seluruh dunia saat ini sedang menghadapi situasi pandemi penyakit menular Corona 2019, yang juga disebut "COVID-19". Hingga akhir Juni 2021, pandemi COVID-19 terus meningkat di Indonesia, jumlah orang yang terkena dampak Covid-19 terus bertambah. Makalah ini dirancang untuk memodelkan algoritma dan mengetahui algoritma apa yang paling cocok/mendekati nilai aslinya dalam memprediksi angka kematian berdasarkan dataset WHO dan dataset Johns Hopkins University Center for Systems Science and Engineering. Dalam penulisan ini, algoritma yang akan di modelkan untuk melakukan prediksi adalah Algoritma Neural Network, Regresi Linier, dan Random Forest. Hasil dari pemodelan tersebut akan di visualisasikan sehingga performa dari ke-tiga algoritma tersebut dapat diukur.

Keywords Algoritma, Prediksi, Neural Network, Linear Regression, Random Forest, Covid19

1. PENDAHULUAN

Situasi pandemi penyakit menular COVID-19 yang terus meningkat di Indonesia berdampak besar pada setiap sektor kehidupan, pemerintah Indonesia terus berupaya mengatasi wabah ini dengan berbagai cara. Upaya pemberian vaksin nampaknya belum cukup untuk mengatasi tingkat penyebaran wabah tersebut. Dengan terus adanya tingkat penyebaran maka peluang untuk jatuhnya korban jiwa akan selalu ada, sampai saat ini terhitung sudah 61.140 orang yang dinyatakan meninggal dunia di Indonesia, data ini di ambil tanggal 5 juli 2021 (*World Health Organization - Humanitarian Data Exchange*, n.d.) dengan jumlah data yang sebanyak itu memungkinkan untuk lakukan prediksi dari berbagai sudut pandang. Sementara itu ditemukan fakta bahwa jumlah kematian reguler COVID-19 berkorelasi positif dengan jumlah kasus yang dikonfirmasi.(Sharma et al., 2021) Pada penelitian sebelumnya, model data mining juga dikembangkan untuk prediksi pemulihan pasien yang terinfeksi COVID-19 menggunakan dataset epidemiologi pasien COVID-19 di Korea Selatan.(Muhammad et al., 2020) diketahui juga algoritma Neural Network, Regresi Linier, dan Random Forest merupakan algoritma yang dapat melakukan prediksi dan pernah digunakan untuk memprediksi angka kematian pasien. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan pemrosesan data COVID-19 yang dikumpulkan dari seluruh dunia dengan fokus pada jumlah demografi pasien data fisiologis, gejala pasien, dan kondisi yang sudah ada sebelumnya. dengan tingkat akurasi 89,98% pada algoritma *Neural Network*.(Pourhomayoun & Shakibi, 2021) sedangkan pada penelitian ini algoritma *Neural Network*, Regresi Linier, dan *Random Forest* akan diukur performanya pada simulasi prediksi angka kematian yang ada di Indonesia. Pada pengukuran performa akan dilihat *RMSE* dari ketiga model algoritma tersebut, dari hasil pengukuran tersebut diharapkan akan didapatkan algoritma yang paling mendekati nilai asli dari prediksi tersebut. Dugaan awal pada penelitian ini algoritma yang akan memiliki tingkat eror terkecil adalah *neural network* karena pada penelitian sebelumnya algoritma tersebut telah diukur tingkat akurasi dan memiliki nilai tertinggi, akan tetapi dengan adanya perbedaan dataset yang digunakan pada penelitian ini dan penelitian sebelumnya memungkinkan penelitian ini menghasilkan hal yang berbeda.

2. KERANGKA TEORI

2.1. Neural Network

Jaringan *neuron* dapat dibangun dengan menghubungkan beberapa *neuron* bersama-sama dalam arti bahwa *output* dari satu *neuron* membentuk *input* ke yang lain. Model sederhana untuk jaringan seperti itu adalah *perceptron multilayer* (Rosenblatt, 1958).

Neural Network merupakan suatu metode kecerdasan buatan yang secara konsep dan prinsip meniru sistem jaringan syaraf pada tubuh manusia. Dimana terdapat sebuah node pada jaringan syaraf tersebut, kemudian node-node tersebut akan saling berhubungan satu sama lain. Node-node tersebut dihubungkan melalui suatu link yang biasa disebut dengan *weight*. Ide dasar dari jaringan syaraf tiruan adalah untuk mengadopsi bagaimana otak manusia bekerja. Pada umumnya *neural network* dibagi berdasarkan *layer – layer* yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Setiap *node* pada masing – masing *layer* memiliki suatu *error rate*, yang akan digunakan untuk proses *training* (Haykin, 1999; Sulistiani et al., 2021).

Neural network dengan *layer – layer* memiliki konsep kerja sebagai berikut : *input layer* menunggu *user* memasukan *input* ke masing – masing *node* nya, setelah masing – masing *node* di *input layer* memperoleh data yang dibutuhkan maka akan di kalikan dengan *weight*-nya menghasilkan *sum*(jumlah) atau yang lebih dikenal dengan akumulator dengan rumus

$$NET = O_1 W_1 + O_2 W_2 + \dots + O_n W_n = \sum O_i W_i \quad (1)$$

Lalu akumulator tersebut akan dimasukan kedalam Fungsi Aktivasi yang digunakan, rumusnya adalah

$$OUT = F (NET)$$

2.2. Linear Regression

Sebuah model linier tunggal menggambarkan hubungan linier antara dua variabel. Satu disebut target, respon, atau variabel *dependen* dan biasanya diwakili oleh *Y*. Sedangkan variabel lain disebut variabel prediksi atau *independen* dan biasanya diwakili oleh *X*. Diketahui $(X_1, X_2, \dots, X_n)$, model regresi linier sederhana dijelaskan sebagai berikut:

$$\begin{cases} y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \text{ and } cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0 \text{ when } i \neq j \end{cases} \quad (2)$$

Dimana data $\{x_i, y_i\}$ mewakili sampel acak dari populasi yang lebih besar, yang terdiri dari *n*-set pengamatan, sementara β koefisien adalah parameter yang tidak diketahui, dan ε_i yang dimaksud adalah kesalahan acak atau bisa disebut dengan istilah gangguan.

2.3. Random Forest

Random forest adalah kombinasi dari prediktor *tree* (pohon). Setiap *tree* (pohon) bergantung pada nilai vektor acak yang diambil sampelnya secara independen dan dengan distribusi yang sama untuk semua *tree* (pohon). (Breiman, 2001). *Random forest* adalah pengklasifikasi yang terdiri dari kumpulan pengklasifikasi berstruktur pohon $\{h(x, \theta_k), k = 1, \dots\}$ dimana $\{\theta_k\}$ vektor acak yang terdistribusi identik secara independent, dan setiap pohon memberikan suara unit untuk kelas paling populer pada input *x*. Untuk hal yang formal dikatakan untuk dimensi-*p* vektor acak $x = (x_1, \dots, x_p)^T$ mewakili *input* atau prediktor bernilai variabel asli/real dan variabel acak/random *y* yang mewakili *respons* bernilai asli/real. Fungsi prediksi ditentukan oleh fungsi kerugian $L(Y, f(X))$ dan didefinisikan untuk meminimalkan nilai kerugian yang diharapkan dimana subskrip menunjukkan harapan mengenai distribusi bersama *X* dan *Y*

$$E_{xy}(L(Y, f(X))) \quad (3)$$

. Secara pemahaman, $L(Y, f(X))$ mengandung arti seberapa dekat $f(X)$ dengan penalti *Y* dari nilai $f(X)$ yang jauh dari *Y*. Sementara itu ciri khas dari *L* adalah kuadrat error loss regresi $L(Y, f(X)) = (Y - f(X))^2$ dan *zero-one loss* pada klasifikasi

$$L(Y, f(x)) = I(Y \neq f(x)) = \begin{cases} 0 & \text{if } Y = f(x) \\ 1 & \text{otherwise/Sebaliknya} \end{cases} \quad (4)$$

otherwise dikenal sebagai fungsi regresi. Dalam klasifikasi, nilai *Y* mungkin saja dilambangkan dengan γ , $E_{xy}(L(Y, f(X)))$

3. METODOLOGI

3.1. Pengumpulan dan Deskripsi Kumpulan Data

Sumber data pada penelitian ini diambil dari *dataset Johns Hopkins University Center for Systems Science and Engineering*, data diakses pada tanggal 5 july 2021 (COVID-19 Pandemic - Humanitarian Data Exchange, n.d.) dan

Dataset WHO.(HDX, 2020) Kedua data tersebut kemudian di bersihkan dari atribut yang tidak diperlukan dan digabungkan menjadi satu dataset yang dapat di akses secara *online* (Reza Redo, n.d.)

3.2. Persiapan Dataset

Dataset disiapkan, dan dibersihkan dimana hanya atribut yang dibutuhkan yang diekstraksi dari *dataset* asli jumlah *record dataset* berjumlah 530 data yang diambil untuk negara indonesia. atribut yang diambil dan kemudian di gabungkan menjadi 1 *dataset* dari ke-dua dataset awal diantaranya:tanggal(time series), JHUCCSE terkonfirmasi, JHUCCSE Sembuh, JHUCCSE Meninggal, WHO Kasus baru, WHO Akumulasi Kasus, WHO Meninggal, WHO Akumulasi meninggal. Tabel 1

Tabel 1. Contoh Kumpulan Data

Date	(JHU CCSE) Confirm	(JHU CCSE) Recovered	(JHU CCSE) Death	WHO-New Cases	WHO-Cumulative Cases	WHO-New Deaths	WHO-Cumulative deaths
30 June2021	2178272	1880413	58491	21807	2178272	467	58491
01 July 2021	2203108	1890287	58995	24836	2203108	504	58995
02 July 2021	2228938	1901865	59534	25830	2228938	539	59534
03 July 2021	2256851	1915147	60027	27913	2256851	493	60027
04 July 2021	2284084	1928274	60582	27233	2284084	555	60582
05 July 2021	2313829	1942690	61140	29745	2313829	558	61140

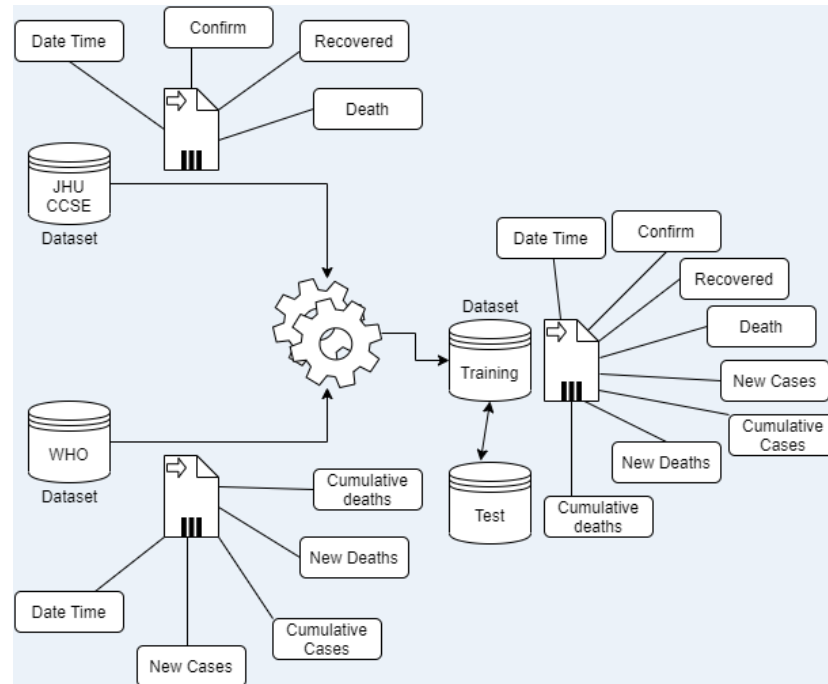
3.3. Data mining

Pada proses data *mining* algoritma *neural network*, *linear regressions* dan *random forest* akan diterapkan kedalam *dataset* yang telah di persiapan, nantinya ke-tiga algoritma tersebut akan dilihat secara visualisasi dan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) akan di bandingkan untuk mencari tahu algoritma mana yang paling mendekati nilai *real*/asli dari data *training* dan data *testing* yang sudah di persiapan. engujian dilakukan dengan cara komparasi/membandingkan hasil dari ke tiga algoritma tersebut.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Cleaning Data

Sebelum memulai proses data *mining*, *dataset* akan diekstrak dan dipisahkan bagian yang tidak di perlukan. Pada tahapan ini dataset akan di bagi menjadi dua *training* dan data *test*. Gambar 1



Gambar 1. Proses Cleaning Data

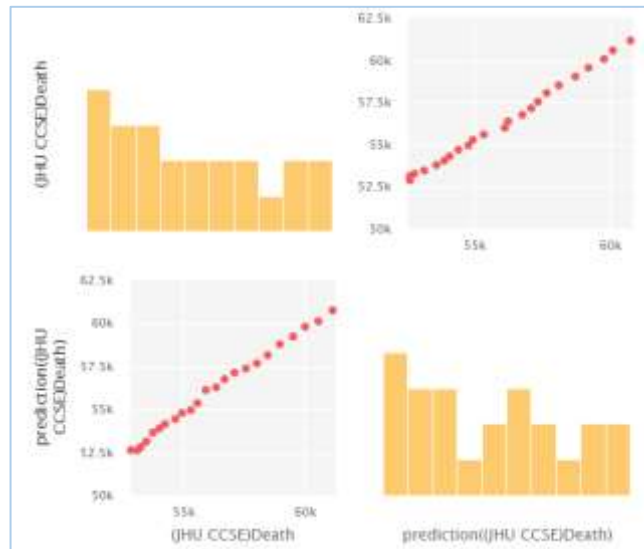
Pada proses *cleaning*, dataset awal adalah data JHUCCSE dan dataset WHO. Dari kedua *dataset* tersebut dipisahkan terlebih dahulu atribut yang akan dipakai dan *record* data yang akan digunakan. Dari hasil pembersihan data maka di dapatkan *dataset* baru dengan atribut seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Attribute pada dataset yang digunakan

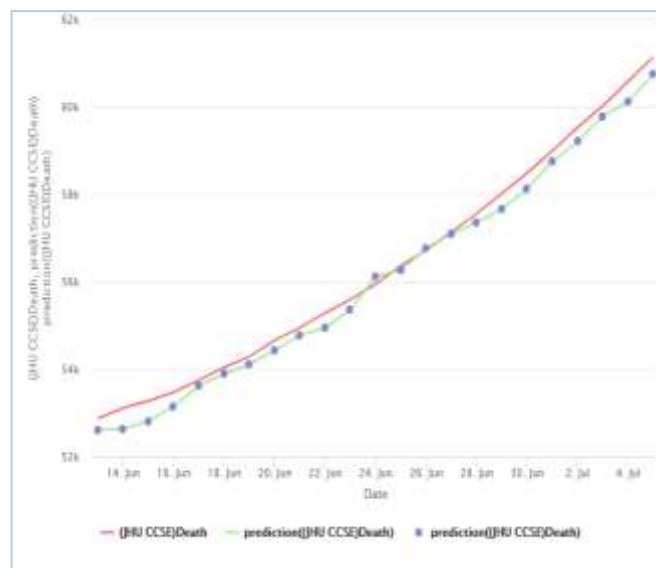
NO	Atribut	Type
1	Date	Date/Time
2	(JHU CCSE) Confirm	int
3	(JHU CCSE) Recovered	int
4	(JHU CCSE) Death	int
5	WHO-New Cases	int
6	WHO-Cumulative Cases	int
7	WHO-New Deaths	int
8	WHO-Cumulative deaths	int

4.2. Visualisasi Implementasi Algoritma

Penerapan algoritma neural network dengan parameter hidden layer 0(tidak digunakan), training cycles 200, rate learn 0,01, momentum 0,9 dataset test label pada WHO cumulative Deaths dan training pada (JHU CCSE)Death, visualisasi menggunakan scatter matrix *Gambar 2* dan line + scatter bubble *Gambar 3*

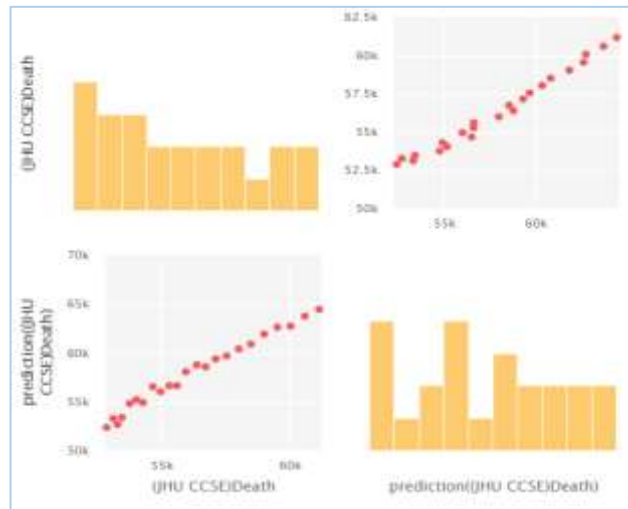


Gambar 2. Scatter Matrix Neural Network

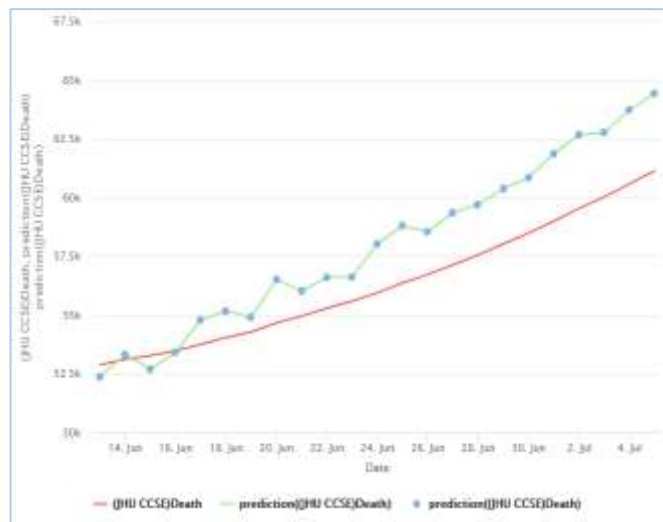


Gambar 3. Line & Scater Bubble Neural Network

Penerapan algoritma *linear regressions* dengan parameter konstruktor menggunakan M5-Prime, eliminate colinear toleransi 0,05 dataset test label pada WHO cumulative Deaths dan training pada (JHU CCSE)Death, visualisasi menggunakan scatter matrix dan line + scatter bubble

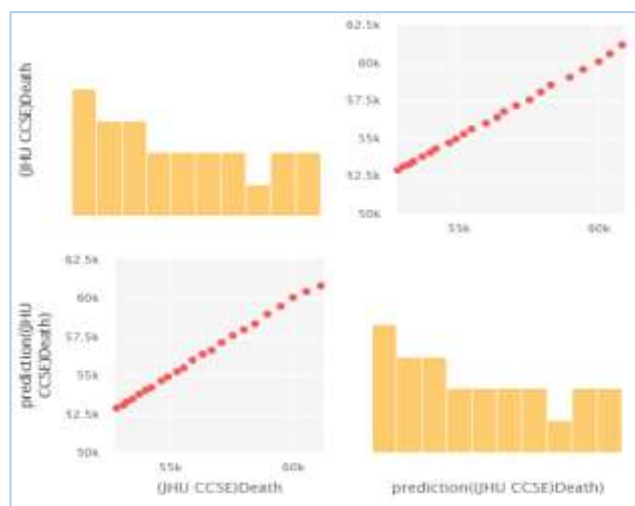


Gambar 4. Scatter Matrix *linear regressions*

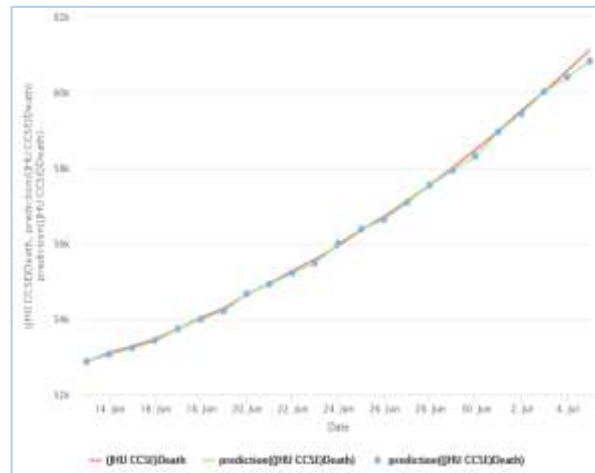


Gambar 5. Line & Scatter Bubble *linear regressions*

Penerapan algoritma *random forest* dengan parameter jumlah tree 100, criterion: least square, kedalaman 10 dataset test label pada WHO cumulative Deaths dan training pada (JHU CCSE)Death, visualisasi menggunakan scatter matrix dan line + scatter bubble.



Gambar 6. Scatter Matrix *random forest*



Gambar 7. Line & Scatter Bubble random forest

4.3. Pembahasan

Dari hasil proses cleaning data pada Gambar 1, maka dibuatlah dataset baru dengan jumlah atribut sebanyak delapan buah Tabel 2, kemudian dari dataset tersebut diterapkan ketiga algoritma *neural network*, *linear regressions* dan *random forest* sehingga dari hasil penerapan ketiga algoritma tersebut didapatkan hasil prediksi dan dapat di ketahui simpangan sehingga nilai RMS dapat di hitung, seperti terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Prediksi

Date/time	Real Data	NN Pred	LR Pred	RF Pred	NN Dev	LR Dev	RF Dev	Neural network RMS	Linear regressions RMS	Random forest RMS
13/06/2021	52879	52617	52377	52876	-262	-502	-3	285.956 +/- 0.000	1989.087 +/- 0.000	94.991 +/- 0.000
14/06/2021	53116	52636	53319	53075	-480	203	-41			
15/06/2021	53280	52809	52701	53235	-471	-579	-45			
16/06/2021	53476	53154	53413	53427	-322	-63	-49			
17/06/2021	53753	53623	54786	53747	-130	1033	-6			
18/06/2021	54043	53896	55185	54005	-147	1142	-38			
19/06/2021	54291	54114	54914	54222	-177	623	-69			
20/06/2021	54662	54434	56514	54676	-228	1852	14			
21/06/2021	54956	54776	56021	54933	-180	1065	-23			
22/06/2021	55291	54951	56602	55223	-340	1311	-68			
23/06/2021	55594	55354	56631	55491	-240	1037	-103			
24/06/2021	55949	56121	58020	56008	172	2071	59			
25/06/2021	56371	56269	58799	56393	-102	2428	22			
26/06/2021	56729	56770	58550	56640	41	1821	-89			
27/06/2021	57138	57095	59352	57094	-43	2214	-44			
28/06/2021	57561	57358	59695	57549	-203	2134	-12			
29/06/2021	58024	57665	60370	57940	-359	2346	-84			
30/06/2021	58491	58128	60857	58320	-363	2366	-171			
01/07/2021	58995	58747	61860	58972	-248	2865	-23			
02/07/2021	59534	59213	62667	59449	-321	3133	-85			
03/07/2021	60027	59787	62761	60027	-240	2734	0			
04/07/2021	60582	60120	63722	60408	-462	3140	-174			
05/07/2021	61140	60747	64425	60837	-393	3285	-303			

Dari Tabel 3 kita bisa melihat data pada tanggal 03/07/2021 algoritma random forest menghasilkan prediksi dengan tepat dan sama persis dari data real yang berjumlah 60027 dan simpangan terjauh terjadi pada data tanggal 05/07/2021, simpangan negative artinya nilai yang dimunculkan berada dibawah nilai sebenarnya sedangkan simpangan positive artinya nilai yang muncul ada diatas nilai sebenarnya. pada algoritma *neural network* simpangan terjauh terjadi pada data di tanggal 14/06/2021 dengan nilai simpangan *negative* 480 artinya data yang terprediksi lebih kecil dari data real sedangkan pada algoritma linear regression simpangan terjauh terjadi pada tanggal 05/07/2021 dengan nilai simpangan *positive* 3285 lebih besar dari data sebenarnya. Hasil dari implementasi ke tiga algoritma tersebut diukur tingkat peformanya nilai RMS pada algoritma *neural network* 285.956 +/- 0.000, *linear regressions* 1989.087 +/- 0.000, dan *random forest* 94.991 +/- 0.000 pada scatter matrix dan line bisa dilihat seberapa dekat ke tiga algoritma tersebut pada nilai dari data aslinya Tabel 2

5. KESIMPULAN

Pada hipotesis awal algoritma yang diduga akan paling mendekati nilai asli adalah algoritma *neural network*, namun setelah dilakukan perbandingan performa ternyata algoritma *random forest* adalah algoritma yang paling mendekati nilai asli dalam melakukan prediksi dengan nilai RMS 94.991 +/- 0.000 selanjutnya diikuti oleh algoritma *neural network* dengan nilai RMS 285.956 +/- 0.000 simpangan terjauh terjadi pada algoritma *linear regression* yaitu positive 3285 menyimpang dari nilai sebenarnya. Dalam penelitian ini dataset yang digunakan memang tidak sama dengan dataset pada penelitian sebelumnya, hal ini tentu berpengaruh terhadap performa yang dihasilkan. Oleh karena itu perlu adanya penelitian selanjutnya. Penulis meyakini dari hasil penelitian ini dapat dilakukan penelitian selanjutnya untuk dilakukan prediksi tingkat kesembuhan berdasarkan kasus baru dan juga bisa dilakukan pengujian impact faktor vaksinasi terhadap munculnya kasus baru di indonesia, keterbatasan akses data yang tidak *up to date* di indonesia merupakan tantangan tersendiri dalam melakukan pengolahan data untuk penelitian selanjutnya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada rekan-rekan STMIK Dharmawacana, yang telah bersedia memberikan kesempatan dan juga waktu bagi penulis untuk menyelesaikan paper ini tepat waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, I., Bashari, M., Iqbal, M. J., & Rahim, A. (2018). Performance Comparison of Support Vector Machine, Random Forest, and Extreme Learning Machine for Intrusion Detection. *IEEE Access*, 6, 33789–33795. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2841987>
- Alaif, T., Alotaibi, R., Albassam, A., & Almudhayyani, A. (2021). On the prediction of isolation, release, and decease states for COVID-19 patients: A case study in South Korea. *ISA Transactions*. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.12.053>
- Arora, R., Singh, A., Pareek, H., & Edara, U. R. (2013). A heuristics-based static analysis approach for detecting packed PE binaries. *International Journal of Security and its Applications*, 7(5), 257–268. <https://doi.org/10.14257/ijisia.2013.7.5.24>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- COVID-19 Pandemic - Humanitarian Data Exchange. (n.d.). Diambil 8 Juli 2021, dari <https://data.humdata.org/event/covid-19>
- D Lopez, G. M. J. J. (2017). Modelling the H1N1 influenza using mathematical and neural network approaches. *Biomed Res*, 28(8), 1–5.
- Ekinci, A. (2021). Modelling and Forecasting of Growth Rate of New COVID-19 Cases in Top Nine Affected Countries: Considering Conditional Variance and Asymmetric Effect. *Chaos, Solitons & Fractals*, 111227. <https://doi.org/10.1016/J.CHAOS.2021.111227>
- Gupta, A. K., Singh, V., Mathur, P., & Travieso-Gonzalez, C. M. (2021). Prediction of COVID-19 pandemic measuring criteria using support vector machine, prophet and linear regression models in Indian scenario. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 24(1), 89–108. <https://doi.org/10.1080/09720502.2020.1833458>
- Haykin, S. S. (1999). *Neural networks : a comprehensive foundation*. 842.
- HDX. (2020). *Coronavirus (COVID-19) Cases and Deaths - Humanitarian Data Exchange*. Hdx. <https://data.humdata.org/dataset/coronavirus-covid-19-cases-and-deaths>
- J Soni, U. A. D. S. S. S. (2011). Predictive data mining for medical diagnosis: an overview of heart disease prediction. *Int J Comput Appl*, 17(8), 43–48.
- Kamley, S. (2021). Comparative Study of Various Data Mining Techniques Towards Analysis and Prediction of
-

-
- Global COVID-19 Dataset. *Machine Learning for Healthcare Applications*, 289–308. <https://doi.org/10.1002/9781119792611.ch19>
- Lakshmanaprabu, S. K., Shankar, K., Ilayaraja, M., Nasir, A. W., Vijayakumar, V., & Chilamkurti, N. (2019). Random forest for big data classification in the internet of things using optimal features. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 2019 10:10, 10(10), 2609–2618. <https://doi.org/10.1007/S13042-018-00916-Z>
- Mohammad, S., Ayyoubzadeh, S. M., Zahedi, H., Ahmadi, M., & Kalhori, S. R. N. (2020). Predicting COVID-19 Incidence Through Analysis of Google Trends Data in Iran: Data Mining and Deep Learning Pilot Study. *JMIR Public Health Surveill* 2020;6(2):e18828 <https://publichealth.jmir.org/2020/2/e18828>, 6(2), e18828. <https://doi.org/10.2196/18828>
- Muhammad, L. J., Islam, M. M., Usman, S. S., & Ayon, S. I. (2020). Predictive Data Mining Models for Novel Coronavirus (COVID-19) Infected Patients' Recovery. *SN Computer Science* 2020 1:4, 1(4), 1–7. <https://doi.org/10.1007/S42979-020-00216-W>
- Pourhomayoun, M., & Shakibi, M. (2021). Predicting mortality risk in patients with COVID-19 using machine learning to help medical decision-making. *Smart Health*, 20, 100178. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2020.100178>
- Reza Redo. (n.d.). Diambil 5 Juli 2021, dari <https://github.com/redoreza/data/find/main>
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/H0042519>
- Sharma, S. K., Lilhore, U. K., Simaiya, S., & Trivedi, N. K. (2021). An improved random forest algorithm for predicting the COVID-19 pandemic patient health. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, 25(1), 67–75. <https://www.annalsofrscb.ro/index.php/journal/article/view/71>
- Singh, V., Poonia, R. C., Kumar, S., Dass, P., Agarwal, P., Bhatnagar, V., & Raja, L. (2020). Prediction of COVID-19 corona virus pandemic based on time series data using support vector machine. *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, 23(8), 1583–1597. <https://doi.org/10.1080/09720529.2020.1784535>
- Sulistiani, H., Muludi, K., & Syarif, A. (2021). Implementation of Various Artificial Intelligence Approach for Prediction and Recommendation of Personality Disorder Patient. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1), 012040. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012040>
- World Health Organization - Humanitarian Data Exchange. (n.d.). Diambil 5 Juli 2021, dari https://data.humdata.org/organization/world-health-organization?sort=metadata_modified+desc
- Yaşar, Ş., Çolak, C., & Yoloğlu, S. (2021). Artificial Intelligence-Based Prediction of Covid-19 Severity on the Results of Protein Profiling. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 202, 105996. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.105996>
-