

# Prediksi Akumulasi Kasus Terkonfirmasi Covid-19 di Indonesia Menggunakan Support Vector Regression

## *Prediction of Accumulation of COVID-19 Confirmed Cases in Indonesia using Support Vector Regression*

Agus Budi Raharjo<sup>1</sup>, Zahrul Zizki Dinanto<sup>2</sup>, Dwi Sunaryono<sup>3</sup>, Diana Purwitasari<sup>4</sup>  
<sup>1,2,3,4</sup> Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
E-mail: <sup>1</sup>agus.budi@its.ac.id, <sup>2</sup>zahrulzizki09@gmail.com, <sup>3</sup>dwi@if.its.ac.id, <sup>4</sup>diana@if.its.ac.id

### Abstrak

Gelombang kedua pandemi COVID-19 memberikan dampak parah di berbagai negara, khususnya Indonesia. Salah satu cara untuk meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap wabah COVID-19 adalah dengan memberikan informasi tentang prediksi kasus baru. Memprediksi akumulasi kasus dalam beberapa hari ke depan juga sangat penting untuk memperkirakan kebutuhan rumah sakit dan membantu pemerintah dalam membuat kebijakan. Di sisi lain, pola kasus gelombang kedua sulit untuk disimulasikan dengan pendekatan regresi tradisional. Penelitian ini berfokus pada pembuatan sistem informasi yang memberikan visualisasi prediksi akumulasi kasus COVID-19 di Indonesia dengan menggunakan Support Vector Regression (SVR). Algoritma pembelajaran ini dipilih karena kinerjanya yang sangat baik untuk menangani prediksi deret waktu. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa SVR dapat memprediksi jumlah akumulasi kasus selama 30 hari ke depan dengan akurasi di atas 80%. Model prediksi tersebut kemudian dipasang pada aplikasi berbasis web, dan hasilnya divisualisasikan sesuai dengan data terbaru.

Kata Kunci: akumulasi kasus COVID-19, Support Vector Regression, Visualisasi Prediksi.

### Abstract

*The second wave of the COVID-19 pandemic has a severe impact on several countries, especially Indonesia. One way to raise public awareness of the COVID-19 outbreak is to provide information about the prediction of new cases. Predicting the accumulation of cases in the next few days is also very important to estimate hospitals' needs and assist the government in making policies. On the other hand, the pattern of the second wave cases is difficult to simulate with traditional regression approaches. This study focuses on constructing an information system that provides a visualization of the COVID-19 accumulation case prediction in Indonesia using the Support Vector Regression (SVR). This learning algorithm is chosen due to its excellent performance for handling time series prediction. Experimental results show that SVR could predict the accumulation number of cases with an accuracy above 80% for the next 30 days. The prediction model was then deployed on a web-based application, and the results were visualized according to the latest data.*

*Keywords: COVID-19 accumulation case, Support Vector Regression, predictive visualization.*

## 1. PENDAHULUAN

Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) telah mengumumkan SARS-CoV-2 telah sebagai pandemi pada 11 Maret 2020 [1]. Hingga tanggal 3 Juni 2021, jumlah kasus terkonfirmasi di Indonesia sudah mencapai 1,8 juta kasus terkonfirmasi. Angka tersebut akan selalu bertambah dan masyarakat harus meningkatkan kewaspadaan agar dapat berperan aktif mengurangi laju

penambahan kasus baru. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk meningkatkan kesadaran dan kewaspadaan publik adalah dengan menyajikan visualisasi informasi prediksi jumlah kasus [2]. Tantangan dari penyajian informasi prediksi adalah menentukan model akurasi ramalan harian yang akurat dan evaluasinya yang andal sehingga dapat dipahami dengan mudah.

Algoritma yang tepat untuk memodelkan kasus terkonfirmasi dengan memperhatikan deret waktu adalah pendekatan regresi [3]. Algoritma Support Vector Regression (SVR) merupakan salah satu algoritma regresi yang memiliki performansi tinggi dalam memprediksi jumlah, ukuran, dan panjang penyebaran kasus COVID-19 [4]. SVR digunakan agar dapat menghasilkan pola sehingga mampu memberikan ramalan dengan tingkat kesalahan yang kecil [5]. Penelitian lain juga dijelaskan bahwa SVR dapat memprediksi peningkatan kasus COVID-19 yang serupa dengan peningkatan kasus yang sebenarnya, serta memprediksi tingkat penurunan yang tidak terduga dalam kasus COVID-19 pada prediksi hari ke-10 dan ke-11 [6]. Penelitian lain yang menggunakan metode SVR digunakan untuk memperkirakan hingga 30 hari di mana prediksi aktual per hari dikonfirmasi, kematian dan jumlah pemulihan kasus COVID-19 menggunakan time series [7]. SVR telah terbukti menjadi alat yang efektif dalam estimasi fungsi nilai riil yang digunakan untuk memprediksi variabel kontinu dengan SVR mencoba menyesuaikan dengan nilai ambang batas manapun [8].

Dari pemaparan di atas, upaya pencegahan penyebaran virus dapat dilakukan dengan memberikan sistem informasi mengenai peramalan prediksi yang akurat kepada masyarakat agar kewaspadaan diri mereka meningkat terhadap wabah COVID-19 di Indonesia. Fokus pada penelitian ini adalah mengajukan pengembangan sistem visualisasi prediksi akumulasi kasus virus COVID-19 di Indonesia dengan algoritma Support Vector Regression (SVR). Untuk melakukan peramalan, model statistik yang digunakan untuk melakukan peramalan pertumbuhan total kasus COVID-19 berupa model deret waktu [9]. Metode pembelajaran Support Vector Regression (SVR) dipilih karena akurasi prediksi yang dihasilkan pada kasus deret waktu sangat baik [10].

Untuk mengukur ketepatan pemilihan algoritma, model yang telah dibangun dibandingkan dengan Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan FB-Prophet. ARIMA merupakan salah satu algoritma regresi dengan performa tinggi yang menghasilkan model prediksi deret waktu pada kondisi parameter masukan yang terbatas [8]. Model ini dibangun dari model Auto Regressive (AR) dan Moving Average (MA) dengan penerapan proses Integration(I) agar sifat *data seasonality* dapat dihilangkan. FB-Prophet merupakan algoritma untuk kasus deret waktu yang dikembangkan oleh tim Data Science Facebook [11]. Model yang digunakan oleh FB-Prophet menggunakan *decomposable time series model* dengan tiga model komponen, yaitu tren, *seasonality*, dan *irregular components*. Perbandingan akhir ketiga model tersebut pada fase pengujian menunjukkan bahwa SVR mampu memberikan performa tertinggi dalam memprediksi jumlah kasus hingga 30 hari ke depan. Keluaran penelitian berupa rekomendasi algoritma dan visualisasi akumulasi kasus terkonfirmasi diharapkan dapat meningkatkan kewaspadaan masyarakat Indonesia terkait pertumbuhan jumlah kasus COVID-19 di Indonesia dan memberikan gambaran terkait jumlah kasus sehingga dapat membantu pemerintah dalam menentukan kebijakan.

## 2. METODE PENELITIAN

Berdasarkan masalah-masalah yang telah dijabarkan, solusi yang ditawarkan pada penelitian ini adalah memberikan informasi mengenai pertumbuhan jumlah kasus dan prediksi yang akurat kepada masyarakat. Sistem informasi yang diajukan berisi visualisasi peramalan akumulasi kasus terkonfirmasi COVID-19 di Indonesia dengan menggunakan metode pembelajaran Support Vector Regression, yaitu hasil dari modifikasi dari metode Support Vector Machine learning yang dipergunakan untuk membangun hyperplane pada kategori kasus regresi. Metode SVR diterapkan dengan mencari fungsi regresi terbaik yang ditunjukkan oleh evaluasi kesalahan seminimal mungkin dengan cara memaksimalkan margin. SVR memiliki rumus

persamaan yang dijelaskan dengan rumus nilai prediksi deret waktu pada Persamaan 1 sebagai berikut :

$$Y_t = \omega t \Phi(x_t) + b \quad (1)$$

Keterangan :

- $Y_t \in \mathfrak{R}$  adalah nilai prediksi deret waktu,
- $x_t \in \mathfrak{R}^D$  adalah vektor masukan yang terdiri dari data historis,
- $x_t = \{y_{t-D}, y_{t-D+1}, \dots, y_{t-1}\}^T$ ,
- $b \in \mathfrak{R}$  adalah bias,  $\omega \in \mathfrak{R}^M$  adalah vektor bobot dari  $x_t$ , dan  $\Phi(x_t) : \mathfrak{R}^D \rightarrow \mathfrak{R}^M$  ( $M > D$ ) adalah fitur ruang yang mengubah vektor masukan  $x_t \in \mathfrak{R}^D$  melewati ruang dengan dimensi yang lebih tinggi  $\Phi(x_t) \in \mathfrak{R}^M$ .

Regressor dari SVR dirumuskan sesuai dengan rumus Regressor SVR pada Persamaan 2 sebagai berikut [12] :

$$Y_t = \sum_{(i=1,N)} \alpha_i K(x_t - x_i) + b \quad (2)$$

Keterangan :

- $\alpha_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) adalah Lagrange multipliers yang tidak negatif,
- $K(x_t, x_i)$  adalah fungsi kernel.

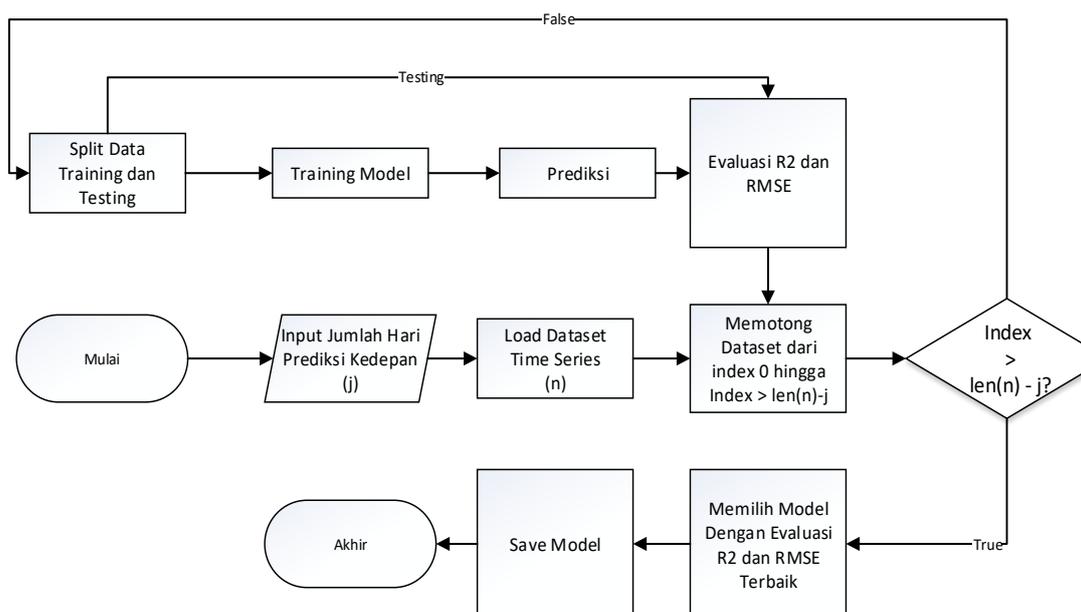
Dalam penerapan SVR pada penelitian ini, fitur yang dibutuhkan adalah tanggal dan jumlah kasus positif secara akumulatif.

Kerangka kerja pengembangan model visualisasi ini diilustrasikan pada Gambar 1. Tahapan yang dilalui meliputi pemberian data masukan, pengambilan data deret waktu sebagai data kasus nyata, pengolahan data, pembangunan model, penentuan model terbaik, dan penyimpanan model untuk masukan berikutnya.

Data masukan berupa rentang hari kedepan yang ingin dilakukan prediksi. Data deret waktu total kasus terkonfirmasi di Indonesia diperoleh dari data kasus yang dikumpulkan oleh Johns Hopkins University [13].

Fitur yang diambil pada data ini adalah tanggal dan akumulasi kasus terkonfirmasi. Data yang diambil dimulai dari tanggal 22 Januari 2020 – 28 Juni 2021, sehingga total tanggal yang diobservasi adalah 523 hari. Pengolahan data dilakukan dengan mengubah dataset menjadi data deret waktu. Pada tahap ini juga dilakukan pemotongan dataset dari index ke 0 hingga index sebelum tanggal prediksi.

Pemotongan dataset digunakan untuk menentukan range waktu terbaik untuk menentukan data latih sehingga memberikan akurasi yang optimal. Sebagai contoh dalam penentuan latih dan uji, jika terdapat total data adalah 523 hari dan ingin melakukan uji coba prediksi 30 hari, maka data latih adalah data yang memiliki indeks di antara daftar berikut [[0-493],[1-493],[2-493],...,[492-493]].



Gambar 1. Diagram alir pengembangan sistem visualisasi prediksi.

Data latih tersebut selanjutnya dipilih secara iteratif sehingga mampu menghasilkan evaluasi validasi terbaik, sedangkan indeks [494-523] dimasukkan sebagai data uji. Pemotongan dilakukan secara iteratif hingga kondisi panjang dataset sama dengan jumlah prediksi hari yang ingin dilakukan. Pembangunan model dilakukan dengan mengimplementasikan SVR dengan diberikan data latih yang sudah ditentukan. Penerapan algoritma SVR untuk sebuah model regresi memerlukan pencarian dan pengaturan *hyperparameter* menggunakan metode randomized search [14].

Tahap evaluasi model difokuskan pada perbandingan hasil eksekusi ARIMA dan FB-Prophet dengan standar yang sama. Matriks evaluasi yang digunakan adalah Koefisien determinasi ( $R^2$ ) untuk mengukur akurasi dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur deviasi kesalahan prediksi.  $R^2$  mengukur kemampuan model dalam menyajikan variasi variabel dependen [15]. Nilai Koefisien determinasi ganda ( $R^2$ ) umumnya berada pada interval  $0 < R^2 < 1$ , namun tidak menutup kemungkinan angkanya negatif karena akurasi yang jelek.

Dalam evaluasi prediksi kasus COVID-19, jika nilai  $R^2$  semakin mendekati 1 maka akan semakin baik kemampuan dari model yang diterapkan dalam memprediksi kasus COVID-19 di Indonesia. RMSE adalah metode evaluasi yang mengukur perbedaan nilai dari prediksi sebuah model sebagai estimasi atas nilai yang diobservasi [16]. Keakuratan metode estimasi kesalahan pengukuran ditandai dengan adanya nilai RMSE yang kecil. Performa sebuah algoritma yang tinggi dapat dilihat dari nilai RMSE yang kecil. Sebaliknya, metode estimasi memiliki performansi rendah jika memiliki nilai RMSE yang tinggi. RMSE dihitung dengan mengurangi nilai aktual dengan nilai prediksi (yang bersifat kontinu) untuk selanjutnya dikuadratkan dan dihitung rata-ratanya. Hasil perhitungan tersebut selanjutnya dihitung kembali untuk mencari nilai dari akar kuadrat. Setelah model terbaik ditentukan, langkah selanjutnya adalah menyimpan model tersebut yang akan digunakan untuk melakukan *load model* pada sistem informasi saat melakukan prediksi. Penyimpanan model ini bermanfaat untuk mengurangi waktu proses ketika ada permintaan visualisasi prediksi kasus baru.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini adalah perbandingan performa SVR dengan algoritma lain yaitu ARIMA, dan FB-Phropet. Ada dua skenario evaluasi, yaitu pengukuran kekuatan prediksi 60 hari ke depan (pengujian pertama) dan perbandingan dengan algoritma lain dengan prediksi 30 hari ke depan (pengujian kedua). Data latih dan data uji dari tanggal 22 Januari 2020 – 28 Juni 2021. Data latih diambil dari 22 Januari 2020- 29 Mei 2021, sedangkan data uji untuk pengujian kedua diambil dari durasi tanggal selama 30 hari, yaitu pada tanggal 30 Mei 2021 – 28 Juni 2021. Implementasi algoritma prediksi dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python<sup>1</sup>.

Pengujian pertama yang dilakukan adalah pengujian kekuatan prediksi SVR. pada pengujian ini, *hyperparameter* ditentukan dengan menggunakan metode Randomized Search dan didapatkan hasil dengan pengaturan kernel polynomial, epsilon=1, gamma=0.01, degree=3, C=0.1 dan shrinking=True. Setelah mendapatkan *hyperparameter* optimal, skenario uji kekuatan prediksi dengan model SVR dilakukan secara iteratif dari hari pertama hingga prediksi 30 hari ke depan. Hasil pengujian tersebut dapat dilihat pada Tabel 1. Dari hasil pengujian tersebut, model SVR mampu memberikan score  $R^2$  yang cukup baik bahkan ketika melakukan prediksi 60 hari ke depan yang ditunjukkan dengan score 0,8.

Tabel 1. Hasil pengujian kekuatan prediksi SVR.

Hari Sebelum Prediksi	Hari Prediksi	Hari ke depan	$R^2$	RMSE	Hari Sebelum Prediksi	Hari Prediksi	Hari ke depan	$R^2$	RMSE
26/06	27/06 – 29/06	3	0,876	6035,493	12/06	13/06 – 29/06	17	0,968	12817,790
25/06	26/06 – 29/06	4	0,876	8304,216	11/06	12/06 – 29/06	18	0,971	12663,719
24/06	25/06 – 29/06	5	0,888	9754,718	10/06	11/06 – 29/06	19	0,974	12328,912
23/06	24/06 – 29/06	6	0,893	11442,430	09/06	10/06 – 29/06	20	0,976	12173,022
22/06	23/06 – 29/06	7	0,906	12221,503	08/06	09/06 – 29/06	21	0,977	12060,896
21/06	22/06 – 29/06	8	0,916	12747,152	07/06	08/06 – 29/06	22	0,978	12004,999
20/06	21/06 – 29/06	9	0,925	13066,408	06/06	07/06 – 29/06	23	0,967	15118,551
19/06	20/06 – 29/06	10	0,934	13268,552	05/06	06/06 – 29/06	24	0,974	13655,988
18/06	19/06 – 29/06	11	0,940	13515,047	04/06	05/06 – 29/06	25	0,983	11094,963
17/06	18/06 – 29/06	12	0,946	13549,366	03/06	04/06 – 29/06	26	0,983	11405,966
16/06	17/06 – 29/06	13	0,951	13611,763	02/06	03/06 – 29/06	27	0,973	14729,254
15/06	16/06 – 29/06	14	0,955	13792,283	01/06	02/06 – 29/06	28	0,973	14720,235
14/06	15/06 – 29/06	15	0,960	13487,327	31/05	01/06 – 29/06	29	0,982	12435,457
13/06	14/06 – 29/06	16	0,966	12928,493	30/05	31/06 – 29/06	30	0,981	12724,267

Pengujian kedua dilakukan dengan menggunakan perbandingan antara SVR dengan metode lain, yaitu ARIMA dan FB-Phropet. Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA), adalah teknik auto-regressive deret waktu yang menghitung prediksi jangka pendek masa depan dari menganalisis deret waktu data historis. Model ARIMA diciptakan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970-an untuk menggambarkan perubahan deret waktu dalam pendekatan matematis [18].

FBProphet terkenal sebagai open-source kerangka kerja Facebook yang diperkenalkan pada tahun 2017 untuk melakukan peramalan deret waktu model aditif. Tren non linier FB-Prophet diatur dengan musiman harian, mingguan, dan tahunan, dan efek liburan [19]. Pengujian

<sup>1</sup> <https://www.python.org/>

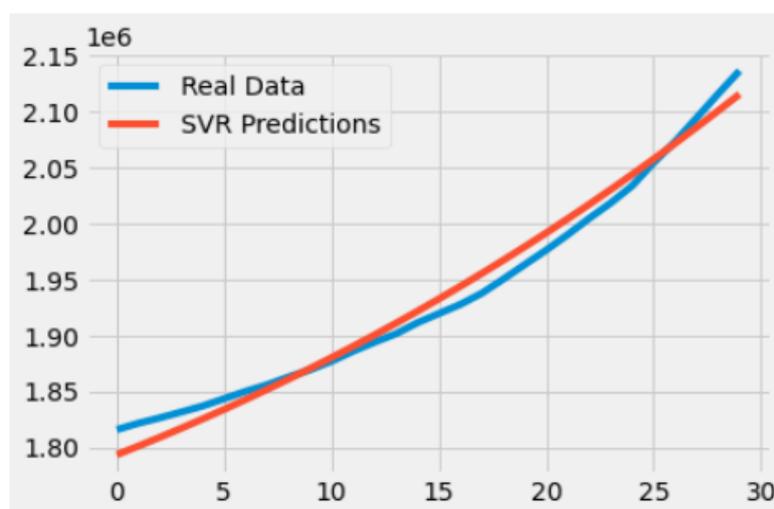
ini dilakukan data uji selama 30 hari. Hyperparameter optimal setiap model yang dikonstruksi disajikan pada Tabel 2.

Hasil prediksi dengan metode SVR dapat dilihat Gambar 2, sedangkan hasil prediksi dengan metode ARIMA dan FB-Prophet dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4 secara berurutan. Dari perbandingan hasil tersebut, SVR memiliki rata-rata akurasi tertinggi dan tingkat kesalahan prediksi terkecil, ditunjukkan dengan nilai  $R^2$  sebesar 0.98 dan RMSE sebesar 12724.27. ARIMA lebih unggul dibandingkan dengan FB-Prophet dengan nilai  $R^2$  yang lebih tinggi dan RMSE yang lebih rendah. Meskipun menggunakan pendekatan polinomial non linier, grafik yang ditunjukkan SVR pada Gambar 2 cenderung datar. Hal ini disebabkan karena nilai derajatnya yang relatif kecil, yaitu 3 derajat, sehingga SVR tidak dapat membentuk lekukan seperti kasus asli. Kelebihan hal ini adalah meminimalisir terjadinya *overfitting* selama masa pembangunan model. ARIMA memiliki performa yang sangat baik hingga 15 hari pertama, namun tidak dapat melakukan prediksi ketika terjadi peningkatan jumlah kasus setelah 14 Juni hingga 28 Juni. Hal ini menunjukkan bahwa ARIMA dapat diandalkan untuk memprediksi jumlah akumulasi kasus hingga dua minggu ke depan. Pada Gambar 4 FB-Prophet mencoba beradaptasi dengan mengestimasi posisi tengah selama 30 hari ke depan. Hasil dari pendekatan ini adalah akurasinya yang baik pada sekitar hari ke-20. Dampak dari pendekatan ini adalah FB-Prophet memberikan nilai prediksi terlalu tinggi sebelum 19 Juni dan lebih rendah setelah tanggal tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa FB-Prophet kurang cocok untuk memprediksi akumulasi kasus COVID-19 pada jangka 30 hari.

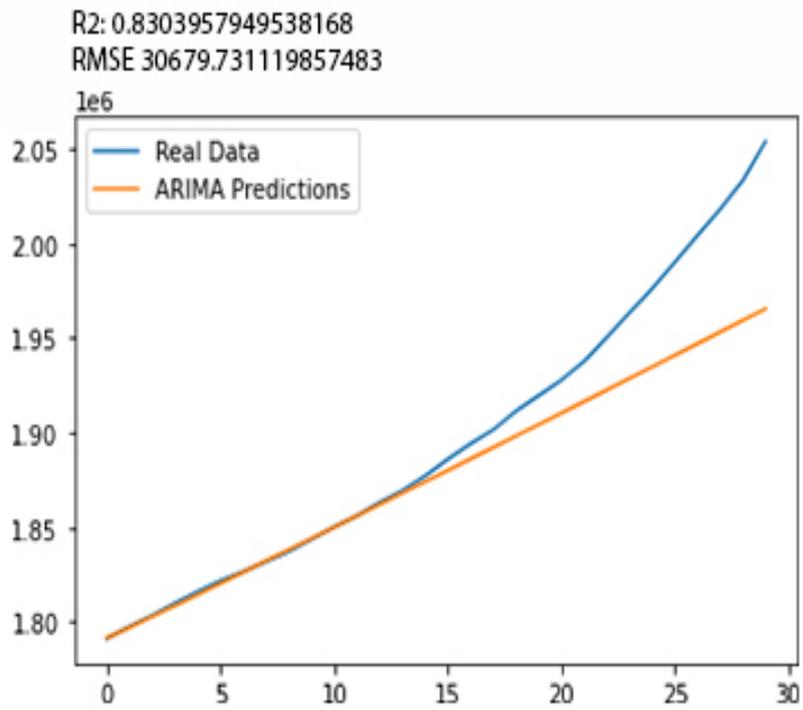
Tabel 2. Hyperparameter optimal setiap model.

Metode Prediksi	Hyperparameter
SVR	Kernel = poly, gamma=0.01, epsilon=1, degree=3, C=0.1
ARIMA	p=1, d=2, q=7
FBPhropet	-

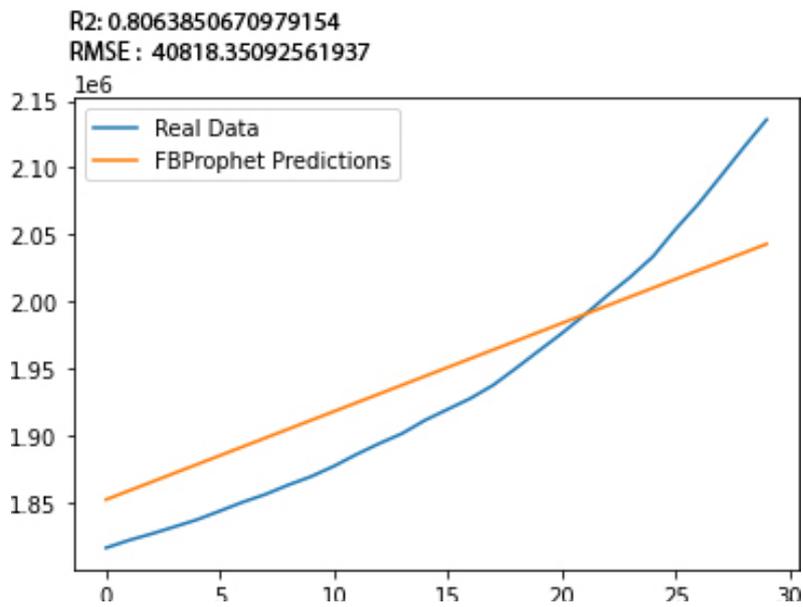
R2: 0.9811854647879757  
 RMSE: 12724.267105288334



Gambar 2. Hasil prediksi SVR

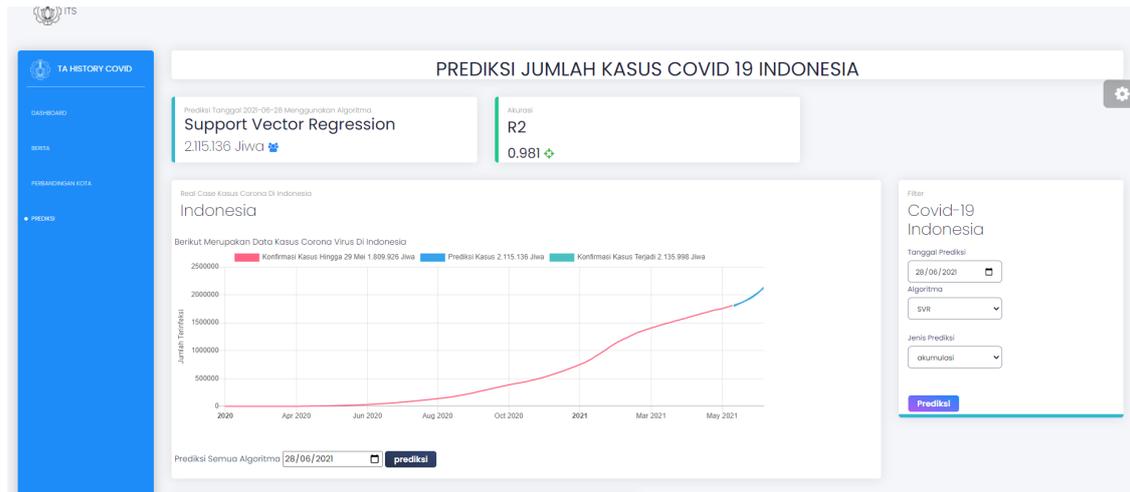


Gambar 3. Hasil Prediksi ARIMA



Gambar 4. Hasil Prediksi FB-Prophet

Setelah membangun dan menentukan model terbaik, langkah pengujian selanjutnya adalah mengimplementasikan model prediksi ke dalam sistem informasi agar dapat melakukan prediksi pada website. Tampilan visualisasi prediksi dengan SVR disajikan pada Gambar 5. Pada sistem informasi ini, pengguna dapat menentukan tanggal yang akan diprediksi dan memilih model algoritma yang ingin digunakan. Jenis kasus yang diprediksi juga dapat dipilih antara akumulasi kasus atau penambahan kasus baru harian. Meskipun memungkinkan untuk mengolah data negara lain, sistem yang dikembangkan fokus pada tampilan prediksi kasus di Indonesia. Sistem informasi ini dibangun dengan bahasa pemrograman PHP dan menggunakan kerangka kerja Laravel<sup>2</sup>.



Gambar 5. Implementasi model SVR pada sistem informasi visualisasi kasus terkonfirmasi.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Visualisasi prediksi akumulasi kasus terkonfirmasi COVID-19 di Indonesia dengan algoritma Support Vector Regression (SVR) diharapkan mampu meningkatkan kesadaran di masyarakat dan membantu pemangku kebijakan dalam memberikan keputusan publik. Evaluasi yang telah dilakukan menunjukkan bahwa SVR memiliki performa yang lebih baik dibandingkan algoritma pembandingan lain dengan karakteristik data deret waktu.

Skenario pengujian yang mengukur kekuatan prediksi juga dapat membantu untuk memberikan gambaran tingkat keandalan sebuah algoritma dalam memprediksi kasus baru di masa depan. Model algoritma yang dibangun juga dapat diintegrasikan ke dalam sistem informasi berbasis web sehingga mudah dan nyaman diakses oleh masyarakat.

Meskipun pengujian sudah menunjukkan hasil yang baik, pemodelan yang dilakukan pada penelitian ini belum memperhatikan parameter lain berupa kehadiran virus varian baru, dampak kebijakan pemerintah, dan mobilitas masyarakat. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya akan memperhatikan aspek-aspek tersebut dan mempertimbangkan kombinasi algoritma sehingga dapat memberikan hasil yang lebih optimal.

<sup>2</sup> <https://laravel.com>

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Yang, X., Yu, Y., Xu, J., Shu, H., Liu, H., Wu, Y., Zhang, L., Yu, Z., Fang, M., Yu, T., Wang, Y., Pan, S., Zou, X., Yuan, S., & Shang, Y. (2020). Clinical course and outcomes of critically ill patients with SARS-CoV-2 pneumonia in Wuhan, China: a single-centered, retrospective, observational study. *The Lancet Respiratory Medicine*, 8(5), 475-481.
- [2] Purwitasari, D., Raharjo, A. B., Akbar, I. A., Atletiko, F. J., Anggraeni, W., Ardian, M., Hidayat, N. A., Suprayogi, H., & Amin, M. (2020, November). Time Series Analysis for Understanding Local Policy Impact of COVID-19 Cases in East Java. In 2020 International Conference on Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia (CENIM) (pp. 52-57). IEEE.
- [3] M. G. Andrade, J. A. Achcar, K. S. Conceição, and N. Ravishanker, "Time Series Regression Models for COVID-19 Deaths," *J. Data Sci.*, vol. 19, no. 2, pp. 269–292, 2021, doi: 10.6339/21-JDS991.
- [4] R. O. Ogundokun and J. B. Awotunde, "Machine learning prediction for covid 19 pandemic in india," *medRxiv*, 2020.
- [5] P. A. M. B. Henrique, P. H. M. Albuquerque, S. S. D. F. Marcelino, and Y. Peng, "Portfolio selection with support vector regression: multiple kernels comparison," *Int. J. Bus. Intell. Data Min.*, vol. 18, no. 4, pp. 395–410, 2021, doi: 10.1504/IJBIDM.2021.115476.
- [6] G. Lqj, D. Lq, L. Pickering, J. Via, and A. N. S. Apps, "Identifying Factors in COVID-19 AI Case Predictions," pp. 192–196, 2021.
- [7] A. K. Mohammad Masum, S. A. Khushbu, M. Keya, S. Abujar, and S. A. Hossain, "COVID-19 in Bangladesh: A Deeper Outlook into the Forecast with Prediction of Upcoming per Day Cases Using Time Series," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 178, no. 2019, pp. 291–300, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.11.031.
- [8] K. Ramcharan and K. Sornalakshmi, "Prediction of COVID-19 Outbreak Using Machine Learning," *New Trends Comput. Vis. Bio-inspired Comput.*, no. May, pp. 1265–1274, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-41862-5\_128.
- [9] N. Chintalapudi, G. Battineni, and F. Amenta, "COVID-19 virus outbreak forecasting of registered and recovered cases after sixty day lockdown in Italy: A data driven model approach," *J. Microbiol. Immunol. Infect.*, vol. 53, no. 3, pp. 396–403, 2020, doi: 10.1016/j.jmii.2020.04.004.
- [10] A. Widodo, I. Budi, and R. F. Aji, "Prediksi Topik Penelitian Menggunakan Kombinasi Antara," vol. 2012, no. Snati, pp. 15–16, 2012.
- [11] S. J. Taylor and B. Letham, "Forecasting at scale," *Am. Stat.*, vol. 72, no. 1, pp. 37–45, 2018.
- [12] Raimundo s.m. and Jr J.O. 2018. SVR-Wavelet Adaptive Model for Forecasting Financial Time Series in 2018 International Conference on Information and Computer Technologies.
- [13] E. Dong, H. Du, and L. Gardner, "An interactive web-based dashboard to track COVID-19 in real time," *Lancet Infect. Dis.*, vol. 20, no. 5, pp. 533–534, May 2020.
- [14] B. Doerr, "Analyzing randomized search heuristics via stochastic domination," *Theor. Comput. Sci.*, vol. 773, pp. 115–137, 2019.
- [15] N. Redell, "Shapley Decomposition of R-Squared in Machine Learning Models," *arXiv Prepr. arXiv1908.09718*, 2019.
- [16] W. Wang and Y. Lu, "Analysis of the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model," in *IOP conference series: materials science and engineering*, 2018, vol. 324, no. 1, p. 12049.
- [17] A. Smola and B. Schölkopf, "A tutorial on support vector regression," *Stat. Comput.*, vol. 14, pp. 199–222, 2004.

- [18] Box GE, Jenkins GM, Reinsel GC, Ljung GM. Time series analysis: Forecasting and control. John Wiley & Sons; 2015.
- [19] Yenidogan A, Çayır O, Kozan T, Dağ T, Arslan Ç. Bitcoin Forecasting Using ARIMA and PROPHET. 2018 3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK);2018; Sarajevo. p. 621-24. doi: 10.1109/UBMK.2018.8566476.