

## PERBANDINGAN METODE INTERPOLASI POLINOMIAL DAN CUBIC SPLINE DALAM MENANGANI MISSING VALUE DATA PDB INDONESIA

Gusti Jogishwara A., Galih Zaky T., M.N. Asruzzaman, Anggraini Puspita Sari, Sischa Wahyuning Tyas

Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

sischa\_wahyuning.sada@upnjatim.ac.id

### ABSTRAK

Dalam pencatatan Produk Domestik Bruto (PDB) terdapat sebuah masalah yang umum terjadi yaitu adanya missing values yang dapat menurunkan kredibilitas sebuah data. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan perbandingan metode antara Interpolasi Polinomial Lagrange dan Cubic Spline dalam mengatasi missing values pada data PDB Indonesia. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data PDB Indonesia yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS). Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah melakukan simulasi missing values pada lima titik data secara terkontrol. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh bahwa metode Interpolasi Polinomial Lagrange menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dengan nilai NRMSE sebesar 4.32 dan MAPE sebesar 3,68%. Sedangkan Cubic Spline menghasilkan NRMSE 4.63 dan MAPE sebesar 4,20%. Berdasarkan hasil tersebut, minimnya nilai error yang dihasilkan oleh metode Interpolasi Polinomial Lagrange mengindikasikan bahwa metode ini merupakan pendekatan yang lebih presisi dan reliabel dalam menangani kekosongan informasi pada deret waktu PDB di Indonesia dibandingkan pendekatan berbasis Cubic Spline.

**Kata kunci :** Produk Domestik Bruto, Missing Values, Interpolasi Lagrange, Cubic Spline, Timeseries

### 1. PENDAHULUAN

Produk Domestik Bruto (PDB) merupakan sebuah indikator utama yang berfungsi untuk menggambarkan kondisi perekonomian suatu negara. Keakuratan pada data PDB adalah hal yang paling penting dan krusial untuk mendukung analisis pertumbuhan ekonomi, evaluasi kebijakan – kebijakan makro, hingga perencanaan pembangunan nasional. Namun pada praktiknya, data ekonomi sering mengalami missing values akibat keterlambatan publikasi, revisi data, perubahan metodologi, atau kendala teknis dalam proses pengumpulan data. Missing values pada data ini dapat berakibat bias dan akan menurunkan reliabilitas dan kredibilitas hasil analisis bila tidak ditangani dengan teknik yang benar [1][2]. Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah melakukan analisis dan perbandingan terhadap dua metode, yaitu *Interpolasi Polinomial Lagrange* dan *cubic spline* untuk menentukan metode mana yang lebih akurat, presisi, dan stabil dalam memperkirakan nilai PDB yang hilang.

Interpolasi Polinomial merupakan salah satu metode klasik yang sudah umum digunakan untuk mengisi missing values pada data deret waktu. Interpolasi polinomial, termasuk metode Lagrange, telah digunakan dalam berbagai macam penelitian sebelumnya karena kemampuannya dalam membentuk polinom yang melalui seluruh titik pada data yang diketahui. Studi pada bidang matematis menunjukkan bahwa interpolasi polinomial merupakan metode yang efektif untuk dataset dengan pola yang relatif mulus dengan rentang yang pendek [3]. Pada metode ini memiliki struktur sederhana yang tidak memerlukan penyelesaian sistem persamaan linear yang kompleks, serta formulanya yang eksplisit

memudahkan proses komputasi untuk mendapatkan nilai estimasi yang presisi pada titik-titik interpolasi tertentu [4][5].

Di sisi lain, interpolasi spline khususnya cubic spline menghasilkan kurva yang halus dan stabil melalui polinom berderajat rendah yang dibangun secara piecewise. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa spline lebih unggul dalam stabilitas, fleksibilitas, serta akurasi ketika digunakan untuk imputasi time-series yang bersifat non-linear maupun non-stasioner [6][7][8]. Penelitian terbaru juga menunjukkan bahwa spline memberikan tingkat error yang lebih rendah dibandingkan pendekatan linear ketika mengisi nilai hilang pada deret waktu ekonomi dan sinyal kesehatan [1][4][9]. Selain itu, metode spline juga terbukti relevan dalam menganalisis dinamika makroekonomi, seperti fase siklus bisnis atau pola struktural jangka panjang [10].

Perkembangan riset pada tahun 2023 dan 2024 menunjukkan munculnya berbagai metode imputasi berbasis machine learning, seperti algoritma GMA [2], harmonic decomposition [11], dan pendekatan K-NN modern seperti Focalize K-NN [12]. Meskipun metode-metode ini menunjukkan performa yang menjanjikan, penelitian tersebut umumnya tidak membahas secara mendalam performa interpolasi klasik seperti Lagrange dan cubic spline dalam konteks data ekonomi. Bahkan studi dalam konteks business cycle recovery hanya berfokus pada teknik disaggregation time series tanpa membandingkan interpolasi polinomial dan spline [13].

Dengan demikian, terdapat research gap yang jelas pada penelitian ini, yaitu belum adanya penelitian yang secara langsung membandingkan kinerja interpolasi polinomial Lagrange dan cubic spline

untuk imputasi missing values pada data PDB Indonesia sebagai deret waktu ekonomi yang panjang. Sebagian besar penelitian sebelumnya hanya menilai spline secara mandiri atau membandingkannya dengan metode lain seperti ARIMA, KNN, atau deep learning, tanpa mengevaluasi perbedaan performa antara dua metode interpolasi klasik tersebut.

Penelitian ini memiliki urgensi ilmiah untuk mengisi kekosongan tersebut dengan melakukan analisis dan perbandingan langsung terhadap kedua metode interpolasi Lagrange dan cubic spline untuk menentukan metode mana yang lebih akurat dan stabil dalam memperkirakan nilai PDB yang hilang. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi pada pengembangan teknik imputasi data ekonomi serta memberi rekomendasi yang relevan bagi peneliti ekonomi, analis data, dan pembuat kebijakan dalam menangani permasalahan data hilang.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Interpolasi

Interpolasi merupakan metode dalam analisis numerik yang digunakan untuk memperkirakan nilai suatu fungsi berdasarkan sekumpulan titik data diskrit. Pendekatan ini membangun suatu fungsi  $P(x)$  yang melalui seluruh titik data sehingga dapat digunakan untuk menduga nilai di antara titik-titik tersebut. Interpolasi dapat dilakukan menggunakan polinomial tunggal maupun pendekatan piecewise seperti spline untuk mengurangi osilasi yang sering muncul pada polinomial derajat tinggi [4][14]. Metode ini digunakan dalam berbagai bidang, termasuk ekonomi, terutama ketika data seperti PDB tidak tersedia pada seluruh periode sehingga diperlukan estimasi nilai pada interval yang hilang untuk menjaga kontinuitas analisis [9][15].

### 2.2. Interpolasi Polinomial

Metode Interpolasi Polinomial Lagrange merupakan salah satu teknik analisis numerik yang digunakan untuk memperkirakan nilai fungsi pada titik tertentu berdasarkan sekumpulan data diskrit [7][16]. Interpolasi Lagrange diterapkan untuk mendapatkan fungsi polinomial  $P(x)$  berderajat tertentu yang melewati sejumlah titik data [17]. Berikut adalah persamaan matematis pada Interpolasi Polinomial:

$$P_n(X) = a_0L_0(X) + a_1L_1(X) + \dots + a_nL_n(X) \quad (1)$$

### 2.3. Cubic Spline

Spline kubik merupakan metode yang digunakan untuk mendapatkan rumus Interpolasi kontinu yang baik pada turunan pertama maupun kedua, baik di dalam interval maupun di titik-titik interpolasi. Hal ini akan memberikan fungsi interpolasi yang lebih halus [14][15]. Berikut adalah bentuk umum persamaan yang digunakan untuk membangun interpolasi tersebut pada setiap segmen interval sebagai berikut:

$$Si(X) = ai + bi(x - xi) + ci(x - xi)^2 + di(x - xi)^3 \quad (2)$$

### 2.4. Missing Value

Salah satu permasalahan umum yang sering terjadi pada saat melakukan analisis data adalah data hilang. Missing values adalah suatu permasalahan dimana pada bagian data terdapat data yang tidak lengkap atau hilang [18]. Missing value merupakan hal yang umum terjadi pada suatu data, hal ini terjadi dikarenakan beberapa alasan seperti salah ketik, perhitungan yang tidak akurat, data yang tidak tercatat, dan berbagai macam hal teknis lainnya [2][9]. Pada kebanyakan kasus, hilangnya data (missing value) sering sekali menjadi hambatan dalam proses analisis data karena data yang hilang merupakan data yang penting sehingga dapat menyebabkan analisis menjadi tidak efisien dan akurasi akan menurun [1][19].

### 2.5. Timeseries

Time series merupakan rangkaian data yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan waktu, seperti harian, bulanan, atau tahunan, dan digunakan untuk menganalisis pola perubahan suatu variabel dari waktu ke waktu [9]. Data deret waktu  $x$  biasanya memiliki karakteristik penting seperti tren (Kecenderungan Jangka Panjang), musiman (Pola Berulang), siklus (Fluktuasi Ekonomi), dan komponen acak [10]. Dalam konteks data ekonomi seperti Produk Domestik Bruto (PDB), time series digunakan untuk memahami perkembangan ekonomi, mengidentifikasi perubahan struktural, serta memperkirakan nilai pada periode tertentu [13]. Metode interpolasi sering diterapkan pada time series ketika terdapat data yang hilang pada beberapa tahun, sehingga nilai dapat diestimasi tanpa mengubah pola tren jangka panjang yang menjadi ciri utama data ekonomi [6][8].

### 2.6. Produk Domestik Bruto (PDB)

Produk Domestik Bruto (PDB) merupakan salah satu indikator dalam sistem neraca nasional yang menggambarkan nilai pendapatan dari barang dan jasa yang diproduksi di suatu wilayah pada periode tertentu [20]. PDB digunakan untuk mengukur perkembangan ekonomi pada suatu negara, mengetahui struktur perekonomian, dan digunakan sebagai landasan perumusan kebijakan pemerintah [10]. PDB umumnya dihitung menggunakan Pendekatan Pengeluaran sebagai berikut:

$$Y = C + I + G + (X - M) \quad (3)$$

Keterangan:

$C$  = Konsumsi Rumah Tangga

$I$  = Investasi

$G$  = Pengeluaran Pemerintah

$X - M$  = Ekspor Neto (Ekspor di kurangi Impor)

### 2.7. Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) adalah metrik yang umum digunakan dalam regresi yang berkaitan dengan rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual [21]. Nilai MSE dapat berupa positif atau nol, semakin kecil nilai MSE, semakin tinggi

akurasi model dalam memprediksi data. Rumus MSE dinyatakan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (4)$$

## 2.8. Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan akar kuadrat dari nilai Mean Squared Error yang digunakan untuk mengukur besarnya kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data asli, sehingga lebih mudah diinterpretasikan dalam konteks analisis data dan evaluasi model regresi [18]. Rumus RMSE dinyatakan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (5)$$

## 2.9. Normalize Root Mean Squared Error (NRMSE)

Normalized Root Mean Square Error (NRMSE) merupakan pengembangan dari metrik RMSE yang telah dinormalisasi, sehingga menghasilkan nilai yang tidak memiliki satuan [22]. Normalisasi ini memungkinkan perbandingan akurasi model pada dataset dengan skala yang berbeda atau rentang variabel yang bervariasi. NRMSE sering dinyatakan dalam bentuk persentase, di mana nilai yang lebih rendah menunjukkan residual varians yang lebih kecil dan akurasi model yang lebih baik. Berikut adalah rumus NRMSE:

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}} \times 100\% \quad (6)$$

## 2.10. Penelitian Sebelumnya

Penelitian sebelumnya mengembangkan algoritma GMA (Gap Missing Algorithm) untuk imputasi missing values pada data time series dan menunjukkan peningkatan akurasi dibanding metode konvensional [6]. Namun, penelitian tersebut berfokus pada pengembangan algoritma baru dan tidak membandingkan metode interpolasi klasik seperti Lagrange dan cubic spline, khususnya pada data ekonomi makro.

Penelitian lain mengkaji penggunaan spline kubik terapan dalam pemodelan trajektori objek dan membuktikan bahwa spline menghasilkan kurva yang halus dan stabil [17]. Meskipun menunjukkan keunggulan spline secara matematis, penelitian tersebut tidak melakukan perbandingan dengan interpolasi polinomial Lagrange serta tidak diterapkan pada data deret waktu ekonomi seperti PDB.

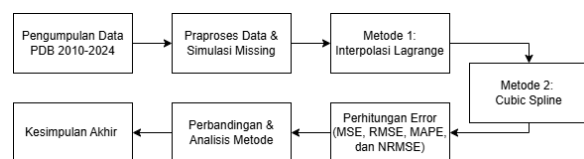
Studi mengenai interpolasi polinomial Lagrange menunjukkan bahwa metode ini mampu mengikuti pola data historis dengan baik [13]. Akan tetapi, penelitian tersebut tidak melakukan evaluasi komparatif terhadap metode spline maupun menguji performa pada skenario missing values terkontrol.

Berdasarkan ketiga penelitian tersebut, belum terdapat penelitian yang secara langsung membandingkan interpolasi polinomial Lagrange dan

cubic spline dalam konteks imputasi missing values pada data PDB Indonesia menggunakan metrik evaluasi seperti NRMSE dan MAPE. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki kebaruan pada aspek komparatif dan konteks penerapan pada data ekonomi makro Indonesia.

## 3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini disusun untuk memastikan proses analisis dilakukan secara sistematis dan urut dalam meneliti efektivitas metode interpolasi pada data PDB triwulanan Indonesia. Tahapan penelitian mencakup pengolahan data, penerapan metode interpolasi, serta evaluasi kinerja model menggunakan metrik kesalahan yang relevan. Berikut adalah gambar 1 diagram alir pada penelitian yang dilakukan.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

### 3.1. Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS), yang diakses melalui publikasi resmi pada situs BPS. Dataset yang digunakan berupa data PDB Indonesia dari tahun 2010 hingga 2024.

### 3.2. Pre-processing data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data PDB Indonesia tahun 2010–2024 dari publikasi resmi BPS. Data yang diunduh berupa deret waktu tahunan yang telah dipublikasikan dalam format tabel. Untuk keperluan evaluasi metode imputasi, penelitian ini melakukan penyisipan missing values secara terkontrol sebanyak lima nilai hilang pada posisi yang ditentukan di dalam rentang tahun 2010–2024. Nilai hilang tersebut disisipkan secara sengaja, bukan berasal dari data asli, dengan tujuan agar hasil interpolasi dapat dibandingkan dengan nilai sebenarnya.

### 3.3. Interpolation Polinomial Lagrange

Interpolasi Polinomial Lagrange digunakan sebagai salah satu metode imputasi untuk mengisi nilai PDB yang hilang. Prosedur penerapannya dimulai dengan mengubah data PDB triwulanan menjadi variabel waktu kontinu menggunakan rumus tahun +  $0,25 \times (\text{triwulan} - 1)$ , sehingga setiap observasi memiliki indeks waktu numerik. Selanjutnya, nilai PDB dibersihkan dari pemisah ribuan dan dikonversi menjadi format numerik *float*. Sebanyak lima titik data kemudian dipilih secara acak untuk dijadikan *missing values* sebagai dasar evaluasi interpolasi. Untuk setiap titik yang hilang, beberapa titik terdekat digunakan untuk membentuk polinom Lagrange dengan memanfaatkan fungsi dasar  $P_n(x)$ , sehingga estimasi

diperoleh melalui kombinasi linier dari titik-titik tersebut.

### 3.4. Cubic Spline

Interpolasi Cubic Spline digunakan dalam penelitian ini sebagai metode alternatif untuk mengisi missing values pada data PDB Indonesia. Metode ini membentuk fungsi interpolasi secara *piecewise*, yaitu dengan membagi setiap interval antar titik data menjadi polinom orde tiga yang berbeda sehingga kurva yang dihasilkan lebih halus dan stabil dibandingkan polinom global. Penerapannya dimulai dengan melakukan *data preparation*, di mana data PDB yang telah dibersihkan dari format teks dikonversi menjadi nilai numerik, sementara variabel waktu yang sebelumnya ditransformasi menjadi tahun + kuartal digunakan sebagai sumbu x. Setelah data siap, fungsi *Cubic Spline* dari library SciPy digunakan untuk membangun model interpolasi yang menghasilkan fungsi  $S(x)$  pada seluruh rentang data. Fungsi ini kemudian diaplikasikan untuk mengestimasi lima titik yang sengaja ditetapkan sebagai data hilang dengan cara memetakan nilai x pada titik tersebut ke dalam fungsi spline yang telah dibentuk.

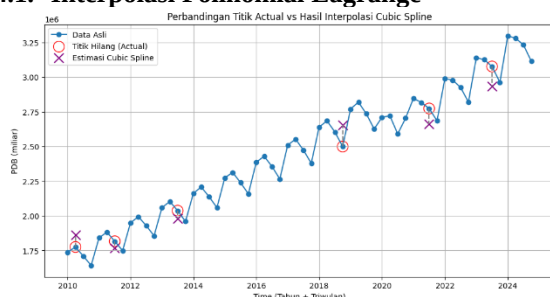
### 3.5. Evaluasi Model

Evaluasi akurasi dilakukan untuk mengukur seberapa baik metode interpolasi Polinomial Lagrange dan Cubic Spline dalam mengestimasi nilai PDB yang hilang. Pada penelitian ini, digunakan tiga indikator utama, yaitu Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Normalize Root Mean Squared Error (NRMSE). Kemudian melakukan perbandingan diantara kedua model tersebut mana model yang terbaik dalam mengestimasi nilai PDB yang hilang berdasarkan ketiga indikator utama tadi.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan pada bab ini difokuskan pada analisis hasil penerapan metode interpolasi dalam mengatasi missing values pada data PDB triwulanan Indonesia. Analisis dilakukan dengan membandingkan kinerja metode yang digunakan berdasarkan hasil interpolasi dan nilai kesalahan yang dihasilkan

### 4.1. Interpolasi Polinomial Lagrange

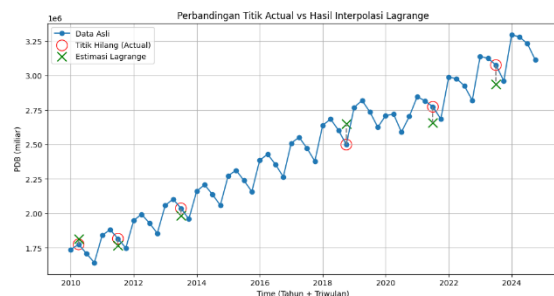


Gambar 2. Hasil Interpolasi Lagrange

Hasil perbandingan pada penelitian kali ini menggunakan Interpolasi Lagrange berdasarkan data Produk Domestik Bruto (PDB) Indonesia pada tahun 2010-2024 Menghasilkan *output* seperti pada Gambar 2. Hasil interpolasi menggunakan metode Lagrange menunjukkan bahwa nilai estimasi yang diperoleh mampu mendekati nilai aktual dari data yang tersedia, meskipun pada beberapa titik masih terdapat selisih sehingga belum sepenuhnya akurat. Hal ini mengindikasikan bahwa metode Interpolasi Lagrange memiliki tingkat validitas yang baik dan dapat digunakan sebagai salah metode yang cukup efektif dalam menangani missing value pada data, khususnya ketika pola data bersifat kontinu dan perubahan antar titik data relatif stabil.

### 4.2. Cubic Spline

Hasil dari pengujian penanganan *missing value* menggunakan Cubic Spline dapat dilihat pada Gambar 3 berikut



Gambar 3. Hasil Cubic Spline

Berdasarkan Gambar 3 *Cubic Spline* memberikan estimasi nilai PDB yang hampir sama dengan Interpolasi Lagrange akan tetapi di beberapa titik masih terdapat nilai prediksi yang kurang mendekati nilai aktual.

### 4.3. Perbandingan dan Analisis Metode

Evaluasi akurasi dari kedua metode hitung sebelumnya dilakukan dengan metrik utama yaitu Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Dalam missing value pada data PDB Indonesia, MSE dan RMSE digunakan sebagai pedoman terkait perbedaan antara metode estimasi Lagrange dan Cubic Spline dari Nilai Aktual (Actual Values). Hasil dari kedua metode sebelumnya menunjukkan nilai prediksi yang sama-sama mendekati nilai aktual. Tetapi, tetap memiliki perbedaan dari kedua metode yang diuji. Untuk melakukan analisis, perlu diketahui nilai MSE dan RMSE dari kedua uji tersebut.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model Uji

| Model        | NRMSE | MAPE (%) |
|--------------|-------|----------|
| Lagrange     | 4.32  | 3.68%    |
| Cubic Spline | 4.63  | 4.20%    |

Berdasarkan Tabel 1 dapat diketahui pada model Lagrange memiliki NRMSE sebesar 4.32 dan MAPE sebesar 3.68%. Sedangkan pada model Cubic Spline memiliki NRMSE sebesar 4.63 dan MAPE sebesar 4.20%. Model Lagrange memiliki MSE lebih rendah dan menghasilkan estimasi lebih akurat dari nilai aktual. MSE Cubic Spline lebih tinggi dan menunjukkan bahwa metode ini melakukan *oversmoothing* pada titik lokal PDB sehingga nilai estimasinya cenderung lebih jauh dari nilai aktual.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil evaluasi performa interpolasi menggunakan tiga metrik error, yaitu MSE, RMSE, dan MAPE, dapat disimpulkan bahwa metode interpolasi polinomial Lagrange memberikan kinerja yang lebih baik dalam mengimputasi missing values pada data PDB Indonesia dibandingkan metode Cubic Spline. Metode Lagrange menghasilkan nilai NRMSE sebesar 4.32 dan MAPE sebesar 3,68%, yang menunjukkan bahwa estimasi yang dihasilkan lebih dekat dengan nilai aktual. Sementara itu, metode Cubic Spline menghasilkan error yang lebih tinggi, dengan NRMSE sebesar 4.63 dan MAPE sebesar 4,20%. Dengan demikian, dalam konteks dataset penelitian ini, interpolasi Lagrange terbukti lebih efektif dalam menangani missing values pada data PDB dibandingkan Cubic Spline, sekaligus menegaskan bahwa pemilihan metode interpolasi sangat bergantung pada karakteristik data yang dianalisis dan tidak terdapat satu metode yang selalu unggul pada seluruh kondisi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Ramadhani, A. M. Soleh, and Erfiani, "Machine Learning-Based Univariate Time Series Imputation Method for Estimating Missing Values in Non-Stationary Data," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 21, no. 1, pp. 307-320, Sep. 2024. doi: 10.20956/j.v21i1.36468.
- [2] S. Noufel, N. Maaroufi, M. Najib, and M. Bakhouya, "Hinge-FM2I: An Approach Using Image Inpainting for Interpolating Missing Data in Univariate Time Series," *arXiv preprint arXiv:2406.06631*, Jun. 2024.
- [3] N. Niako, J. D. Melgarejo, G. E. Maestre, and K. P. Vatcheva, "Effects of missing data imputation methods on univariate blood pressure time series data analysis and forecasting with ARIMA and LSTM," *BMC Medical Research Methodology*, vol. 24, Art. no. 320, 2024. doi: 10.1186/s12874-024-02448-3.
- [4] A. Peirce, "Lecture 3: The Runge Phenomenon and Piecewise Polynomial Interpolation," lecture notes for M406: Variational and Approximate Methods in Applied Mathematics, University of British Columbia, Aug. 16, 2017.
- [5] N. Aboudra, "Data Interpolation Using Polynomial Methods and Cubic Spline", *Alqalam Journal of Science*, vol. 1, no. 2, pp. 147–156, 2025, doi: 10.69667/ajs.25204.
- [6] A. A. R. Khattab, N. M. Elshennawy, and M. Fahmy, "GMA: Gap Imputing Algorithm for time series missing values," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 10, Art. no. 41, 2023. doi: 10.1186/s43067-023-00094-1.
- [7] A. Essanhaji and M. Errachid, "Lagrange Multivariate Polynomial Interpolation: A Random Algorithmic Approach," *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2022, Art. no. 8227086, pp. 1-8, Mar. 2022. doi: 10.1155/2022/8227086.
- [8] M. Jahangiri et al., "A wide range of missing imputation approaches in longitudinal data: a simulation study and real data analysis," *BMC Medical Research Methodology*, vol. 23, Art. no. 161, 2023. doi: 10.1186/s12874-023-01968-8.
- [9] L. Gadasina and L. Vyunencko, "Applying spline-based phase analysis to macroeconomic dynamics," *Dependence Modeling*, vol. 10, pp. 207-214, 2022. doi: 10.1515/demo-2022-0113.
- [10] J. Ruiz, H.-T. Wu, and M. A. Colominas, "Enhancing Missing Data Imputation of Non-Stationary Signals with Harmonic Decomposition," *arXiv preprint arXiv:2309.04630*, Sep. 2023.
- [11] A. Almeida, S. Brás, S. Sargento, and F. C. Pinto, "Focalize K-NN: an imputation algorithm for time series datasets," *Pattern Analysis and Applications*, vol. 27, Art. no. 39, Apr. 2024. doi: 10.1007/s10044-024-01262-3.
- [12] K. Abberger, M. Graff, O. Müller, and B. Siliverstovs, "Imputing Monthly Values for Quarterly Time Series: An Application Performed with Swiss Business Cycle Data," *Journal of Business Cycle Research*, vol. 19, pp. 241–273, Sep. 2023. doi: 10.1007/s41549-023-00088-y.
- [13] M. D. Sianturi, M. C. Lubis, G. T. Sinaga, and J. N. Manihuruk, "Prediksi Pertumbuhan Jumlah Penduduk Indonesia Menggunakan Interpolasi Polinomial Lagrange," *J-CEKI: Jurnal Cendekia Ilmiah*, vol. 4, no. 2, pp. 1315-1321, Feb. 2025.
- [14] M. R. A. Prasetya, A. M. Priyatno, and Nurhaeni, "Penanganan Imputasi Missing Values pada Data Time Series dengan Menggunakan Metode Data Mining," *Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol. 5, no. 2, pp. 56-62, 2023. doi: 10.37034/jidt.v5i1.324.
- [15] Badan Pusat Statistik, "Produk Domestik Bruto Indonesia Triwulanan 2020-2024," Badan Pusat Statistik, Jakarta, Indonesia, Vol. 7, No. Publikasi 07100.24011, 2024. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id>
- [16] F. A. Pangruruk and S. P. Barus, "Prediksi Jumlah Orang Terpapar Covid-19 Menggunakan Metode Interpolasi Lagrange," *Jurnal KIP*, vol. 11, no. 1, pp. 1-12, Mar. 2022.

- [17] E. Syafwan, M. Syafwan, and S. Tresnawati, "Pengembangan Metode Interpolasi Splin Kubik Terapit dan Aplikasinya pada Masalah Pelacakan Trajektori Objek," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 9, no. 5, pp. 943-950, Oct. 2022. doi: 10.25126/jtiik.202294612.
- [18] V. Plevris, G. Solorzano, N. P. Bakas, and M. E. A. Ben Seghier, "Investigation of performance metrics in regression analysis and machine learning-based prediction models," in *Proc. 8th Eur. Congr. Comput. Methods Appl. Sci. Eng. (ECCOMAS Congress 2022)*, Oslo, Norway, Jun. 2022, pp. 1-25. doi: 10.23967/eccomas.2022.155.
- [19] S. van Buuren, *Flexible Imputation of Missing Data*, 2nd ed. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2018, doi: 10.1201/9780429492259.
- [20] Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), *Understanding National Accounts: Second Edition*, Paris, France: OECD Publishing, 2017, doi: 10.1787/9789264017084-en.
- [21] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*, 2nd ed. New York, NY, USA: Springer, 2021, doi: 10.1007/978-1-0716-1418-1.
- [22] V. Plevris, G. Solorzano, N. P. Bakas, and M. E. A. Ben Seghier, "Investigation of Performance Metrics in Regression Analysis and Machine Learning-Based Prediction Models," *World Congr. Comput. Mech. ECCOMAS Congr.*, pp. 0-25, 2022, doi: 10.23967/eccomas.2022.155.