

Sistem Prediksi Inflasi Pendidikan Dengan Algoritma Random Forest dan LSTM (Long Short-Term Memory)

Muhammad David Fawwas Olfat¹, Muhammad Tantaya², Bambang Agus Herlambang³

¹Program Studi Informatika, Universitas Persatuan Guru Republik Indonesia Semarang, Kota Semarang

²Dinas Komunikasi dan Informatika, Kabupaten Batang

³Program Studi Informatika, Universitas Persatuan Guru Republik Indonesia Semarang, Kota Semarang

*Email: mdavidfo0944@gmail.com

Abstract.

The increase in education costs every year has raised concerns for the public and is a challenge for the government in formulating appropriate education policies. To assist in the planning and decision-making process, a website-based education inflation prediction system has been developed that utilizes Machine Learning technology, specifically the Random Forest and Long Short-Term Memory (LSTM) models. The Random Forest model is used to process and identify patterns from historical inflation data using an ensemble learning approach, while LSTM is chosen because of its ability to learn sequential patterns and capture long-term inflation dynamics. Education inflation data is obtained from official sources from the Central Statistics Agency (BPS) and related agencies. This system displays the results of inflation predictions for the next 12 months in the form of graphs and explanations that are easy for users to understand. From the test results, the LSTM model showed superior performance in projecting long-term inflation compared to Random Forest. With this system, it is hoped that the government, academics, and the public can get a clearer picture of education inflation trends, so that they can support more appropriate and responsive decision-making to changes in economic conditions.

Keywords: Machine Learning; Education Inflation; Random Forest; LSTM Prediction.

Abstrak

Kenaikan biaya pendidikan setiap tahunnya menimbulkan kekhawatiran bagi masyarakat dan menjadi tantangan bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan pendidikan yang tepat. Untuk membantu dalam proses perencanaan dan pengambilan keputusan, dikembangkan sebuah sistem prediksi inflasi pendidikan berbasis website yang memanfaatkan teknologi Machine Learning, khususnya model Random Forest dan Long Short-Term Memory (LSTM). Model Random Forest digunakan untuk memproses dan mengidentifikasi pola dari data historis inflasi dengan pendekatan ensemble learning, sementara LSTM dipilih karena kemampuannya dalam mempelajari pola sekuensial dan menangkap dinamika inflasi dalam jangka panjang. Data inflasi pendidikan diperoleh dari sumber resmi Badan Pusat Statistik (BPS) dan instansi terkait. Sistem ini menampilkan hasil prediksi inflasi untuk 12 bulan ke depan dalam bentuk grafik dan penjelasan yang mudah dipahami oleh pengguna. Dari hasil pengujian, model LSTM menunjukkan performa yang lebih unggul dalam memproyeksikan inflasi jangka panjang dibandingkan Random Forest. Dengan adanya sistem ini, diharapkan pemerintah, akademisi, dan masyarakat dapat memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai tren inflasi pendidikan, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dan responsif terhadap perubahan kondisi ekonomi.

Kata kunci: Machine Learning; Inflasi Pendidikan; Random Forest LSTM; Prediksi.

1. Pendahuluan

Pendidikan merupakan sektor strategis dalam pembangunan nasional yang berperan penting dalam peningkatan kualitas sumber daya manusia dan daya saing bangsa. Namun,

tantangan utama dalam sektor ini adalah tingginya biaya pendidikan yang terus meningkat dari tahun ke tahun. Kenaikan ini dipicu oleh laju inflasi yang memengaruhi biaya operasional pendidikan di semua jenjang, dan jika tidak terkendali, dapat memperlebar kesenjangan sosial serta membatasi akses pendidikan bagi masyarakat berpenghasilan rendah.[1]

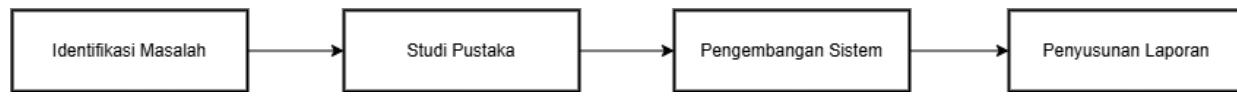
Berbagai pendekatan telah digunakan untuk memprediksi inflasi, seperti regresi linear dan ARIMA, namun metode konvensional ini seringkali tidak mampu menangkap pola non-linier dalam data ekonomi, khususnya pada data deret waktu yang kompleks. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan yang lebih adaptif, salah satunya adalah Machine Learning (ML) yang mampu mengenali pola tersembunyi dari data historis dan memberikan prediksi yang lebih akurat.[2] [3]

Dalam penelitian ini, dua algoritma Machine Learning yang digunakan adalah Random Forest dan Long Short-Term Memory (LSTM). Random Forest efektif dalam menangani data multivariat dan menghindari overfitting, sedangkan LSTM unggul dalam mengenali pola jangka panjang pada data deret waktu. Walaupun kedua model ini telah banyak digunakan di berbagai bidang, penerapannya secara spesifik untuk prediksi inflasi pendidikan di Indonesia masih jarang dilakukan, sehingga menawarkan peluang kontribusi ilmiah baru [4]. Untuk memudahkan pemanfaatan hasil prediksi, sistem dikembangkan dalam bentuk website interaktif yang menyajikan hasil prediksi berdasarkan parameter makroekonomi seperti IHK, inflasi umum, PDRB per kapita, dan UMR. Website ini tidak hanya sebagai alat bantu prediksi, tetapi juga sebagai media edukasi publik. Tujuan utama dari penelitian ini adalah membangun sistem prediksi inflasi pendidikan berbasis web menggunakan model Random Forest dan LSTM, guna mendukung pengambilan kebijakan dan perencanaan pendidikan yang lebih tepat sasaran.

2. Metode Penelitian

2.1. Metode Penelitian

Metode penelitian ini dilakukan melalui empat tahapan utama, yaitu:



Gambar 1. Gambar Metode Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Tahap awal ini bertujuan untuk memahami permasalahan yang melatarbelakangi pengembangan sistem. Permasalahan dirumuskan berdasarkan fenomena meningkatnya inflasi biaya pendidikan dan keterbatasan masyarakat dalam mengakses informasi prediksi yang akurat. Hasil dari tahap ini menjadi dasar untuk merancang solusi berbasis teknologi.

2. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan dengan mengkaji berbagai sumber ilmiah seperti jurnal nasional, artikel penelitian, dan dokumen resmi yang relevan. Tujuannya adalah untuk memperoleh dasar teori yang kuat mengenai inflasi pendidikan, metode prediksi, serta pemanfaatan algoritma Machine Learning seperti Random Forest dan LSTM dalam sistem informasi.

3. Pengembangan Sistem

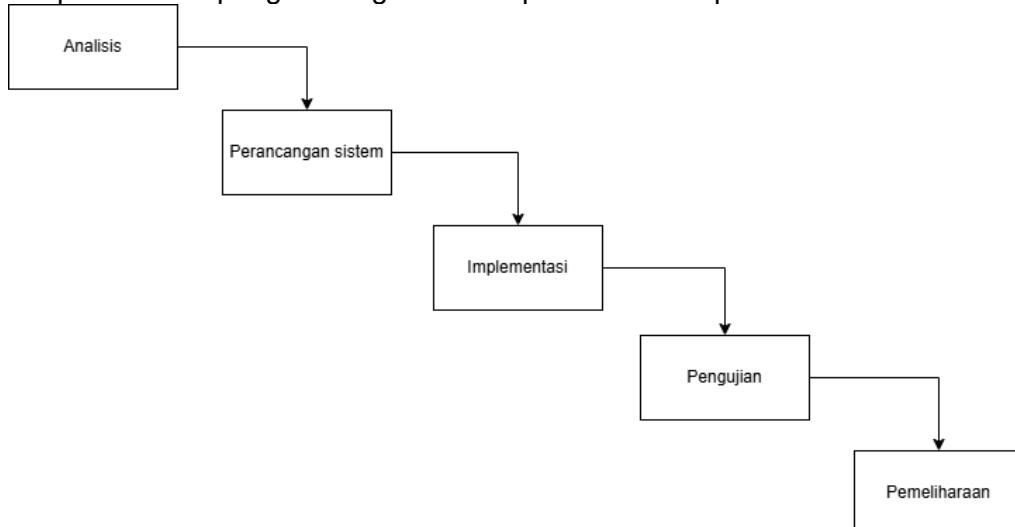
Sistem dikembangkan menggunakan metode Waterfall, yang terdiri dari beberapa tahap: analisis kebutuhan, perancangan sistem menggunakan UML, implementasi menggunakan Python dan Flask, pengujian fungsional berbasis black-box, serta pemeliharaan sistem. Setiap tahap dilakukan secara berurutan dan saling terkait satu sama lain.

4. Penyusunan Laporan

Pada tahap ini dilakukan dokumentasi seluruh proses pengembangan sistem, mulai dari identifikasi masalah hingga pengujian akhir. Laporan yang dihasilkan menjadi acuan akademik dan referensi untuk pengembangan sistem di masa mendatang.

2.2. Metode Pengembangan Sistem

Metode pengembangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini adalah model Waterfall. Metode ini bersifat linier dan terstruktur, di mana setiap tahap diselesaikan secara berurutan dari awal hingga akhir. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam metode Waterfall yang diterapkan dalam pengembangan sistem prediksi inflasi pendidikan:



Gambar 2. Gambar Metode Waterfall [5]

1. Analisis Kebutuhan

Tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem, baik kebutuhan data, kebutuhan fungsional, hingga spesifikasi sistem prediksi inflasi pendidikan. Informasi ini diperoleh dari studi pustaka, analisis variabel makroekonomi, dan pemahaman terhadap domain masalah. Analisis kebutuhan menjadi pondasi dalam memastikan sistem mampu memecahkan masalah yang dihadapi [5] [6] [7].

2. Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan dengan membuat diagram UML seperti Use Case, Activity, dan Class Diagram. Tahap ini penting agar pengembangan sistem dapat mengikuti alur logika dan interaksi yang jelas [8].

3. Implementasi

Tahapan ini dilakukan dengan membangun sistem berbasis bahasa pemrograman Python menggunakan framework Flask. Pada tahap ini, dilakukan juga pelatihan dan pemodelan algoritma Machine Learning (Random Forest dan LSTM), evaluasi performa model, serta integrasi model ke dalam sistem web agar dapat digunakan secara interaktif oleh pengguna [9] [10].

4. Pengujian

Sistem diuji untuk memastikan bahwa seluruh fungsi berjalan dengan baik. Pengujian dilakukan secara black-box terhadap antarmuka web. Fokus utama adalah memastikan bahwa seluruh fitur seperti form input, navigasi halaman, dan tampilan hasil prediksi berjalan sesuai fungsinya tanpa memeriksa kode program [11].

5. Pemeliharaan

Setelah sistem berhasil diimplementasikan, dilakukan pemeliharaan secara berkala untuk memperbaiki bug, memperbarui dataset, dan menyempurnakan fungsionalitas maupun tampilan sistem sesuai kebutuhan yang berkembang.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil

1. Analisis Kebutuhan

Kebutuhan sistem dibagi menjadi dua, yaitu kebutuhan admin dan kebutuhan user. Kebutuhan admin berfokus pada pengelolaan data dan model prediksi, sedangkan kebutuhan user berkaitan dengan interaksi dan fitur yang digunakan untuk mendapatkan informasi dan hasil prediksi inflasi pendidikan.

Tabel 1. Analisis Kebutuhan

No	Kategori	Kebutuhan
1	Admin	Data Makroekonomi Historis
		Pengelolaan Model Prediksi
2	User	Input Data Tahun
		Menampilkan Hasil Prediksi
		Halaman Tentang Kami

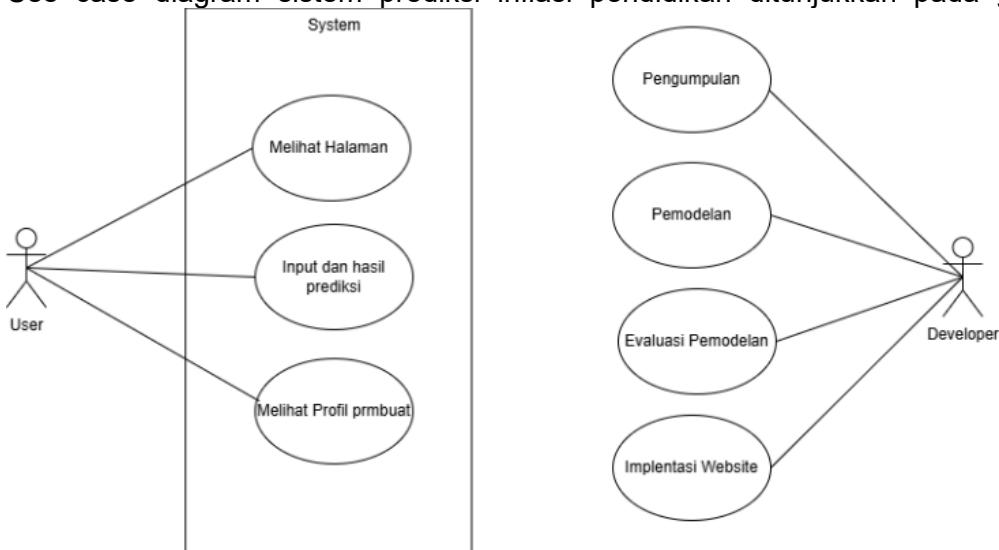
Dengan membedakan kebutuhan berdasarkan peran admin dan user, pengembangan sistem dapat difokuskan pada fungsi-fungsi yang sesuai. Admin berperan dalam pengelolaan data dan model, sementara user lebih berinteraksi dengan antarmuka sistem untuk mendapatkan informasi dan hasil.

2. Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan berdasarkan kebutuhan yang telah diidentifikasi sebelumnya. Dalam tahap ini, digunakan diagram UML untuk membantu pemodelan sistem dan memahami alur interaksi pengguna dengan sistem. Beberapa diagram UML yang digunakan meliputi Use Case Diagram, Activity Diagram, dan Class Diagram.

a. Use Case Diagram

Use case diagram sistem prediksi inflasi pendidikan ditunjukkan pada gambar .

**Gambar 3.** Use Case Diagram

Pada use case diagram ini menggambarkan peran dan interaksi antara aktor (User dan Developer) dengan sistem. Aktor User memiliki akses terhadap tiga fitur utama sistem, yaitu melihat halaman Home, memasukkan data prediksi dan melihat hasil prediksi, dan melihat profil pembuat. Sementara itu, Developer memiliki tanggung jawab terhadap proses pengumpulan dataset, pemodelan, evaluasi model, dan implementasi website.

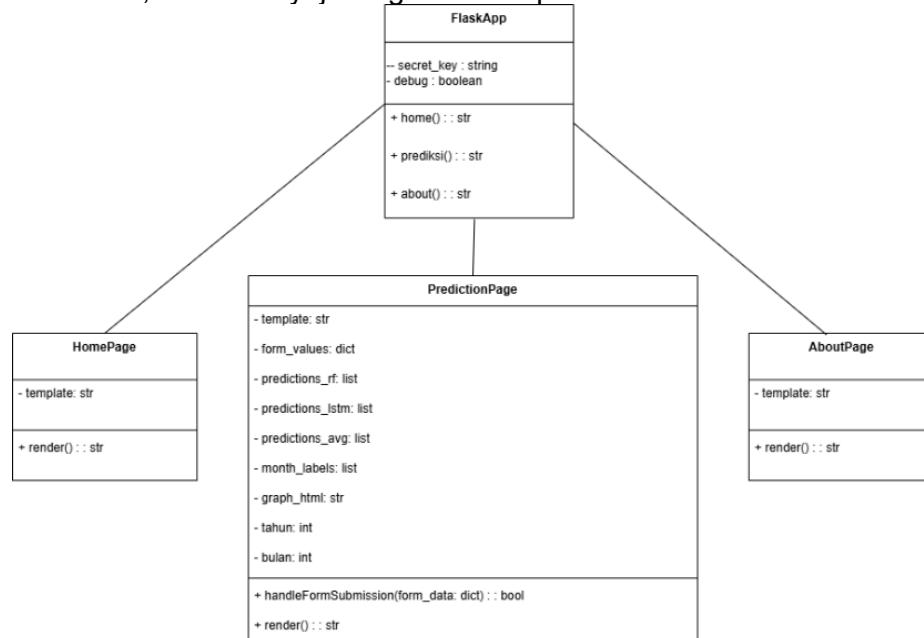
b. Activity Diagram

Terdapat Tiga Activity Diagram menggambarkan alur interaksi pengguna dengan sistem pada halaman utama website prediksi inflasi pendidikan. Di halaman Home, pengguna membuka website, sistem menampilkan informasi umum. Pada halaman Prediksi, pengguna mengisi data makroekonomi, sistem memprosesnya dengan model Machine Learning, lalu menampilkan hasil prediksi dalam grafik dengan opsi unduh PDF atau Excel. Di halaman Tentang Saya, melihat informasi pengembang.

c. Class Diagram

Pada class diagram ini menggambarkan struktur sistem prediksi inflasi pendidikan berbasis web yang terdiri dari empat kelas utama: `FlaskApp`, `HomePage`, `PredictionPage`, dan `AboutPage`. `FlaskApp` bertindak sebagai pengatur alur aplikasi dengan mengarahkan pengguna ke halaman utama, prediksi, dan informasi. `HomePage` dan `AboutPage` bertugas menampilkan tampilan awal

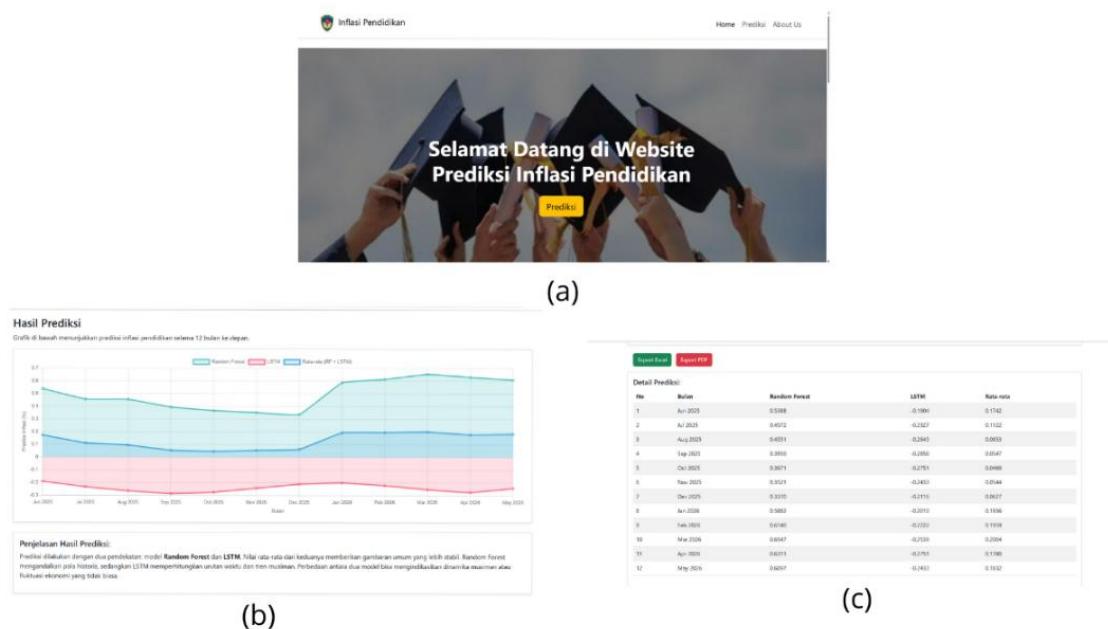
dan informasi aplikasi. Sementara itu, `PredictionPage` merupakan komponen utama yang menangani input pengguna, menghasilkan prediksi menggunakan model Random Forest dan LSTM, serta menyajikan grafik hasil prediksi.



Gambar 4. Class Diagram

3. Implementasi

Implementasi sistem dilakukan menggunakan Python dan Flask, dengan integrasi model Machine Learning Random Forest dan LSTM untuk memprediksi inflasi pendidikan. Gambar (a) menampilkan halaman Home, yaitu tampilan awal website yang menyajikan sambutan dan navigasi menuju fitur prediksi. Gambar (b) memperlihatkan grafik hasil prediksi selama 12 bulan, menampilkan perbandingan antara model Random Forest dan LSTM. Sementara itu, gambar (c) menunjukkan tabel detail prediksi bulanan lengkap dengan nilai dari masing-masing model dan rata-ratanya, serta fitur ekspor data dalam format PDF dan Excel.



Gambar 5. Implementasi sistem

4. Pengujian

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan seluruh fitur dalam website prediksi inflasi pendidikan berjalan dengan baik dan sesuai kebutuhan pengguna. Pengujian dilakukan secara fungsional terhadap antarmuka web, meliputi tampilan halaman Home untuk memastikan konten seperti latar belakang dan navigasi ditampilkan dengan benar, form input pada halaman Prediksi untuk memastikan data dapat diproses, serta grafik hasil prediksi yang divisualisasikan dengan tepat. Selain itu, pengujian juga dilakukan pada menu navigasi untuk memastikan tidak terjadi error, dan halaman Tentang Saya untuk memastikan informasi pengembang ditampilkan dengan baik. Hasil dari seluruh pengujian menunjukkan bahwa setiap fitur berfungsi dengan baik tanpa kendala.

5. Pemeliharaan

Setelah sistem berhasil diimplementasikan dan diuji, dilakukan pemeliharaan secara berkala untuk memastikan sistem tetap berjalan dengan baik dan relevan terhadap kondisi data yang terus berubah. Pemeliharaan ini meliputi perbaikan bug apabila ditemukan kesalahan dalam sistem, pembaruan dataset agar prediksi tetap akurat, serta peningkatan fitur dan tampilan antarmuka agar lebih responsif dan user-friendly. Selain itu, dilakukan penyesuaian sistem apabila terdapat kebutuhan baru atau perubahan dalam struktur data makroekonomi yang digunakan untuk prediksi.

3.2. Pembahasan

1. Pemodelan

Pemodelan merupakan tahap penting dalam pengembangan sistem prediksi inflasi pendidikan. Pada tahap ini, data yang telah melalui proses preprocessing digunakan untuk membangun dua jenis model machine learning, yaitu Random Forest dan Long Short-Term Memory (LSTM). Tujuannya adalah membandingkan kemampuan keduanya dalam memprediksi tren inflasi berdasarkan data makroekonomi.

a. Model Random Forest

Model Random Forest digunakan karena kemampuannya dalam menangani data tabular dan menghasilkan hasil prediksi yang stabil. Algoritma ini membentuk banyak pohon keputusan dan menggabungkannya untuk meningkatkan akurasi serta mengurangi risiko overfitting. Selain itu, model ini juga memberikan informasi penting tentang fitur mana yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi inflasi.

b. Model LSTM

Model LSTM (Long Short-Term Memory) dipilih karena kemampuannya dalam memahami pola urutan waktu (time series). LSTM merupakan salah satu jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang sangat cocok untuk memprediksi data kronologis seperti inflasi. Model ini menggunakan struktur memori jangka pendek untuk mengenali dan mempertahankan informasi penting dari data historis, sehingga mampu memprediksi nilai inflasi di masa mendatang secara lebih dinamis. Berikut adalah sedikit code pemodelan LSTM yang terlihat pada gambar.

c. Evaluasi Model

Tabel 2. Evaluasi Model

No	Metrik Evaluasi	Random Forest (RF)	LSTM
1	Mean Squared Error (MSE)	0.0057	0.038
2	R ² Score	0.9918	-0.2819
3	Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	31.89%	12.60%

Model Random Forest menunjukkan performa terbaik dalam sistem prediksi inflasi pendidikan, ditandai dengan nilai MSE dan MAE yang rendah serta R² Score sebesar 0.9918, yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan hampir seluruh variasi data. Meskipun LSTM memiliki nilai MAPE yang lebih rendah (12.60%) dibandingkan Random Forest (31.89%), secara keseluruhan performanya kurang baik karena menghasilkan R² Score negatif, yang mengindikasikan bahwa prediksinya bahkan lebih buruk daripada menggunakan rata-rata. Oleh karena itu, Random Forest direkomendasikan sebagai model utama dalam sistem ini.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem prediksi inflasi pendidikan berbasis web dengan memanfaatkan algoritma Machine Learning, yaitu Random Forest dan LSTM. Sistem ini dirancang menggunakan metode Waterfall dan menyajikan hasil prediksi dalam bentuk grafik interaktif yang mudah dipahami oleh pengguna. Berdasarkan evaluasi model, Random Forest menunjukkan performa terbaik dengan nilai akurasi yang tinggi dan kestabilan hasil prediksi yang unggul dibandingkan LSTM. Pengujian fungsional juga menunjukkan bahwa seluruh fitur sistem berjalan dengan baik dan responsif. Dengan adanya sistem ini, pengguna dapat memperoleh prediksi inflasi pendidikan untuk 12 bulan ke depan secara interaktif, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan dan perencanaan kebijakan yang lebih tepat dalam bidang pendidikan. Selain itu, sistem ini juga berkontribusi dalam meningkatkan literasi teknologi dan data di kalangan masyarakat.

5. Referensi

- [1] Arina Fathimah. Pengaruh Biaya Pendidikan, Pendapatan Per Kapita, dan Inflasi Terhadap Tingkat Pengangguran di Indonesia 2023.
- [2] Agisna Mutiara. Analisis Prediksi Inflasi di Indonesia: Perbandingan Model Arima-Garch Dan Long Short Term Memory (LSTM) Skripsi Agisna Mutiara 11200940000002 Program Studi Matematika. N.D.
- [3] Jacqlien Patricia Maweru Runtu. Integrasi Machine Learning dan Model Arima Untuk Prediksi Inflasi dan PDRB Di Sulawesi Selatan Jacqlien Patricia Maweru Runtu D071201038 Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin Gowa 2024. N.D.
- [4] Diksa N. Peramalan Inflasi Umum Indonesia dengan Metode Ensemble LSTM (Long Short Term Memory) Bagging. N.D.
- [5] Prihantoro Tri Nugroho. Analisis Perbandingan Labeling Dari Lexicon Based Dan Library Textblob Pada Algoritma Long-Short Term Memory Terhadap Analisis Sentimen Komentar Youtube Mengenai Penerapan 5g Di Indonesia. 2023.
- [6] Badan Pusat Statistik. (2023). Statistik Indonesia 2023. Jakarta: Badan Pusat Statistik. n.d.
- [7] Badan Pusat Statistik Kabupaten Batang. (2023). Kabupaten Batang Dalam Angka 2023. Batang: BPS Kabupaten Batang. n.d.
- [8] A. B. Putra and S. Nita. Perancangan dan Pembangunan Sistem Informasi E-Learning Berbasis Web (Studi Kasus Pada Madrasah Aliyah Kare Madiun), 2019.
- [9] Pendidikan J, Konseling D. Pengembangan Aplikasi Berbasis Web dengan Python Flask untuk Klasifikasi Data Menggunakan Metode Decision Tree C4.5. vol. 4. n.d.
- [10] Ahadi Ningrum A. Penerapan Framework Flask Pada Machine Learning Dalam Memprediksi Umur Transformer. KONVERGENSI n.d.;19:51–9.
- [11] Dwi Wijaya Y, Wardah Astuti M. Pengujian Blackbox Sistem Informasi Penilaian Kinerja Karyawan PT Inka (Persero) Berbasis Equivalence Partitions Blackbox Testing Of PT Inka (Persero) Employee Performance Assessment Information System Based On Equivalence Partitions. Jurnal Digital Teknologi Informasi 2021;4:2021.