

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia merupakan negara berkembang dengan struktur ekonomi yang sangat terbuka terhadap pengaruh faktor eksternal, sehingga stabilitas harga menjadi salah satu indikator utama yang harus terus dijaga dalam perekonomian nasional. Di saat harga kebutuhan pokok melonjak tanpa adanya peringatan, masyarakat menjadi korban pertama dari ketidaksiapan sistem ekonomi. Inflasi, sebagai satu di antara indikator utama perekonomian, didefinisikan sebagai kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan berkelanjutan dalam jangka waktu tertentu [1]. Perhitungan inflasi didasarkan pada persentase kenaikan Indeks Harga Konsumen (IHK) yang menggambarkan harga dari paket barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam kurun waktu tertentu [2]. Berdasarkan data resmi yang dirilis, Indonesia mencatat inflasi tahunan sebesar -0,09% pada Februari 2025, yang menandai terjadinya deflasi pertama dalam kurun waktu 25 tahun [3]. Kondisi ini kemudian berubah tajam pada Maret 2025 dengan inflasi mencapai 1,03%, meningkat seiring momentum konsumsi menjelang Ramadan, lalu kembali berfluktuasi menjadi 1,95% pada April 2025. Memasuki pertengahan tahun, inflasi justru menunjukkan tren peningkatan dari 2,31% pada Agustus 2025 menjadi 2,65% pada September 2025 [4].

Fluktuasi inflasi yang tajam dan tidak dapat diramalkan ini menimbulkan dampak signifikan terhadap berbagai aspek perekonomian. Inflasi yang tidak terkendali dapat menurunkan daya beli masyarakat terhadap barang dan jasa, mengganggu perencanaan keuangan rumah tangga, serta menimbulkan tekanan signifikan terhadap perekonomian nasional secara keseluruhan [5]. Bagi otoritas moneter, ketidakmampuan dalam meramalkan pergerakan inflasi secara akurat dapat menghambat perumusan kebijakan yang tepat waktu, sementara Bank Indonesia memiliki target inflasi yang harus dijaga pada rentang $2,5\% \pm 1\%$ untuk tahun 2025 – 2027 [6]. Bagi pelaku usaha, ketidakpastian inflasi menyulitkan perencanaan harga jual dan biaya produksi jangka menengah. Oleh karena itu,

kemampuan meramalkan inflasi secara akurat menjadi krusial bagi pengambil kebijakan, pelaku ekonomi, maupun masyarakat secara luas. Oleh karena itu, diperlukan suatu model peramalan yang mampu memberikan estimasi inflasi pada periode masa depan agar risiko ketidakpastian harga dapat diantisipasi lebih awal.

Peramalan inflasi yang akurat memerlukan pertimbangan berbagai variabel eksternal dari faktor ekonomi, seperti BI Rate, nilai tukar rupiah terhadap dolar AS (Kurs USD/IDR), serta harga minyak dunia. Penelitian [7] menganalisis variabel-variabel penentu inflasi di Indonesia pada periode 2010–2020 menggunakan *Error Correction Model* (ECM) yang menemukan bahwa BI Rate dan kurs USD/IDR memiliki pengaruh yang signifikan dan positif terhadap inflasi, baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang. Lalu, penelitian [8] menganalisis pengaruh kurs USD/IDR dan harga minyak dunia terhadap inflasi di Indonesia pada periode 2013–2017, yang menunjukkan bahwa kedua variabel tersebut memiliki pengaruh positif dan signifikan terhadap inflasi.

Selain itu, peningkatan volatilitas inflasi seperti yang terjadi sepanjang tahun 2025 menegaskan bahwa pola inflasi Indonesia tidak dapat dipahami hanya dari faktor fundamental ekonomi saja. Penelitian [9] melakukan peramalan pada inflasi Kota Malang menggunakan model ARIMAX dan efek kalender. Hasil penelitian menunjukkan bahwa inflasi bulan berjalan dipengaruhi oleh nilai inflasi satu hingga empat bulan sebelumnya yang disebabkan oleh faktor musiman dan efek kalender. Temuan yang sama juga diperoleh dari penelitian [2] yang menggunakan perbandingan model ARIMAX dan GLARIMA pada inflasi Kota Jambi dan Muaro Bungo yang menunjukkan bahwa efek kalender juga memengaruhi inflasi melalui peningkatan permintaan barang dan jasa masyarakat. Hasil dari kedua penelitian ini memperkuat argumen bahwa pergerakan inflasi di Indonesia juga dipengaruhi oleh faktor musiman dan efek kalender.

Dari sisi metode, pendekatan statistik klasik seperti ARIMAX ini telah banyak digunakan sebagai *baseline* dalam peramalan inflasi di Indonesia, baik dengan mengintegrasikan variabel makroekonomi maupun efek kalender secara terpisah. Selain penelitian [9] dan [2] yang menggunakan ARIMAX, penelitian [10] juga melakukan peramalan inflasi Kota Bandung dengan model ARMA, serta variabel

dummy kalender hari besar, yaitu Ramadan-Idulfitri dan Natal-Tahun Baru. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa variabel *dummy* kalender berpengaruh signifikan terhadap inflasi. Lalu, penelitian [11] menggunakan model ARIMAX dengan variabel kurs USD/IDR dan jumlah uang beredar untuk meramalkan inflasi Indonesia pada periode 2021–2023. Ditemukan bahwa model ARIMAX mampu meramalkan inflasi dengan cukup akurat, serta variabel makroekonomi yang digunakan secara signifikan memengaruhi tingkat inflasi. Penelitian-penelitian tersebut membuktikan bahwa model statistik klasik mampu dalam mengintegrasikan variabel eksogen ke dalam peramalan inflasi secara individual. Namun, belum ditemukan penelitian yang mengintegrasikan variabel makroekonomi dan efek kalender secara bersamaan ke dalam satu model statistik klasik. Di sisi lain, model statistik klasik seperti ARIMAX dan ARMA juga memiliki keterbatasan dari segi arsitektur model. Sebagai model linier, ARIMAX dan ARMA mengasumsikan hubungan yang linier antara variabel eksogen dan variabel target, sehingga model cenderung kesulitan menghadapi pola nonlinier dan dependensi temporal yang bersifat dinamis pada data deret waktu yang kompleks [12]. Selain itu, model statistik klasik juga memiliki kelemahan dalam peramalan jangka panjang akibat keterbatasan struktural pada komponen *autoregressive* dan *moving average* yang dimiliki [13]. Beberapa keterbatasan ini menjadi pertimbangan penggunaan pendekatan *deep learning* sebagai alternatif yang lebih mampu menangkap kompleksitas data inflasi secara lebih jelas.

Kebutuhan akan sistem yang mampu memahami dinamika inflasi secara lebih jelas menghasilkan pemanfaatan dalam pendekatan berbasis *deep learning*, yang tidak hanya mampu memodelkan hubungan temporal, tetapi juga menangkap pola nonlinier yang kompleks dalam data deret waktu [14]. *Deep learning* dapat menjadi solusi yang efektif untuk mengatasi keterbatasan model peramalan konvensional dalam menangkap hubungan nonlinier antara variabel secara bersamaan [12]. Dalam peramalan deret waktu, *neural network* yang merupakan bagian dari *deep learning* memiliki kemampuan untuk mengekstraksi pola historis dan menangkap hubungan nonlinier antarvariabel tanpa memerlukan asumsi hubungan matematis tertentu. Penelitian [15] menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *neural network*

dapat digunakan untuk melakukan peramalan inflasi dengan memanfaatkan karakteristik data ekonomi yang bersifat dinamis. Lalu, penelitian [16] menggunakan model LSTM untuk meramalkan inflasi dan menemukan bahwa LSTM unggul dalam menangkap pola kompleks dari inflasi. Selain itu, penelitian [17] menunjukkan efektivitas integrasi *dummy* kalender ke dalam model *deep learning* untuk peramalan deret waktu. Penelitian tersebut menggunakan data konsumsi listrik setengah jam selama tujuh tahun yang dibagi menjadi tiga skenario peramalan, yaitu seluruh hari, hari kerja, serta hari non-kerja. Model LSTM, RNN (*Recurrent Neural Network*) dan GRU (*Gated Recurrent Unit*) dioptimalkan dengan memasukkan *dummy* variabel kalender untuk menangkap perubahan pola konsumsi akibat perbedaan aktivitas sosial ekonomi antarkategori hari. Hasilnya menunjukkan model GRU memberikan performa terbaik dengan MAPE 2,08% pada skenario seluruh hari dan 1,89% pada hari kerja, sementara LSTM unggul pada hari non-kerja dengan MAPE 2,13%. Meskipun demikian, *neural network* konvensional masih memiliki keterbatasan dalam menangkap pola temporal jangka panjang dan membutuhkan perancangan arsitektur yang sesuai untuk data deret waktu. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan model *deep learning* dengan arsitektur yang mendekomposisi komponen deret waktu, satu di antaranya adalah pendekatan *Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series* (N-BEATS) yang dirancang untuk mempelajari pola deret waktu melalui mekanisme dekomposisi komponen [18].

Beberapa penelitian sebelumnya, seperti penelitian [18], menggunakan model N-BEATS (*Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series*) untuk peramalan konsumsi listrik bulanan di 35 negara Eropa, dengan hasil MAPE sebesar 3,78% yang mengungguli metode konvensional seperti ARIMA sebesar 5,65% dan LSTM sebesar 6,11%. Penelitian [19] menerapkan model N-BEATS untuk meramalkan harga saham PT BCA Tbk. periode Maret 2013 – Maret 2023, menghasilkan MAPE sebesar 1,05%, yang lebih baik dibandingkan LSTM sebesar 1,40%, sekaligus menunjukkan keunggulan efisiensi waktu pelatihan dan interpretabilitas model. Lalu, penelitian [20] menerapkan model N-BEATS untuk meramalkan laju inflasi di Provinsi Jawa Timur. Penelitian tersebut menemukan

bahwa N-BEATS mencapai MAPE 11,05%, lebih baik dibandingkan dengan ARIMA (16,95%) dan LSTM (12,23%). Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, terlihat bahwa model N-BEATS terbukti unggul dalam peramalan deret waktu. Namun, model N-BEATS memiliki keterbatasan karena hanya mengandalkan pola historis dari data target itu sendiri tanpa mengakomodasi variabel eksogen yang relevan.

Berbeda dengan model N-BEATS, N-BEATSx (*Neural Basis Expansion Analysis for Time Series Forecasting with Exogenous*) mampu mengatasi keterbatasan tersebut melalui integrasi variabel eksogen ke dalam proses peramalan, sekaligus mempertahankan kemampuan dekomposisi komponen tren dan musiman yang menjadi keunggulan arsitektur N-BEATS [21]. Penelitian [21] menggunakan N-BEATSx pada data peramalan harga listrik beserta variabel eksogen berupa beban listrik dan jumlah listrik yang dihasilkan oleh energi angin, dengan periode 1 Januari 2013 hingga 24 Desember 2018. Hasilnya menunjukkan peningkatan akurasi hampir 20% dibandingkan dengan model N-BEATS, serta 5% lebih unggul dibandingkan dengan metode statistik maupun *machine learning* lainnya seperti *Deep Neural Network* (DNN). Keunggulan-keunggulan tersebut menjadikan N-BEATSx sebagai model yang lebih sesuai untuk peramalan inflasi Indonesia, karena kemampuannya dalam memodelkan komponen tren dan musiman sekaligus mengakomodasi variabel eksternal secara bersamaan berpotensi menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan model N-BEATS standar maupun metode konvensional. Meskipun demikian, penelitian [21] menunjukkan bahwa performa N-BEATSx masih dapat mengalami keterbatasan dalam menangkap pola perubahan temporal yang dipengaruhi oleh faktor eksternal tertentu, termasuk efek kalender. Oleh karena itu, integrasi efek kalender dalam bentuk variabel *dummy* menjadi penting untuk meningkatkan kemampuan model dalam melakukan peramalan data ekonomi seperti inflasi.

Berdasarkan tinjauan penelitian terdahulu, terdapat dua kesenjangan utama. Pertama, model statistik klasik telah terbukti mampu mengintegrasikan variabel makroekonomi maupun efek kalender ke peramalan inflasi, namun belum ada penelitian yang menggabungkan kedua jenis variabel eksogen tersebut secara

bersamaan dalam satu model. Kedua, meskipun pendekatan *deep learning* seperti N-BEATSx telah mengatasi keterbatasan model statistik melalui kemampuannya menangkap pola nonlinier dan mengintegrasikan variabel eksogen, N-BEATSx masih mengalami keterbatasan dalam menangkap pola perubahan temporal yang dipengaruhi oleh efek kalender. Dengan demikian, kesenjangan ini menunjukkan perlunya penelitian yang menggabungkan model *deep learning* N-BEATSx dengan variabel makroekonomi dan efek kalender secara bersamaan, sehingga model yang dihasilkan dapat menangkap karakteristik inflasi Indonesia yang kompleks dan dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi maupun pola musiman sekaligus.

Model N-BEATSx memiliki sejumlah hiperparameter yang berperan dalam menentukan kapasitas dan performa model, seperti *input size*, *hidden size*, dan *learning rate*. Pemilihan konfigurasi hiperparameter yang kurang tepat dapat mempengaruhi kemampuan model dalam menangkap pola data serta meningkatkan risiko model menjadi kurang optimal [21]. Penelitian [22] menerapkan model N-BEATSx dengan *hyperparameter tuning* menggunakan algoritma *Hyperband* untuk meningkatkan performa peramalan konsumsi listrik. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pengaturan arsitektur dan konfigurasi model memiliki peran penting dalam meningkatkan kemampuan N-BEATSx dalam menangkap pola temporal. Namun, algoritma *Hyperband* lebih berfokus pada efisiensi pencarian melalui mekanisme penghentian awal (*early stopping*) dan tidak secara langsung membangun hubungan probabilistik antara kombinasi hiperparameter dan performa model. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan *Bayesian optimization* sebagai metode optimasi hiperparameter karena mampu mengevaluasi ruang pencarian berdasarkan informasi dari percobaan sebelumnya, sehingga pencarian konfigurasi optimal dapat dilakukan secara lebih terarah.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini berfokus pada penerapan model N-BEATSx yang mengintegrasikan variabel eksogen makroekonomi (BI Rate, kurs USD/IDR, dan harga minyak dunia) serta efek kalender (Ramadan, Idulfitri, Natal, dan Imlek) untuk meramalkan inflasi Indonesia. Optimasi hiperparameter model dilakukan menggunakan *Bayesian optimization* untuk memperoleh konfigurasi model yang optimal. Implementasi hasil peramalan ini

kemudian akan diintegrasikan ke dalam *Graphical User Interface* (GUI) berbasis Streamlit yang memungkinkan pengguna memasukkan nilai variabel eksogen serta *dummy* kalender. Setelah data dimasukkan, sistem akan menjalankan proses *forecasting* menggunakan model N-BEATSx yang telah dilatih untuk menangkap pola tren, musiman, dan variabel eksogen. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya berfungsi sebagai alat peramalan, tetapi juga sebagai media analisis berbasis data yang mampu memberikan pemahaman visual yang komprehensif mengenai dinamika inflasi di Indonesia, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan strategis oleh peneliti, analis kebijakan, maupun pelaku ekonomi.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada bagian latar belakang, dapat dirumuskan permasalahan yang akan dibahas sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan model N-BEATSx dalam melakukan peramalan inflasi di Indonesia dengan memanfaatkan variabel eksogen?
2. Bagaimana kinerja model N-BEATSx dalam peramalan inflasi dengan mempertimbangkan variabel eksogen?
3. Bagaimana hasil peramalan inflasi yang dihasilkan model N-BEATSx dapat diterapkan ke dalam *platform Graphical User Interface* (GUI) untuk mendukung visualisasi serta pemanfaatan data secara interaktif?

1.3. Batasan Masalah

Penetapan batasan masalah diperlukan untuk menjaga fokus penelitian, serta mempermudah pencapaian tujuan yang telah dirumuskan. Batasan masalah yang ditetapkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan data inflasi Indonesia beserta variabel eksogen berupa variabel makroekonomi seperti BI Rate, kurs USD/IDR, dan harga minyak dunia, dengan frekuensi bulanan dari Januari 2009 hingga September 2025. Data di luar periode tersebut serta variabel lain yang tidak disebutkan tidak termasuk dalam penelitian ini.

2. Penelitian ini berfokus pada penerapan model N-BEATSx dengan integrasi variabel eksogen dan efek kalender dalam peramalan deret waktu. Evaluasi kinerja dilakukan melalui perbandingan dengan model pembanding, yaitu SARIMAX dan N-BEATS, berdasarkan metrik akurasi peramalan.
3. Penelitian ini berfokus pada peramalan laju inflasi nasional dengan menggunakan variabel eksogen berupa indikator makroekonomi dan efek kalender. Analisis dibatasi pada evaluasi kinerja model serta kontribusi variabel eksogen melalui skenario perbandingan model, tanpa membahas hubungan kausal maupun implikasi makroekonomi secara luas.

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah yang telah dijelaskan sebelumnya, penelitian ini memiliki tujuan utama sebagai berikut:

1. Mengetahui penerapan model N-BEATSx dalam melakukan peramalan inflasi Indonesia dengan memanfaatkan variabel eksogen dan efek kalender.
2. Mengetahui kinerja model N-BEATSx dalam peramalan inflasi dengan mempertimbangkan variabel eksogen dan fitur variasi kalender.
3. Menerapkan hasil peramalan inflasi dari model N-BEATSx ke dalam *platform Graphical User Interface* (GUI) untuk mendukung visualisasi dan pemanfaatan data secara interaktif.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi berbagai pihak yang berkepentingan, baik dari aspek teoritis maupun praktis, antara lain adalah sebagai berikut:

1. Bagi bidang keilmuan

Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pengetahuan di bidang *deep learning* dan *multivariate time series*, khususnya dalam konteks peramalan indikator ekonomi. Dengan menerapkan model N-BEATSx yang mengintegrasikan variabel eksogen dan fitur variasi kalender, penelitian ini memperkaya referensi ilmiah mengenai penerapan model *deep learning* yang *interpretable* untuk meramalkan inflasi. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi

dasar bagi penelitian lanjutan dalam pengembangan model peramalan ekonomi yang lebih adaptif, akurat, dan mampu menangkap dinamika serta faktor eksternal.

2. Bagi masyarakat

Penelitian ini memberikan manfaat tidak langsung melalui peningkatan akurasi peramalan inflasi yang dapat membantu masyarakat memahami arah kondisi ekonomi dalam jangka pendek maupun menengah. Informasi prediktif yang dihasilkan dapat dimanfaatkan sebagai bahan pertimbangan dalam pengelolaan keuangan rumah tangga, keputusan konsumsi, serta praktik investasi personal. Dengan demikian, penelitian ini berpotensi meningkatkan literasi data dan kesadaran masyarakat mengenai pentingnya pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan dalam mendukung pengambilan keputusan ekonomi sehari-hari.

3. Bagi pemerintah.

Penelitian ini berpotensi menjadi acuan dalam pengembangan sistem pendukung keputusan (*decision support system*) berbasis *machine learning* untuk menganalisis dan meramalkan indikator ekonomi makro, khususnya inflasi. Model peramalan yang lebih akurat dan mampu memanfaatkan variabel eksternal dapat membantu pemerintah dalam memantau kondisi perekonomian secara lebih responsif dan berbasis data. Selain itu, integrasi fitur variasi kalender membuka peluang peningkatan efektivitas kebijakan dalam menghadapi periode-periode sensitif, seperti Ramadan, Idulfitri, Natal, dan Imlek, sehingga strategi stabilisasi harga dapat dilakukan secara lebih tepat waktu dan terukur.

.

Halaman ini sengaja dikosongkan