

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Forecasting beban listrik merupakan sebuah teknik yang cukup krusial dalam pengelolaan sistem energi modern. Tingkat akurasi dari sebuah *forecasting* sangat penting untuk mendukung perencanaan operasional, optimalisasi utilitas, serta efisiensi biaya produksi (Khan dan Rizwan, 2023). Selain itu, model *forecasting* yang dapat diandalkan memungkinkan kolaborasi antara perusahaan dan pemerintah dalam mengurangi pemborosan energi, mendukung stabilitas jaringan, serta meningkatkan nilai ekonomis dari pengoperasian sistem kelistrikan (Chandrasekaran dan Paramasivan, 2025).

Perkembangan teknik *forecasting* saat ini telah banyak mengintegrasikan model-model yang berbasis AI untuk mendapatkan tingkat akurasi yang presisi (Hassija, dkk., 2024). Salah satu model yang sudah diterapkan secara luas dalam *forecasting* beban listrik adalah *Random Forest Regression*. Yaitu sebuah model berbasis *ensemble learning* yang dikenal karena kemampuannya dalam menangkap pola non-linear dan menangani data dengan tingkat gangguan (*noise*) yang tinggi (Magalhães, dkk., 2024).

Keunggulan lain dari *Random Forest Regression* terletak pada kemampuannya dalam memberikan tingkat akurasi yang kompetitif tanpa sepenuhnya mengorbankan interpretabilitas (Alsagri & Ykhlef, 2020). Hal tersebut didukung oleh mekanisme penjelasan internal berupa *Feature Importance*, yang memungkinkan pengguna mengidentifikasi fitur mana saja yang paling berkontribusi terhadap hasil prediksi. Mekanisme ini memberikan nilai tambah dalam interpretabilitas model, karena pengguna tidak hanya menerima hasil *forecasting*, tetapi juga informasi mendalam terkait relevansi setiap variabel input (Johannesen, dkk., 2019).

Meskipun demikian, *Feature importance* dari model *Random Forest Regression* ini tidak lepas dari keterbatasan yang perlu dicermati. Skor *importance* yang dihasilkan seringkali bersifat bias terhadap fitur yang saling berkorelasi tinggi.

Sehingga berpotensi menghasilkan interpretasi yang keliru mengenai faktor dominan dalam prediksi (Wallace, dkk., 2023). Selain itu, *Feature Importance* bersifat global dan deskriptif, sehingga tidak mampu menguraikan alasan di balik prediksi model pada tingkat observasi individual (Prabhu, dkk., 2023). Keterbatasan ini mengindikasikan perlunya pendekatan interpretasi alternatif yang lebih bersifat *instance-level* dan mampu memberikan penjelasan yang lebih bersifat operasional.

Counterfactual Explanations yang merupakan salah satu teknik dari pendekatan *Explainable AI* (XAI) memiliki potensi yang besar untuk menjadi solusi dari keterbatasan *feature importance*. *Counterfactual Explanations* menawarkan mekanisme interpretasi berbasis skenario perubahan minimal pada variabel input untuk menghasilkan output yang berbeda, sehingga dapat memberikan penjelasan yang lebih intuitif dan actionable bagi pengguna (Cheng, dkk., 2021; Suffian, dkk., 2024). Berbeda dengan teknik *feature importance* yang hanya menyoroti kontribusi fitur secara statistik, *Counterfactual Explanations* dapat menjawab pertanyaan “apa yang perlu diubah agar hasil prediksi berubah ke arah yang ditentukan?” sehingga pendekatan ini lebih mudah dipahami oleh manusia (Delaney, 2022).

Keunggulan lain dari pendekatan *Counterfactual Explanations* adalah kemampuannya memberikan umpan balik berbasis skenario “*what-if*” yang intuitif dan mudah dipahami (Höllig, dkk., 2022). Hal ini sangat berguna dalam situasi di mana keputusan strategis harus dibuat berdasarkan prediksi model, karena *Counterfactual Explanations* dapat membantu pengguna mengevaluasi konsekuensi dari berbagai tindakan secara langsung (Höllig, dkk., 2023; Rakesh, dkk., 2024).

Lebih lanjut, *Counterfactual Explanations* juga memungkinkan eksplorasi berbagai skenario intervensi yang dapat membantu pengguna memahami strategi alternatif untuk mencapai hasil yang diinginkan (Alfeo dan Cimino, 2024). Teknik ini tidak hanya mengidentifikasi variabel yang relevan terhadap hasil *forecasting*, tetapi juga menyajikan representasi skenario kemungkinan yang lebih terukur daripada hubungan sebab-akibat konvensional (Celar dan Byrne, 2023). Dalam lingkup pengambilan keputusan, pendekatan ini bersifat interaktif dan

terpersonalisasi, karena memungkinkan pengguna mengeksplorasi berbagai kemungkinan dan memilih opsi yang paling sesuai dengan kondisi yang spesifik (Vannostrand, dkk., 2024). Berbagai keunggulan ini menegaskan sebuah potensi yang besar dari *Counterfactual Explanations* untuk menjadi solusi komprehensif dari keterbatasan yang dimiliki oleh *feature importance*.

Meskipun perkembangan *Counterfactual Explanations* cukup pesat, berbagai studi terkait *Counterfactual Explanations* saat ini masih banyak berfokus pada model klasifikasi, dan menjadikan eksplorasi *Counterfactual Explanations* pada data *time series* masih relatif terbatas. Z. Wang, dkk. (2023) dan Zuin dan Veloso (2024) berhasil membangun sebuah framework *Counterfactual Explanations* untuk data *time series* dan menghasilkan skenario *counterfactual* yang dapat melakukan perubahan minimal pada fitur input agar hasil prediksi berubah ke arah yang diharapkan. Namun, dalam studi mereka masih memiliki keterbatasan pada jenis data yang digunakan dan belum spesifik diterapkan pada data beban listrik yang cenderung memiliki karakteristik berbeda dengan data *time series* pada umumnya. Hal ini membuka celah untuk melakukan eksplorasi lebih lanjut terkait *Counterfactual Explanations* terhadap model untuk *forecasting time series*, terutama *forecasting* beban listrik.

Untuk memfasilitasi tahapan evaluasi tersebut, penelitian ini mengadopsi kerangka kerja *Diverse Counterfactual Explanations* (DiCE) sebagai instrumen generator utama. DiCE dipilih sebagai tools pembentuk skenario *Counterfactual Explanations* karena memiliki fleksibilitas terhadap berbagai model dan kemampuannya dalam menghasilkan sekumpulan skenario alternatif yang tidak hanya valid, tetapi juga mengakomodasi tingkat keberagaman (*diversity*) (You dkk., 2023). Kemampuan generator ini menjadi prasyarat krusial agar metrik evaluasi kualitas CE dapat diukur secara komprehensif dan representatif pada skenario peramalan.

Penelitian ini menggunakan data historis beban listrik dengan karakteristik musiman (*seasonality*) yang kuat. Pola yang dimiliki cenderung berulang secara harian, mingguan, maupun bulanan yang diakibatkan oleh variabel eksternal seperti aktivitas pengguna, hari kerja, dan kondisi cuaca. Data ini merepresentasikan

jumlah konsumsi energi listrik pada setiap jam dalam rentang waktu enam tahun penuh yang membentuk deret waktu (*time series*) dengan frekuensi tinggi.

Berdasarkan diskusi di atas, penelitian ini difokuskan pada evaluasi kualitas *Counterfactual Explanations* untuk menilai kelayakan dan efektivitasnya sebagai mekanisme interpretasi dalam sistem *forecasting* beban listrik jangka pendek. Melalui evaluasi komprehensif, penelitian ini dapat memberikan kontribusi awal dalam memperluas eksplorasi penerapan *Counterfactual Explanations* pada domain *forecasting* beban listrik.

1.2 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan evaluasi terhadap kualitas *Counterfactual Explanations* dalam interpretasi sistem *forecasting* beban listrik berbasis *Random Forest Regression*.

Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan pendekatan interpretabilitas berbasis *eXplainable AI* (XAI) pada sistem *forecasting* beban listrik melalui pemanfaatan *Counterfactual Explanations* sebagai mekanisme interpretasi lokal yang melengkapi interpretasi global model.

1.3 Manfaat

Secara teoritis, penelitian ini dapat memperluas penerapan pendekatan *Counterfactual Explanations* dalam *forecasting time series*, terutama pada domain *forecasting* beban listrik yang selama ini lebih banyak mengandalkan metode interpretasi berbasis *feature importance*. Dengan menghadirkan pendekatan yang lebih prospektif dan berorientasi pada pengguna (*user-centric*), penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metode *eXplainable AI* (XAI) yang lebih adaptif terhadap kebutuhan interpretabilitas model dalam sektor energi.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat menjadi alat bantu interpretasi yang lebih informatif bagi pengguna teknis seperti analis sistem daya atau pengembang sistem *forecasting*. Pendekatan ini memungkinkan eksplorasi skenario alternatif yang dapat memperjelas hubungan antara variabel input dan hasil *forecasting*,

sehingga mendukung pengembangan sistem *forecasting* yang lebih transparan, dapat dipertanggungjawabkan, dan mudah dipahami.



SEKOLAH PASCASARJANA