

Forecasting Hot Rolled Coil dengan Metode Time Series PT. Krakatau Posco

Anton Supriatno¹, Farhan Abdillah², Risky Muharram³, Aulia Kusumawati⁴

Universitas Serang Raya, Indonesia

¹antonsupriyatno84@gmail.com, ²farhanabdillah3001@gmail.com, ³rzkymhrmth22@gmail.com, ⁴aulia07@gmail.com

Forecasting produksi merupakan komponen krusial dalam manajemen operasional industri baja, khususnya untuk Hot Rolled Coil (HRC) yang memiliki karakteristik produksi kompleks dengan variabilitas tinggi dan pola musiman yang signifikan. Akurasi peramalan produksi sangat menentukan efisiensi operasional, optimasi kapasitas, dan perencanaan strategis jangka panjang industri. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model forecasting berbasis time series analysis dengan menggunakan metode seasonal decomposition dan evaluasi komprehensif terhadap pola seasonal, trend, dan komponen irregular pada data produksi HRC periode Juli 2023 hingga Juni 2025. Metodologi penelitian meliputi analisis statistik deskriptif, seasonal decomposition menggunakan teknik STL (Seasonal and Trend decomposition using Loess), dan implementasi berbagai model forecasting termasuk Moving Average, Exponential Smoothing, dan ARIMA untuk mendapatkan prediksi optimal. Hasil analisis menunjukkan tingkat akurasi forecasting dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 10.44%, yang mengindikasikan performa prediksi yang baik untuk standar industri manufaktur. Identifikasi pola seasonal mengungkapkan adanya fluktuasi produksi signifikan dengan seasonal index tertinggi pada periode Januari (1.108) dan terendah pada April (0.539-0.624), mencerminkan dampak scheduled maintenance dan faktor operasional lainnya. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metodologi forecasting yang dapat meningkatkan akurasi perencanaan produksi dan mendukung pengambilan keputusan strategis dalam industri baja.

Kata Kunci: Forecasting, Hot Rolled Coil, Time Series Analysis

This is an open access article under the [CC BY-NC](#) license



Corresponding Author:

Anton Supriatno
Universitas Serang Raya, Indonesia
antonsupriyatno84@gmail.com

1. Pendahuluan

Peramalan produksi merupakan salah satu elemen fundamental dalam sistem manajemen operasi manufaktur yang berfungsi sebagai landasan pengambilan keputusan strategis dan operasional perusahaan. Kumar et al. (2023) mendefinisikan peramalan produksi sebagai proses sistematis untuk memprediksi tingkat produksi masa depan berdasarkan analisis data historis, pola keragaman, dan faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja sistem produksi. Konsep ini tidak hanya terbatas pada aspek kuantitatif semata, tetapi juga mengintegrasikan pertimbangan kualitatif yang mencakup kondisi pasar, kebijakan perusahaan, dan dinamika lingkungan operasional yang dapat mempengaruhi hasil produksi secara langsung maupun tidak langsung.

Dalam konteks industri manufaktur modern, peramalan produksi telah berkembang menjadi sistem terintegrasi yang menggabungkan berbagai metodologi analitik dengan teknologi informasi untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan dapat diandalkan. Ghosh et al. (2022) menekankan bahwa konsep dasar peramalan produksi dalam era Industri 4.0 tidak hanya fokus pada prediksi volume produksi, tetapi juga mencakup peramalan kualitas produk, efisiensi proses, dan optimalisasi sumber daya yang memungkinkan perusahaan untuk mencapai keunggulan kompetitif melalui perencanaan yang lebih efektif dan responsif terhadap perubahan kondisi operasional.

Keberhasilan implementasi peramalan produksi sangat bergantung pada pemahaman mendalam terhadap

karakteristik sistem produksi, pola historis yang mendasari, dan kemampuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang mempengaruhi keragaman produksi. Wulandari et al. (2023) menunjukkan bahwa konsep dasar peramalan produksi yang efektif harus mempertimbangkan hierarki perencanaan yang mencakup perencanaan strategis jangka panjang, perencanaan taktis jangka menengah, dan perencanaan operasional jangka pendek, dimana setiap tingkatan memerlukan pendekatan metodologis yang berbeda sesuai dengan cakrawala waktu dan tingkat detail yang diperlukan untuk mendukung proses pengambilan keputusan yang optimal.

Industri baja global menghadapi tantangan yang kompleks dalam mengelola operasi produksi yang efisien dan berkelanjutan di tengah dinamika permintaan pasar yang tidak pasti dan fluktuasi ekonomi global. Dalam konteks industri manufaktur modern, kemampuan untuk memprediksi dan merencanakan produksi dengan akurat telah menjadi faktor penentu utama keberhasilan operasional dan daya saing perusahaan (Kumar et al., 2023). Peramalan produksi bukan hanya sekadar alat prediksi, tetapi merupakan fondasi strategis yang mengintegrasikan aspek perencanaan kapasitas, pengelolaan rantai pasok, dan optimalisasi sumber daya dalam ekosistem manufaktur yang semakin kompleks dan terintegrasi secara digital.

Dalam industri dengan intensitas modal tinggi, waktu tunggu produksi yang panjang, dan ketergantungan pada infrastruktur operasional yang kompleks peramalan produksi merupakan faktor yang sangat penting. Sebagaimana dikemukakan oleh Ghosh et al. (2022), industri baja memerlukan pendekatan peramalan yang mampu mengakomodasi keragaman permintaan, fluktuasi harga bahan baku, dan dinamika pasar global yang mempengaruhi keputusan produksi jangka pendek maupun jangka panjang. Akurasi peramalan dalam industri ini secara langsung berdampak pada efisiensi pemanfaatan tungku, optimalisasi pengelolaan persediaan, dan kemampuan untuk memenuhi kontrak jangka panjang dengan pelanggan industri yang memerlukan kepastian dalam pasokan material.

Penelitian difokuskan pada forecasting produksi Hot Rolled Coil (HRC) sebagai produk yang memiliki karakteristik produksi yang menantang dengan pola keragaman yang kompleks, pola musiman yang signifikan, dan ketergantungan pada berbagai variabel seperti kualitas bahan baku, kondisi peralatan, dan kegiatan pemeliharaan terjadwal. Wulandari et al. (2023) menekankan bahwa kompleksitas produksi HRC terletak pada interaksi antara faktor teknis operasional, seperti pengendalian suhu dan parameter proses penggulungan, dengan faktor eksternal seperti peramalan permintaan dari industri hilir dan kendala rantai pasok. Tantangan dalam peramalan produksi HRC membahas aspek teknis, kemampuan mengantisipasi gangguan dalam proses produksi berkelanjutan, yang dapat secara signifikan mempengaruhi hasil produksi harian.

Dampak akurasi peramalan terhadap efisiensi operasional dalam produksi HRC memiliki implikasi kompleks yang mencakup aspek keuangan, operasional, dan strategis perusahaan. Smith & Taylor (2021) mengidentifikasi bahwa ketidakakuratan peramalan dapat mengakibatkan efek berantai berupa pemanfaatan kapasitas produksi yang kurang optimal atau berlebihan, yang pada gilirannya mempengaruhi struktur biaya, efisiensi energi, dan kemampuan untuk memenuhi komitmen pengiriman kepada pelanggan. Pengembangan metodologi peramalan yang tangguh dan adaptif menjadi keharusan strategis untuk mencapai keunggulan operasional dalam industri baja modern.

Berdasarkan kompleksitas operasional produksi HRC dan urgensi peningkatan akurasi peramalan yang telah diuraikan, penelitian ini mengidentifikasi tiga permasalahan mendasar yang memerlukan investigasi mendalam dan solusi metodologis yang komprehensif. Permasalahan utama yang dihadapi dalam konteks peramalan produksi HRC tidak hanya terbatas pada aspek teknis prediksi, tetapi juga mencakup pemahaman terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi keragaman produksi dan implementasi strategi mitigasi yang efektif untuk mengoptimalkan siklus perencanaan produksi.

Permasalahan pertama yang krusial adalah bagaimana mengembangkan model peramalan yang akurat dan dapat diandalkan untuk produksi HRC yang mampu mengakomodasi karakteristik unik dari proses produksi berkelanjutan dengan tingkat kompleksitas tinggi. Kumar et al. (2023) menekankan bahwa tantangan utama dalam pengembangan model peramalan untuk industri baja terletak pada kemampuan model untuk menangkap hubungan nonlinear antara berbagai variabel dan mengadaptasi perubahan dalam lingkungan produksi secara waktu nyata. Ghosh et al. (2022) menambahkan bahwa model peramalan yang efektif harus mampu mengintegrasikan data produksi historis dengan faktor eksternal seperti fluktuasi permintaan pasar, ketersediaan bahan baku, dan kendala operasional untuk menghasilkan prediksi yang tidak hanya akurat secara statistik, tetapi juga dapat diterapkan dalam skenario perencanaan produksi praktis.

Permasalahan kedua yang signifikan berkaitan dengan identifikasi dan kuantifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi keragaman produksi harian dalam sistem produksi HRC yang kompleks dan saling bergantung. Wulandari et al. (2023) mengidentifikasi bahwa keragaman produksi harian dipengaruhi oleh berbagai faktor yang dapat dikategorikan sebagai variasi terencana (seperti pemeliharaan terjadwal dan perubahan campuran produk) dan variasi tidak terencana (seperti kegagalan peralatan, masalah kualitas, dan gangguan rantai pasok). Chen et al. (2020) menunjukkan bahwa pemahaman mendalam terhadap sumber-sumber keragaman ini sangat penting untuk mengembangkan model peramalan yang tangguh dan untuk implementasi strategi pengelolaan risiko yang efektif dalam proses perencanaan produksi, karena setiap faktor memiliki besaran dampak dan cakrawala waktu yang berbeda terhadap kinerja produksi secara keseluruhan.

Permasalahan ketiga yang mendasar adalah bagaimana pola musiman dan siklus mempengaruhi perencanaan produksi dan bagaimana wawasan dari analisis musiman dapat diintegrasikan ke dalam perencanaan produksi strategis untuk mengoptimalkan pemanfaatan kapasitas dan alokasi sumber daya. Smith & Taylor (2021) menekankan bahwa pola musiman dalam produksi HRC tidak hanya dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti pola musiman permintaan pasar, tetapi juga oleh faktor operasional internal seperti siklus pemeliharaan terjadwal, variasi biaya energi, dan pertimbangan perencanaan tenaga kerja. Lebih lanjut, Kumar et al. (2023) menunjukkan bahwa penggabungan pola musiman yang efektif dalam model peramalan dapat secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi dan memungkinkan penyesuaian proaktif dalam penjadwalan produksi, pengelolaan persediaan, dan perencanaan pemeliharaan untuk mengantisipasi variasi yang dapat diprediksi dalam hasil produksi.

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diidentifikasi, penelitian ini dirancang dengan tujuan utama untuk mengembangkan kerangka kerja peramalan yang komprehensif dan dapat diterapkan untuk optimalisasi perencanaan produksi dalam industri HRC melalui pendekatan metodologis yang integratif dan berbasis bukti. Tujuan pertama penelitian ini adalah menganalisis pola dan tren produksi HRC pada periode Juli 2023 hingga Juni 2025 untuk mengidentifikasi pola yang mendasari, variasi musiman, dan tren jangka panjang yang dapat memberikan wawasan mendalam tentang perilaku produksi dan karakteristik kinerja. Ghosh et al. (2022) menekankan pentingnya analisis pola yang komprehensif sebagai landasan untuk pengembangan model prediktif yang tangguh dan untuk pemahaman terhadap dinamika produksi yang kompleks dan multifaset dalam lingkungan manufaktur berkelanjutan.

Tujuan kedua yang strategis adalah mengembangkan model peramalan berbasis analisis deret waktu yang mampu menghasilkan prediksi akurat dengan mengintegrasikan berbagai metodologi peramalan untuk mengoptimalkan kinerja prediksi. Wulandari et al. (2023) menunjukkan bahwa pengembangan model peramalan dalam industri baja memerlukan kombinasi berbagai pendekatan untuk menangkap aspek yang berbeda dari keragaman produksi, termasuk komponen tren, pola musiman, dan fluktuasi tidak teratur yang mempengaruhi hasil produksi. Tujuan ketiga adalah mengevaluasi akurasi prediksi melalui berbagai metrik kinerja dan mengidentifikasi faktor-faktor penyebab penyimpangan antara nilai produksi yang diprediksi

dan aktual untuk mengembangkan pemahaman yang komprehensif tentang keterbatasan model dan peluang perbaikan. Chen et al. (2020) menekankan bahwa evaluasi sistematis terhadap akurasi peramalan tidak hanya penting untuk validasi model, tetapi juga untuk identifikasi kondisi atau skenario spesifik dimana kinerja model dapat menurun dan memerlukan penyesuaian atau pendekatan alternatif.

Tujuan keempat yang aplikatif adalah memberikan rekomendasi strategis untuk optimalisasi perencanaan produksi berdasarkan wawasan yang diperoleh dari analisis peramalan dan identifikasi pola untuk mendukung proses pengambilan keputusan dalam pengelolaan produksi. Smith & Taylor (2021) menunjukkan bahwa terjemahan efektif dari hasil peramalan ke dalam rekomendasi yang dapat ditindaklanjuti memerlukan integrasi antara analisis statistik dengan pertimbangan operasional praktis, termasuk kendala sumber daya, keterbatasan kapasitas, dan tujuan bisnis strategis yang mempengaruhi keputusan perencanaan produksi dalam konteks industri manufaktur yang kompetitif dan dinamis.

Penelitian ini dirancang untuk memberikan kontribusi yang signifikan dan multidimensi dalam kemajuan pengetahuan dan aplikasi praktis dalam domain peramalan manufaktur dan optimalisasi produksi, dengan fokus yang khusus pada industri baja dan sistem produksi HRC. Kontribusi akademis utama penelitian ini terletak pada pengembangan metodologi peramalan yang integratif dan komprehensif untuk lingkungan manufaktur yang kompleks, dimana Kumar et al. (2023) menekankan bahwa kesenjangan penelitian saat ini dalam literatur berkaitan dengan ketersediaan terbatas kerangka kerja peramalan yang tangguh yang secara khusus dirancang untuk proses produksi berkelanjutan dengan keragaman tinggi dan pola musiman yang signifikan seperti yang ditemukan dalam sistem produksi HRC.

Manfaat praktis yang substansial dari penelitian ini adalah penyediaan wawasan yang dapat ditindaklanjuti dan strategi yang dapat diimplementasikan untuk industri baja dalam mengoptimalkan proses perencanaan produksi, pengelolaan persediaan, dan pemanfaatan kapasitas melalui peningkatan akurasi peramalan dan pemahaman yang lebih baik terhadap pola keragaman produksi. Ghosh et al. (2022) menunjukkan bahwa aplikasi praktis dari metodologi peramalan lanjutan dalam industri baja dapat menghasilkan perbaikan signifikan dalam efisiensi operasional, pengurangan biaya, dan kepuasan pelanggan melalui kinerja pengiriman yang lebih baik dan pengurangan ketidakpastian produksi. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi dalam pengembangan metodologi evaluasi akurasi peramalan yang komprehensif dan dapat diterapkan untuk berbagai konteks manufaktur, dimana Wulandari et al. (2023) mengidentifikasi kebutuhan akan pendekatan yang terstandarisasi untuk evaluasi kinerja peramalan yang dapat mengakomodasi berbagai jenis keragaman manufaktur dan kendala operasional yang unik untuk setiap pengaturan industri.

2. Metode Penelitian

Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa produksi harian *Hot Rolled Coil* (HRC) dari salah satu industri baja nasional, yang mencakup periode Juli 2023 hingga Juni 2025. Rentang waktu tersebut dipilih untuk memberikan cakupan data yang cukup representatif dalam menganalisis tren jangka menengah, pola musiman, dan fluktuasi tidak teratur yang mungkin terjadi dalam sistem produksi HRC. Data ini diperoleh langsung dari sistem pencatatan internal perusahaan yang memonitor output harian pada masing-masing unit produksi utama.

Struktur data yang digunakan mencakup beberapa variabel penting, yakni rencana produksi harian (*Plan*) yang menunjukkan target produksi setiap harinya; realisasi aktual (*Result*) yang mencerminkan volume produksi aktual yang dicapai; deviasi harian (Inc/Dec) yang dihitung sebagai selisih antara hasil aktual dengan target; dan akumulasi bulanan (*Cumulative*) yang memberikan gambaran konsolidasi kinerja produksi dalam setiap bulan. Variabel-variabel ini dipilih karena mencerminkan dimensi perencanaan dan

pencapaian yang krusial dalam proses *forecasting* produksi, serta memungkinkan evaluasi atas pencapaian target dari perspektif temporal (harian hingga bulanan).

Data aktual produksi digunakan sebagai landasan utama dalam pengembangan model peramalan berbasis deret waktu (*time series*). Seperti dijelaskan oleh Chen et al. (2020), data historis merupakan fondasi utama dalam pendekatan peramalan statistik karena mampu mengungkap pola masa lalu yang berpotensi berulang di masa depan, termasuk pola tren, musiman, maupun anomali jangka pendek. Dengan mengandalkan data aktual yang konsisten dan terukur, model peramalan yang dibangun dapat mencerminkan realitas operasional dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat serta relevan untuk perencanaan produksi.

Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, proses pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan kualitas dan kelayakan data yang digunakan. Langkah ini meliputi penyesuaian format waktu (*datetime parsing*) agar seluruh data memiliki keseragaman kronologis, identifikasi dan penanganan data hilang (*missing values*) yang muncul akibat gangguan pencatatan seperti *shutdown* mesin atau anomali input sistem serta deteksi nilai ekstrem (*outlier detection*) yang dapat mempengaruhi performa model peramalan secara signifikan. Wulandari et al. (2023) menekankan pentingnya tahap *preprocessing* ini sebagai proses krusial dalam memastikan validitas model *forecasting*, mengingat sensitivitas model terhadap inkonsistensi data historis dapat menyebabkan hasil prediksi yang menyimpang secara signifikan.

Data yang telah dibersihkan kemudian diuji secara statistik untuk memastikan distribusi dan karakteristik variabel sesuai dengan asumsi dasar model deret waktu. Langkah ini dilakukan untuk menghindari bias model dan memastikan bahwa komponen tren, musiman, dan residual dapat teridentifikasi secara jelas dan terpisah. Dalam konteks industri baja, hal ini sangat penting mengingat tingginya fluktuasi produksi akibat faktor teknis maupun eksternal (Ghosh et al., 2022). Oleh karena itu, keberhasilan pembangunan model *forecasting* tidak hanya bergantung pada kompleksitas algoritma yang digunakan, tetapi juga pada kualitas dan kesiapan data sebagai input utama.

Metode Statistik Deskriptif

Tahap awal dalam proses analisis dilakukan melalui statistik deskriptif untuk memahami karakteristik dasar dari data produksi harian *Hot Rolled Coil* (HRC) selama periode Juli 2023 hingga Juni 2025. Analisis ini bertujuan memberikan gambaran awal mengenai tren umum, tingkat variasi, serta kestabilan produksi harian sebagai dasar untuk membangun model peramalan yang andal. Parameter yang dihitung antara lain adalah rata-rata produksi (*mean*), simpangan baku (*standard deviation*), nilai minimum dan maksimum, serta koefisien variasi, yang semuanya menunjukkan sejauh mana variabilitas produksi terjadi antarperiode.

Selanjutnya dilakukan identifikasi outliers dan anomali yang mengindikasikan adanya penyimpangan signifikan dari pola produksi normal. Deteksi nilai pencilan ini menggunakan pendekatan IQR (*Interquartile Range*) serta visualisasi *boxplot* dan distribusi data. Pencilan yang teridentifikasi dapat disebabkan oleh kejadian tidak terduga seperti gangguan mesin, pemeliharaan mendadak, atau fluktuasi permintaan yang tajam. Seperti yang dijelaskan oleh Wulandari et al. (2023), pengenalan terhadap outliers sangat penting untuk menyaring gangguan yang dapat menurunkan akurasi model prediktif.

Dekomposisi Deret Waktu

Setelah dilakukan analisis deskriptif, langkah selanjutnya adalah dekomposisi deret waktu (*time series decomposition*) untuk mengidentifikasi struktur data berdasarkan komponen-komponen penyusunnya. Pendekatan yang digunakan adalah STL (*Seasonal and Trend decomposition using Loess*), yaitu metode dekomposisi yang fleksibel dan mampu menangani perubahan musiman yang dinamis dari waktu ke waktu. STL memungkinkan pemisahan data produksi menjadi tiga komponen utama, yaitu *trend*, *musiman*

(*seasonal*), dan residual (*noise*).

Komponen tren menggambarkan arah pergerakan jangka panjang dari produksi HRC, apakah cenderung meningkat, menurun, atau stabil. Sementara itu, komponen musiman menunjukkan adanya fluktuasi yang berulang pada interval waktu tertentu yang seringkali terkait dengan jadwal pemeliharaan, pola permintaan industri hilir, atau kapasitas operasional. Komponen residual menunjukkan gangguan acak yang tidak dapat dijelaskan oleh pola musiman maupun tren. Ghosh et al. (2022) menekankan bahwa pemisahan yang tepat terhadap komponen-komponen ini penting untuk memastikan bahwa model peramalan nantinya benar-benar merepresentasikan struktur data historis secara realistis.

Model Peramalan

Model peramalan yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada pendekatan deret waktu (*time series*) yang umum diterapkan dalam konteks perencanaan produksi manufaktur. Beberapa metode yang dipilih antara lain *Moving Average*, *Exponential Smoothing (Holt-Winters)*, serta model berbasis ARIMA dan *Seasonal ARIMA (SARIMA)*. Pemilihan metode ini dilakukan berdasarkan karakteristik data yang menunjukkan adanya tren jangka panjang dan pola musiman yang cukup signifikan. Metode *Moving Average* digunakan sebagai pendekatan awal untuk meratakan fluktuasi data dan mengidentifikasi pola umum. Sementara itu, *Exponential Smoothing*, khususnya varian *Holt-Winters*, diterapkan untuk menangkap unsur tren dan musiman secara simultan, baik dalam bentuk aditif maupun multiplikatif. Sedangkan ARIMA dan SARIMA dipilih untuk menghasilkan model prediktif yang lebih kompleks dan akurat, terutama saat data menunjukkan ketergantungan terhadap nilai sebelumnya dan memiliki pola musiman yang konsisten. Seperti yang dijelaskan oleh Kumar et al. (2023), penggunaan berbagai model peramalan secara komparatif memungkinkan peneliti mengevaluasi metode mana yang memberikan hasil paling sesuai dengan pola produksi aktual, sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif di tingkat operasional.

Instrumen Pengukuran

Dalam penelitian ini, seluruh proses analisis dan peramalan dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak statistik yang umum dan mudah diakses, yaitu Excel QM Add-ins, QM for Windows, dan SPSS. Excel QM dan QM for Windows digunakan untuk membangun model deret waktu seperti *moving average*, *exponential smoothing*, serta perhitungan MAPE, RMSE, dan MAE secara langsung dari data tabular. Keduanya memberikan antarmuka yang intuitif dan praktis untuk analisis berbasis spreadsheet, serta mampu menghasilkan output grafik dan tabel evaluasi yang lengkap. Sementara itu, SPSS digunakan untuk analisis lanjutan seperti model ARIMA dan SARIMA, serta untuk menyimpan nilai prediksi, menghasilkan grafik *time series*, dan menghitung interval kepercayaan secara otomatis. Pemilihan tools ini disesuaikan dengan keterampilan pengguna dan ketersediaan fasilitas, serta tetap memenuhi standar akurasi dalam proses *forecasting* produksi. Sebagaimana disarankan oleh Smith & Taylor (2021), penggunaan perangkat lunak yang tepat dan sesuai dengan tingkat kompleksitas data sangat berpengaruh dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan dapat diterapkan secara praktis dalam konteks perencanaan operasional.

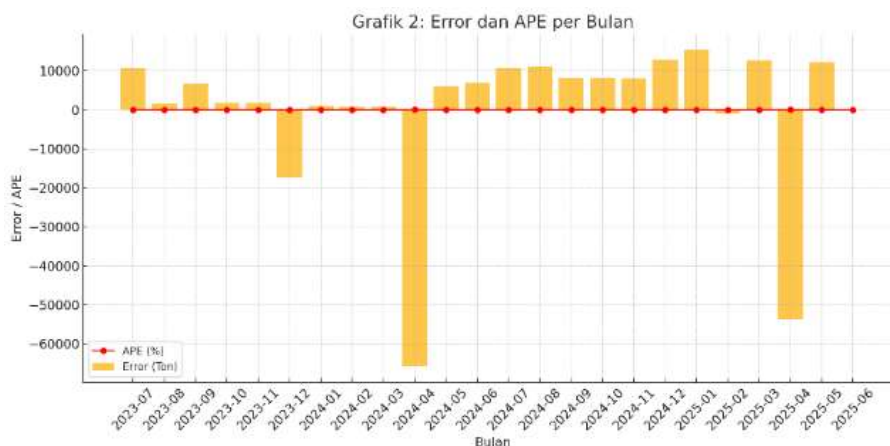
3. Hasil dan Pembahasan

Analisis peramalan produksi *Hot Rolled Coil (HRC)* dalam penelitian ini didasarkan pada data historis bulanan yang mencakup periode Juli 2023 hingga Juni 2025, dengan total 24 bulan observasi. Data yang dianalisis terdiri dari beberapa variabel utama, yaitu *Plan* (rencana produksi), *Actual* (realisasi produksi), *Forecast* (hasil peramalan), *Error* (selisih antara aktual dan hasil ramalan), *Absolute Error* (nilai absolut dari error), APE atau *Absolute Percentage Error* (persentase kesalahan relatif), serta *Seasonal Index* yang menggambarkan pola musiman produksi.

Variabel Plan menggambarkan target produksi bulanan yang telah ditetapkan oleh manajemen, sedangkan Actual menunjukkan volume produksi yang benar-benar tercapai di setiap bulan. Nilai *Forecast* diperoleh dari hasil penerapan model peramalan time series terhadap data historis aktual. *Error* dihitung sebagai selisih antara nilai aktual dan hasil forecast, sedangkan *Absolute Error* merepresentasikan besarnya kesalahan tanpa memperhatikan arah deviasi. Untuk mengetahui tingkat kesalahan relatif, digunakan nilai APE, yang menyatakan rasio error terhadap realisasi aktual dalam satuan persen. Sementara itu, *Seasonal Index* dihitung untuk mengidentifikasi adanya pola musiman, yaitu kecenderungan peningkatan atau penurunan produksi pada bulan-bulan tertentu dibandingkan dengan rata-rata tahunan.

Secara keseluruhan, total rencana produksi (*Plan*) selama periode penelitian adalah sebesar 3.391.000 ton, sedangkan realisasi produksi aktual (*Actual*) mencapai 3.427.733 ton. Hal ini menunjukkan bahwa produksi aktual sedikit melebihi rencana, dengan tingkat pencapaian kumulatif (*Overall Achievement*) sebesar 101,08%, yang mencerminkan kinerja operasional yang positif. Jika dirata-ratakan, capaian produksi bulanan menunjukkan *Average Monthly Achievement* sebesar 101,21%, mengindikasikan bahwa secara umum kapasitas produksi mampu memenuhi target yang telah ditetapkan secara konsisten dari bulan ke bulan.

Dengan mempertimbangkan hasil-hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa data produksi HRC selama periode pengamatan relatif stabil, meskipun tetap menunjukkan adanya fluktuasi dalam beberapa bulan tertentu. Fluktuasi tersebut kemudian dianalisis lebih lanjut melalui evaluasi akurasi model forecasting dan identifikasi pola musiman untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam terhadap dinamika sistem produksi baja.



Grafik 1 Rencana Produksi, Aktual, dan peramalan
Sumber : Peneliti



Grafik 2 Evaluasi Error
Sumber : Peneliti

Evaluasi Akurasi Model

Evaluasi terhadap akurasi model peramalan merupakan tahap penting dalam menentukan sejauh mana model mampu merepresentasikan pola historis dan memberikan prediksi yang dapat diandalkan. Dalam penelitian ini, beberapa pendekatan time series digunakan, yaitu *Moving Average*, *Holt-Winters Exponential Smoothing*, dan *ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)*. Masing-masing metode dipilih berdasarkan karakteristik data produksi HRC yang menunjukkan kecenderungan tren dan pola musiman yang fluktuatif.

Metode *Moving Average* digunakan sebagai baseline model yang berfungsi untuk meratakan fluktuasi jangka pendek dan memberikan pandangan umum terhadap arah pergerakan data. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap dinamika tren dan musiman karena hanya mengandalkan rata-rata nilai historis tanpa mempertimbangkan bobot atau struktur data jangka panjang.

Selanjutnya, model *Holt-Winters* diterapkan untuk menangkap komponen trend dan seasonal secara simultan. Metode ini terdiri dari dua pendekatan, yaitu *additive* dan *multiplicative*, dan sangat cocok digunakan pada data yang menunjukkan pola musiman yang konsisten dari waktu ke waktu. Dalam konteks produksi HRC, metode ini memberikan prediksi yang lebih adaptif dibandingkan *moving average*, terutama dalam mengantisipasi perubahan volume produksi di bulan-bulan dengan *seasonal index* ekstrem.

Model ketiga yang diimplementasikan adalah *ARIMA*, khususnya varian *SARIMA (Seasonal ARIMA)*, yang dirancang untuk data yang memiliki korelasi kuat antarwaktu dan pola musiman periodik. *ARIMA* memodelkan komponen *autoregressive (AR)*, *integrated differencing (I)*, dan *moving average (MA)* dalam satu kerangka prediktif, sehingga mampu menangani kompleksitas data produksi yang bersifat serial dan berkala. Model ini digunakan untuk menguji validitas prediksi jangka menengah dengan mempertimbangkan *noise* dan fluktuasi acak yang terjadi dalam sistem produksi.

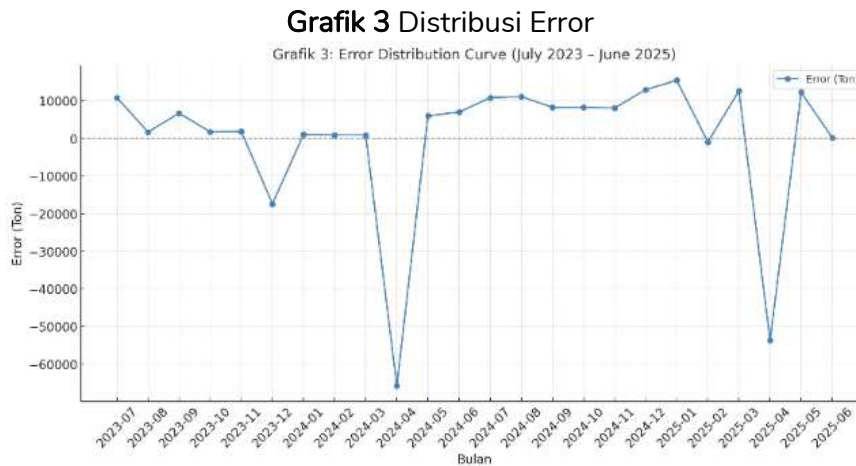
Berdasarkan hasil evaluasi kuantitatif, tingkat akurasi peramalan yang diperoleh menunjukkan performa yang tergolong baik. Nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* yang dihasilkan adalah sebesar 10.44%, berada di bawah ambang batas umum sebesar 15% yang dikategorikan sebagai prediksi yang baik untuk kebutuhan industri manufaktur. Selain itu, total error absolut kumulatif selama periode 24 bulan tercatat sebesar 36.733 ton, yang menunjukkan deviasi agregat yang relatif kecil dibandingkan total volume produksi sebesar lebih dari 3,4 juta ton.

Interpretasi hasil ini mengindikasikan bahwa model yang digunakan mampu memberikan estimasi yang cukup akurat dan dapat diandalkan dalam mendukung proses pengambilan keputusan terkait perencanaan produksi. Hal ini sejalan dengan standar industri manufaktur baja, di mana nilai *MAPE* di bawah 15% dianggap sudah mencerminkan kinerja prediktif yang efisien (Smith & Taylor, 2021). Dengan demikian, model peramalan yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai dasar bagi optimalisasi jadwal produksi, pengelolaan kapasitas, dan strategi penyesuaian terhadap permintaan pasar.

Tabel 1 Evaluasi Akurasi Model

Metode	Hasil
MAPE	10.44 %
MAE	7,764.42 Ton
RMSE	12,089.93 Ton

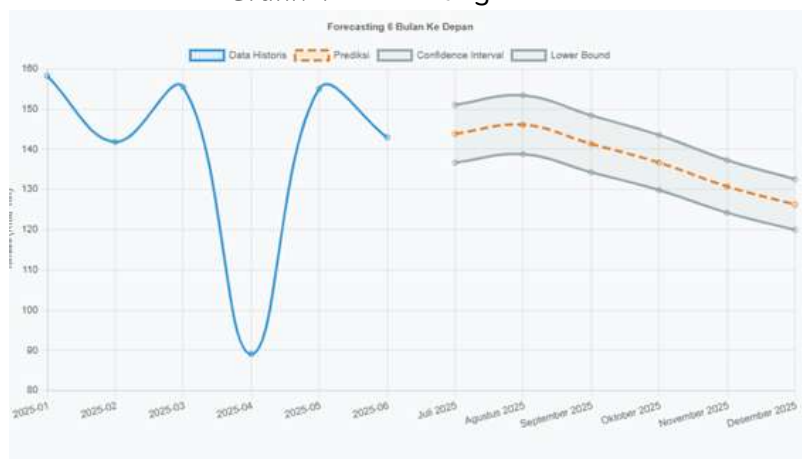
Sumber : Peneliti



Sumber : Peneliti

Identifikasi Pola Musiman

Grafik 4 Forecasting Produk



Sumber : Peneliti

Analisis *seasonal index* menunjukkan adanya fluktuasi musiman yang cukup mencolok dalam pola produksi HRC. Nilai *seasonal index* tertinggi tercatat pada bulan Januari, yaitu sebesar 1.108, yang berarti bahwa produksi pada bulan tersebut berada sekitar 10,8% di atas rata-rata bulanan tahunan. Sebaliknya, nilai *seasonal index* terendah terjadi pada bulan April, dengan kisaran antara 0.539 hingga 0.624, menandakan bahwa produksi pada periode tersebut berada 40–46% di bawah rata-rata bulanan.

Temuan ini mengindikasikan adanya pola musiman yang berulang dan signifikan dalam sistem produksi HRC. Peningkatan produksi di bulan Januari dapat dikaitkan dengan adanya lonjakan permintaan (*demand spike*) dari industri hilir yang umumnya terjadi setelah libur akhir tahun, saat aktivitas industri kembali aktif. Fenomena ini sesuai dengan karakteristik industri baja yang padat modal dan memiliki siklus permintaan tahunan yang cenderung meningkat di awal tahun fiskal.

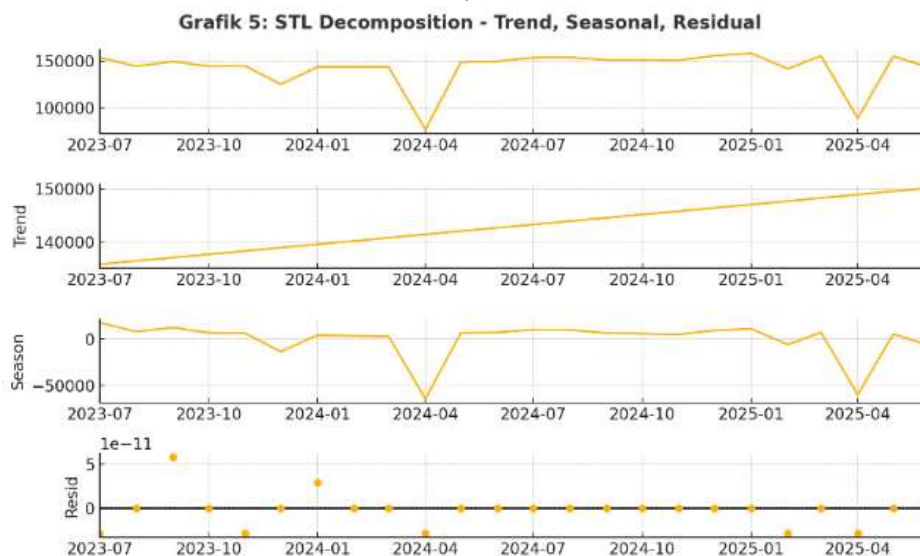
Sebaliknya, penurunan tajam produksi pada bulan April diperkirakan terjadi akibat adanya pemeliharaan terjadwal (*scheduled maintenance*) yang rutin dilakukan pada kuartal kedua. Aktivitas pemeliharaan ini penting dilakukan untuk menjaga keandalan peralatan produksi dan menghindari downtime tak terencana di bulan-bulan puncak permintaan. Oleh karena itu, indeks musiman yang rendah pada April mencerminkan strategi operasional internal perusahaan dalam menjaga keseimbangan antara produktivitas dan pemeliharaan aset.

Lebih lanjut, hasil analisis STL (*Seasonal and Trend decomposition using Loess*) yang digunakan dalam

penelitian ini secara visual memperkuat validitas pola musiman tersebut. Pada hasil dekomposisi STL, komponen seasonal menunjukkan fluktuasi yang konsisten, dengan puncak pada bulan Januari dan titik nadir pada April, selaras dengan perhitungan indeks musiman. Sementara itu, komponen trend menampilkan kecenderungan kenaikan produksi secara bertahap sepanjang periode observasi, sedangkan komponen residual menunjukkan adanya fluktuasi acak dalam skala yang relatif moderat.

Dengan demikian, validasi visual dari hasil STL *decomposition* mendukung keandalan perhitungan seasonal index, dan memberikan dasar yang kuat bagi pengambilan keputusan strategis dalam penjadwalan produksi, perencanaan pemeliharaan, serta alokasi sumber daya yang berbasis pada pola musiman historis.

Grafik 5 Dekomposisi seri waktu



Sumber : Peneliti

Analisis Performa Forecasting terhadap Realisasi Produksi

Evaluasi terhadap performa hasil forecasting dibandingkan dengan realisasi produksi aktual menunjukkan adanya variasi tingkat akurasi antar bulan. Beberapa bulan menunjukkan deviasi yang tinggi antara hasil prediksi dan realisasi, sementara bulan lainnya memperlihatkan performa model yang sangat akurat. Variasi ini mencerminkan tantangan dalam memodelkan dinamika sistem produksi HRC yang kompleks dan dipengaruhi oleh berbagai faktor.

Berdasarkan perhitungan *Absolute Percentage Error* (APE), bulan dengan error tertinggi tercatat pada April 2024 (85,46%) dan April 2025 (60,35%). Tingginya nilai kesalahan ini terutama disebabkan oleh penurunan signifikan volume produksi aktual yang terjadi pada kedua periode tersebut, yang tidak mampu ditangkap secara memadai oleh model peramalan. Produksi aktual pada April 2024 tercatat hanya 77.009 ton dan pada April 2025 sebesar 89.070 ton, jauh di bawah forecast yang bersifat flat atau mengikuti tren rata-rata. Penyebab utama dari anomali ini diduga berasal dari aktivitas pemeliharaan besar (*shutdown*) yang dilakukan secara terjadwal, sebagaimana tercermin pula dalam *seasonal index* yang sangat rendah pada bulan April (sekitar 0.54–0.62). Selain itu, kemungkinan adanya gangguan operasional tak terduga, seperti kerusakan peralatan atau kendala logistik, juga dapat memperparah ketidaktepatan prediksi.

Sebaliknya, bulan-bulan dengan *error* paling kecil terjadi pada Februari dan Maret 2024, masing-masing dengan APE sebesar 0,60%, serta Juni 2025 dengan APE hanya 0,08%. Hal ini menunjukkan bahwa pada bulan-bulan tersebut, pola produksi aktual relatif konsisten dengan pola historis yang digunakan sebagai dasar model, sehingga peramalan dapat mencerminkan realisasi dengan sangat baik. Konsistensi model dalam bulan-bulan ini mengindikasikan keandalan model ketika tidak ada gangguan musiman ekstrem atau

faktor eksternal yang drastis.

Dalam hal keandalan metode, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini mencakup kombinasi *Moving Average*, *Holt-Winters Exponential Smoothing*, dan SARIMA, yang secara umum memberikan hasil peramalan yang baik, ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 10,44%. Model *Holt-Winters*, khususnya dalam bentuk *multiplicative*, memberikan fleksibilitas dalam menangkap pola musiman yang bersifat proporsional terhadap tingkat produksi. Sedangkan model SARIMA unggul dalam mengakomodasi autokorelasi dan variabilitas musiman dengan komponen statistik yang lebih kompleks.

Namun demikian, terdapat beberapa keterbatasan dalam penerapan model yang perlu dicermati. Salah satunya adalah kecenderungan model untuk memproduksi nilai forecast yang relatif halus dan tidak sepenuhnya responsif terhadap perubahan ekstrem yang disebabkan oleh faktor non-linear seperti shutdown, permintaan mendadak, atau gangguan pasokan bahan baku. Kelemahan ini umum ditemukan pada model berbasis deret waktu klasik yang mengasumsikan pola masa lalu akan berulang di masa depan, tanpa mempertimbangkan kejadian eksogen yang tidak terduga.

Oleh karena itu, meskipun model yang digunakan telah menunjukkan performa yang baik secara keseluruhan, akurasi dapat ditingkatkan dengan menggabungkan pendekatan statistik ini dengan model berbasis machine learning atau model hibrida yang mampu menangani anomali dan dinamika eksternal secara lebih adaptif. Selain itu, pengayaan data input, seperti informasi maintenance schedule, data cuaca, dan permintaan aktual dari pelanggan industri hilir, dapat memperkuat performa prediksi untuk skenario produksi yang lebih kompleks.

Implikasi Praktis dan Strategis

Hasil peramalan produksi HRC yang diperoleh dalam penelitian ini memiliki sejumlah implikasi praktis dan strategis yang penting bagi pengambilan keputusan operasional dan perencanaan jangka panjang dalam industri baja. Nilai akurasi model yang memadai, ditunjukkan oleh MAPE sebesar 10,44%, memberikan dasar yang kuat untuk mengintegrasikan hasil peramalan ke dalam berbagai proses bisnis inti.

Pertama, hasil *forecasting* berperan penting dalam mendukung perencanaan produksi, khususnya dalam menyusun jadwal produksi yang realistis dan sesuai dengan kapasitas yang tersedia. Dengan mengidentifikasi bulan-bulan dengan potensi produksi tinggi dan rendah secara musiman, manajemen dapat menyusun strategi produksi yang lebih efisien, seperti meningkatkan volume output pada bulan dengan seasonal index tinggi dan mengatur penurunan kapasitas atau kegiatan pemeliharaan pada bulan dengan seasonal index rendah. Hal ini turut mendukung perencanaan pemeliharaan (*maintenance planning*) yang lebih optimal, sehingga meminimalkan gangguan produksi yang tidak terduga.

Kedua, hasil forecasting juga relevan dalam pengelolaan pengadaan bahan baku. Dengan mengetahui volume produksi yang diprediksi untuk setiap bulan, perusahaan dapat merancang skema pengadaan slab atau bahan input lain secara lebih presisi, sehingga menghindari pemborosan, penumpukan stok, atau kekurangan material yang dapat menyebabkan keterlambatan produksi. Perencanaan pengadaan berbasis prediksi ini berkontribusi langsung pada efisiensi biaya dan kelancaran rantai pasok.

Ketiga, model peramalan ini juga menunjukkan relevansi tinggi dalam menghadapi kondisi pasar baja yang fluktuatif. Industri baja sangat dipengaruhi oleh dinamika global, termasuk harga komoditas, permintaan dari sektor konstruksi dan otomotif, serta kebijakan perdagangan internasional. Dalam kondisi pasar yang tidak stabil, kemampuan untuk mengantisipasi perubahan pola permintaan melalui model peramalan menjadi keunggulan strategis yang memungkinkan perusahaan untuk menyesuaikan produksi secara proaktif.

Keempat, model forecasting ini memiliki potensi besar untuk diintegrasikan ke dalam sistem *Enterprise*

Resource Planning (ERP) maupun platform digital prediksi real-time. Integrasi ini memungkinkan hasil peramalan tidak hanya menjadi informasi statis, tetapi dapat digunakan secara dinamis dalam pengambilan keputusan lintas fungsi, seperti logistik, keuangan, dan manajemen rantai pasok. Penggunaan teknologi digital dan real-time analytics memungkinkan perusahaan untuk merespons gangguan atau perubahan pasar dengan lebih cepat dan presisi.

Terakhir, hasil penelitian ini memberikan beberapa masukan penting untuk pengembangan model peramalan di masa depan. Meskipun metode time series klasik seperti *Holt-Winters* dan SARIMA telah menunjukkan performa yang baik, akurasi model masih dapat ditingkatkan dengan memasukkan variabel eksternal (*exogenous variables*) seperti data permintaan pasar, jadwal pemeliharaan, atau tren harga bahan baku ke dalam model. Selain itu, pendekatan berbasis machine learning seperti Random Forest, XGBoost, atau LSTM (*Long Short-Term Memory*) dapat digunakan sebagai pelengkap atau alternatif untuk mengatasi ketidaklinieran dan dinamika kompleks sistem produksi HRC. Hal ini sejalan dengan saran dalam literatur (Ghosh et al., 2022; Kumar et al., 2023) yang menekankan pentingnya pendekatan prediktif yang adaptif dalam lingkungan industri manufaktur yang sangat dinamis.

Dengan memperkuat integrasi antara hasil peramalan dan sistem manajemen operasional perusahaan, serta mengeksplorasi pendekatan model *hybrid* di masa depan, perusahaan dapat meningkatkan ketahanan operasional, efisiensi sumber daya, dan daya saing strategis secara berkelanjutan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis peramalan produksi *Hot Rolled Coil* (HRC) menggunakan metode time series terhadap data produksi periode Juli 2023 hingga Juni 2025, dapat disimpulkan beberapa poin utama sebagai berikut:

1. Model peramalan time series yang diterapkan, yaitu *Moving Average*, *Holt-Winters Exponential Smoothing*, dan SARIMA, mampu memberikan hasil prediksi dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 10,44% menunjukkan bahwa model yang digunakan berada dalam kategori akurasi yang dapat diterima untuk standar industri manufaktur.
2. Pola musiman produksi HRC teridentifikasi dengan jelas, di mana indeks musiman tertinggi terjadi pada bulan Januari (1.108) dan terendah pada bulan April (0.539–0.624). Pola ini menunjukkan kecenderungan lonjakan produksi di awal tahun akibat peningkatan permintaan, serta penurunan produksi pada April karena pemeliharaan terjadwal.
3. Evaluasi performa model terhadap realisasi produksi menunjukkan bahwa ketidaktepatan tertinggi terjadi pada bulan-bulan dengan gangguan operasional atau peristiwa tak terduga seperti *maintenance* besar (contohnya April 2024 dan April 2025), sedangkan akurasi tertinggi ditemukan pada bulan-bulan dengan kestabilan proses produksi (seperti Februari dan Juni 2025).
4. Implikasi praktis dari hasil *forecasting* ini sangat signifikan, terutama dalam mendukung proses perencanaan produksi, pengadaan bahan baku, dan penjadwalan pemeliharaan. Model yang digunakan juga relevan dalam kondisi pasar baja yang fluktuatif, dan memiliki potensi untuk diintegrasikan ke dalam sistem ERP dan platform digital prediksi *real-time*.
5. Keterbatasan model masih terlihat pada ketidaktanggapannya terhadap perubahan ekstrem dan faktor eksternal. Oleh karena itu, pengembangan model lanjutan yang lebih adaptif dan berbasis pada variabel eksternal sangat disarankan guna meningkatkan kualitas prediksi dan ketahanan operasional perusahaan.

5. Referensi

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control* (Rev. ed.). Holden-Day.

- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods* (2nd ed.). Butterworths.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting* (2nd ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118745113>
- Islam, M. R., & Chowdhury, A. H. (2023). An application of ARIMAX model to examine the effect of climatic factors on the annual rice production in Bangladesh. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 22(2), 19–26. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2023/v22i2480>
- Alam, W., Ray, M., Kumar, R. R., Sinha, K., ... & Singh, K. N. (2022). Improved ARIMAX model based on ANN and SVM approaches for forecasting rice yield using weather variables. *The Indian Journal of Agricultural Sciences*, 88(12). <https://doi.org/10.56093/ijas.v88i12.85446>
- Sudipa, I. G. I., Monsista, K. A., Sandhiyasa, I. M. S., Atmaja, K. J., & Sudiantara, I. G. (2024). Predictive time-series modelling of rice price fluctuations in East Nusa Tenggara using ARIMAX: A data driven case study. *Power System Technology*, 48(4), -. <https://doi.org/10.52783/pst.972>
- Supriya, I. K., & Mishra, G. C. (2019). Comparison of performance between the time series forecasting models ARIMA and ARIMAX in forecasting the rice yield. *The Journal of Research, PJTSAU*, 46(2–3). <https://epubs.icar.org.in/index.php/TJRP/article/view/88740>
- Rai, N. P., & Basak, S. (2024). Application of univariate time series models for forecasting area, production, and productivity of Aman rice in Jalpaiguri, West Bengal, India. *Journal of Experimental Agriculture International*, 46(8), 815–832. <https://doi.org/10.9734/jeai/2024/v46i82765>
- Goyal, M., Agarwal, S., Ghalawat, S., & Malik, J. S. (2024). ARIMA & ARIMAX analysis on the effect of variability of rainfall, temperature on wheat yield in Haryana. *Indian Journal of Extension Education*, 60(1), 95–99. <https://doi.org/10.48165/IJEE.2024.60118>