



Penerapan Metode *Holt-Winters* untuk *Forecasting* Kebutuhan Gas Alam pada Perusahaan Listrik

Nabila Putri Anjali^{1✉}, Dean Tirkaamiana²

⁽¹⁾Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

DOI: 10.31004/jutin.v9i1.53884

✉ Corresponding author:
[dean.tirkaamiana.ft@upnjatim.ac.id]

Article Info

Abstrak

Kata kunci:
Peramalan;
Kebutuhan Gas Alam;
Holt-Winters Additive;
Perusahaan Listrik;
Software Minitab

Perencanaan kebutuhan gas alam yang akurat merupakan faktor penting dalam menjaga keandalan operasional perusahaan listrik. Perbedaan antara rencana dan realisasi pemakaian gas akibat fluktuasi beban pembangkitan dan dispatch P2B (Pusat Pengatur Beban) menyebabkan perlunya metode peramalan yang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan kebutuhan gas alam menggunakan metode Holt-Winters Additive berbasis data historis pemakaian gas periode November 2023 hingga Oktober 2025. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis deret waktu dan diolah menggunakan *software* Minitab. Evaluasi akurasi model dilakukan menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa parameter optimal $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,6$, dan $\gamma = 0$ menghasilkan nilai MAPE sebesar 5% yang tergolong sangat baik. Hasil peramalan ini dapat digunakan sebagai dasar perencanaan pasokan gas yang lebih efisien dan mendukung keandalan operasi pembangkit.

Abstract

Keywords:
Forecasting;
Natural Gas Demand;
Holt-Winters Additive;
Electricity Company;
Software Minitab

Accurate natural gas demand planning is a critical factor in maintaining the operational reliability of electricity companies. Discrepancies between planned and actual gas consumption, caused by fluctuations in generation load and dispatch decisions by P2B (Load Dispatch Center), highlight the need for an appropriate forecasting method. This study aims to forecast natural gas demand using the Holt-Winters Additive method based on historical gas consumption data from November 2023 to October 2025. The research adopts a quantitative approach with time series analysis and is processed using Minitab software. Model accuracy is evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicator. The results show that the optimal parameters $\alpha = 0.2$, $\beta = 0.6$, and $\gamma = 0$ produce a MAPE value of 5%, which is classified as very good. The forecasting results can serve as a basis for more efficient gas supply planning and support the reliability of power plant operations.

1. PENDAHULUAN

Di Indonesia, dengan semakin meningkatnya kegiatan industri dan jumlah penduduknya, maka kebutuhan energi listrik juga mengalami peningkatan. Dengan meningkatnya kebutuhan energi listrik maka pemanfaatan energi listrik harus seefisien mungkin agar dapat dirasakan oleh seluruh penduduk Indonesia (Putra & Pariaman, 2020). Pembangkit Listrik Tenaga Gas dan Uap atau PLTGU merupakan suatu pembangkit listrik yang memiliki fungsi untuk mengubah energi panas (hasil pembakaran bahan bakar dan udara) menjadi energi. Pada dasarnya, sistem PLTGU merupakan kombinasi antara Pembangkit Listrik Tenaga Gas (PLTGU) dan Pembangkit Listrik Tenaga Uap (PLTU), dimana panas dari gas buang pada PLTG dimanfaatkan untuk menghasilkan uap yang dimanfaatkan sebagai fluida kerja pada PLTU. Sistem kerja PLTGU merupakan gabungan antara Gas Turbine Generator (GTG) dan Steam Turbin Generator (STG). STG itu sendiri memanfaatkan energi panas yang berasal dari gas buang turbin pada GTG dengan pemanasan air pada Heat Recovery Steam Generator (HRSG) (Antariksa & Sinaga, 2023). Sebagai perusahaan listrik yang bergerak di bidang penyediaan energi listrik, perusahaan ini memiliki tanggung jawab tidak hanya dalam memenuhi kebutuhan energi masyarakat, tetapi juga dalam menjaga keandalan dan keberlanjutan sistem kelistrikan. Perusahaan listrik tersebut merupakan salah satu unit pembangkit tenaga listrik yang berlokasi di wilayah Jawa Timur, yang berperan strategis dalam menjaga pasokan listrik regional dengan memanfaatkan sumber energi seperti gas alam dan air dalam proses pembangkitan. Berdasarkan kebijakan Tanggung Jawab Sosial dan Lingkungan (TJSL) perusahaan, perusahaan listrik berkomitmen untuk mengintegrasikan aspek keberlanjutan dalam setiap lini usahanya (Khayubi dkk., 2024).

Dalam perusahaan listrik diperlukan bahan bakar yang memadai. Bahan bakar merupakan komponen utama dalam pembangkitan energi listrik. Penggunaan bahan bakar yang efektif dan efisien disesuaikan dengan kebutuhan permintaan beban sehingga tidak ada energi yang terbuang ataupun kurangnya bahan bakar dalam pembangkit listrik. Prediksi terhadap penggunaan bahan bakar sangat diperlukan untuk mempersiapkan kebutuhan bahan bakar pada periode yang akan datang serta meminimalisir terjadinya kerugian bagi pihak perusahaan maupun konsumen. Hal ini mengingat adanya kekurangan bahan bakar yang tersedia dapat berakibat terhentinya proses pembangkitan yang sedang berlangsung. Selain itu, persediaan bahan bakar yang relatif kecil akan mengakibatkan frekuensi pembelian bahan bakar menjadi lebih sering sehingga biaya pemesanan bahan bakar untuk proses pembangkitan menjadi lebih besar. Oleh karenanya, prediksi penggunaan bahan bakar gas untuk sistem pembelanjaan diperlukan agar biaya produksi seimbang dengan harga jual daya listrik yang dibangkitkan (Fachturin dkk., 2020).

Perencanaan kebutuhan gas alam pada perusahaan listrik pada dasarnya telah disusun berdasarkan RUPTL (Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik) sebagai acuan utama perencanaan pembangkitan. Namun, dalam pelaksanaannya sering terjadi perbedaan antara rencana dan realisasi pemakaian gas akibat fluktuasi operasi pembangkit yang dipengaruhi oleh dispatch P2B (Pusat Pengatur Beban). Perubahan beban pembangkitan yang dinamis menyebabkan pemakaian gas alam tidak bersifat konstan dan cenderung berfluktuasi dari waktu ke waktu. Kondisi ini membuat estimasi kebutuhan gas menjadi sulit diprediksi secara akurat apabila tidak didukung oleh metode peramalan yang sesuai. Ketidaktepatan dalam memperkirakan kebutuhan gas berpotensi memengaruhi efektivitas perencanaan operasional pembangkit. Oleh karena itu, diperlukan analisis peramalan pemakaian gas berbasis data historis untuk menggambarkan pola fluktuasi tersebut secara lebih akurat. Peramalan atau yang biasa disebut dengan istilah *forecasting* adalah bagian dari sistem pendukung keputusan yang memberikan dugaan atau perkiraan pada hal-hal yang belum terjadi atau akan terjadi di masa mendatang dengan menggunakan sejumlah data yang ada sebelumnya (Dewi & Listiowarni, 2020).

Sebagai solusi terhadap permasalahan tersebut, digunakan metode Holt-Winters yang diimplementasikan melalui *software* Minitab untuk memperkirakan kebutuhan gas pada periode mendatang. Metode Holt-Winters Exponential Smoothing dipilih karena memiliki keunggulan dalam meramalkan data time series yang dipengaruhi oleh pola musiman, serta mampu menangkap tren dan fluktuasi pemakaian gas yang menjadi karakteristik operasional perusahaan listrik. Selain itu, metode ini relatif sederhana, mudah diterapkan dalam praktik, dan tetap kompetitif dibandingkan model peramalan yang lebih kompleks (Aini dkk., 2021). Proses peramalan dilakukan melalui tahapan pengumpulan data historis, penentuan parameter pemulusan, dan pengujian tingkat akurasi model. Salah satu alat bantu yang dapat digunakan adalah *software* Minitab. Minitab memiliki beberapa modul dalam mengolah data statistik, seperti modul statistik deskriptif, alat uji statistik, dan analisis data perkiraan (Rizki dkk., 2023). Penggunaan Minitab memungkinkan analisis dilakukan lebih cepat, akurat, serta memberikan visualisasi yang membantu interpretasi hasil. Model Holt-Winters juga menghasilkan nilai akurasi yang baik dan dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan operasional. Dengan adanya hasil peramalan yang

lebih tepat, divisi operasional dapat merencanakan pasokan gas secara lebih efisien dan mengurangi risiko kekurangan energi primer. Pada akhirnya, pendekatan ini mendukung upaya peningkatan keandalan pembangkitan di perusahaan listrik.

2. METODE

Metodologi penelitian yang digunakan dalam kegiatan ini adalah penelitian kuantitatif dengan pendekatan analisis deret waktu (*time series*) untuk meramalkan kebutuhan gas alam pada perusahaan listrik. Metode yang digunakan adalah Holt-Winters Exponential Smoothing, yang bertujuan untuk memperoleh prediksi kebutuhan gas alam yang akurat dengan mempertimbangkan komponen level, tren, dan musiman pada data historis konsumsi gas. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data sekunder. Data sekunder diperoleh dari literatur, laporan teknis, dan dokumen pendukung terkait. Tahapan penelitian pada Gambar 2.1 meliputi pengumpulan data historis, penentuan parameter level (α), tren (β), dan musiman (γ), pemuluan nilai awal, selanjutnya proses peramalan menggunakan metode Holt-Winters, serta evaluasi akurasi model berdasarkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Squared Error* (MSE). MAD biasanya digunakan ketika seorang peneliti ingin untuk mengukur kesalahan peramalan pada unit ukuran yang sama seperti pada data aslinya. MSE biasanya digunakan ketika penelitian menghasilkan kesalahan yang moderat namun terkadang MSE dapat menghasilkan kesalahan yang lebih kecil tetapi kadang-kadang juga dapat menghasilkan kesalahan yang besar. MAPE digunakan jika ukuran variabel peramalan merupakan faktor yang penting pada evaluasi akurasi peramalan tersebut. MAPE dapat memberikan petunjuk antara seberapa besar suatu kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari data tersebut (Yolanda dkk., 2024). Parameter level (α) menggambarkan nilai rata-rata dari data pada periode saat ini, parameter tren (β) merepresentasikan perubahan tingkat data dari waktu ke waktu, sedangkan parameter musiman (γ) menggambarkan pola musiman yang berulang dalam data *time series* (Setyo & Abdillah, 2024). Proses penentuan nilai peramalan pada metode pemuluan eksponensial memerlukan penetapan nilai awal yang terdiri dari level, tren, dan musiman, di mana ketiga komponen tersebut menjadi fondasi akurasi model dalam tahap peramalan berikutnya. Nilai awal level ditentukan dengan menghitung nilai rata-rata dari data pada satu periode musiman penuh, sehingga nilai level awal S_L merepresentasikan kondisi dasar sistem sebelum dilakukan pemuluan dinamis; pendekatan ini penting karena memberikan titik acuan yang stabil untuk memulai pembaruan parameter pada iterasi selanjutnya.

$$S_L = \frac{1}{L} (X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_L) \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan rumus:

S_0 = Nilai awal pemuluan eksponensial

X = Data ke- t

L = Panjang periode musiman

Setelah itu, nilai awal tren T_L dihitung dengan mengestimasi rata-rata perubahan antarperiode musiman, yang dilakukan melalui perbedaan nilai data pada periode ke- L dengan periode sebelumnya, dibagi panjang musim; proses ini memberikan gambaran kecenderungan arah perubahan data sehingga model mampu merepresentasikan pola kenaikan atau penurunan yang terjadi secara sistematis dari waktu ke waktu.

$$T_L = \frac{1}{L} \left(\frac{X_L - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_L - X_L}{L} \right) \dots \dots \dots (2)$$

Keterangan rumus:

T_0 = Nilai awal pemuluan eksponensial

X = Data ke- t

L = Panjang periode musiman

Selanjutnya, nilai awal musiman ditentukan dengan menghitung rasio antara data aktual pada setiap titik musiman dengan nilai level awal, yang menghasilkan indeks musiman SN_t yang mencerminkan deviasi periodik dari nilai rata-rata, indeks ini berperan dalam menunjukkan apakah nilai data pada periode tertentu cenderung berada di atas atau di bawah kondisi normal.

$$SN_t = \frac{X_{Nt}}{L_s} \dots \dots \dots (3)$$

Ketiga komponen dasar tersebut memiliki peran strategis dalam memastikan bahwa proses pemuluan level, tren, dan musiman pada iterasi berikutnya berjalan stabil dan menghasilkan performa peramalan yang optimal. Dalam konteks implementasinya, seluruh tahapan perhitungan tersebut tidak dilakukan secara manual karena perangkat lunak seperti Minitab telah melakukan estimasi ketiga parameter awal tersebut secara otomatis, sekaligus memvisualisasikan proses pemuluan yang terjadi pada level, tren, dan seasonal sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan validasi model serta meningkatkan keandalan hasil peramalan (Yolanda dkk., 2024).

Hasil peramalan selanjutnya dianalisis untuk memberikan rekomendasi dalam perencanaan pasokan gas alam guna mendukung keandalan dan efisiensi operasional pembangkit. Berikut *flowchart* dari penelitian ini:

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

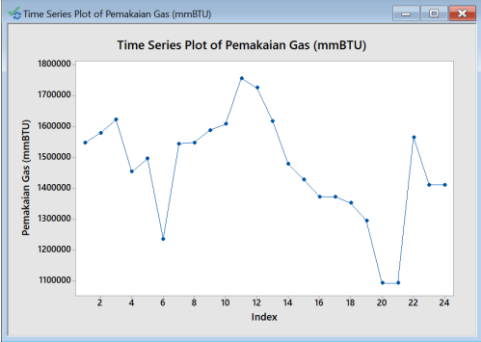
Pengumpulan Data

Langkah pertama dalam metodologi ini adalah pengumpulan data. Pengumpulan data adalah sekumpulan informasi yang memberi kemungkinan kepada peneliti untuk menarik kesimpulan dan pengambilan tindakan (Zulfirman, 2022). Penelitian ini menggunakan data pemakaian gas alam di perusahaan listrik selama November 2023 hingga Oktober 2025 yang berjumlah 24 data. Data tersebut didapatkan dari divisi Perencanaan dan Pengendalian Operasi yang secara rutin mencatat kebutuhan gas untuk mendukung operasional perusahaan listrik. Data ini kemudian diolah sebagai dasar dalam proses peramalan guna memperoleh estimasi kebutuhan gas pada periode selanjutnya.

Tabel 3.1 Data Pemakaian Gas pada Unit Perusahaan Listrik

| Periode | Pemakaian Gas (mmBTU) |
|----------------|-----------------------|
| November 2023 | 1.547.015,23 |
| Desember 2023 | 1.579.293,67 |
| Januari 2024 | 1.622.075,76 |
| Februari 2024 | 1.454.033,33 |
| Maret 2024 | 1.496.277,52 |
| April 2024 | 1.236.540,95 |
| Mei 2024 | 1.544.288,05 |
| Juni 2024 | 1.547.350,65 |
| Juli 2024 | 1.588.285,89 |
| Agustus 2024 | 1.607.973,37 |
| September 2024 | 1.756.341,39 |
| Oktober 2024 | 1.725.758,01 |
| November 2024 | 1.618.001,58 |
| Desember 2024 | 1.478.522,29 |
| Januari 2025 | 1.428.200,79 |
| Februari 2025 | 1.372.791,83 |
| Maret 2025 | 1.372.791,83 |
| April 2025 | 1.353.102,57 |
| Mei 2025 | 1.295.925,32 |
| Juni 2025 | 1.093.764,74 |
| Juli 2025 | 1.093.764,74 |
| Agustus 2025 | 1.565.245,65 |
| September 2025 | 1.411.135,62 |
| Oktober 2025 | 1.411.135,62 |

Tabel 3.1 menunjukkan data pemakaian gas perusahaan listrik periode November 2023–Oktober 2025 memiliki rata-rata 1.457.877,61 mmBTU, dengan pemakaian tertinggi pada September 2024 dan terendah pada Juni–Juli 2025. Gambar 3.1 menunjukkan analisis *time series* menunjukkan pola fluktuasi berulang dengan tren yang berubah perlahan serta pola musiman yang relatif konstan. Karakteristik ini sesuai dengan metode Holt-Winters Additive, sehingga metode tersebut dipilih untuk menghasilkan peramalan kebutuhan gas yang lebih akurat pada periode mendatang.



Gambar 3.1 Time Series Plot Pemakaian Gas

Data pemakaian gas diolah dan dianalisis menggunakan perangkat lunak Minitab melalui pengujian beberapa kombinasi parameter pada metode Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters). Penentuan parameter α , β , dan γ dilakukan dalam rentang 0–1 dengan pendekatan trial and error untuk memperoleh nilai kesalahan terkecil berdasarkan indikator MAPE, MAD, dan MSD. Model terbaik ditentukan dari nilai MAPE, MAD, dan MSD yang paling rendah, di mana MAPE digunakan sebagai indikator utama akurasi peramalan. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik kinerja model peramalan yang dihasilkan. Patokan range nilai MAPE dari suatu model peramalan ditunjukkan pada Tabel 3.2 (Yolanda dkk., 2024).

Tabel 3.2 Range Nilai MAPE

| Range MAPE | Arti |
|------------|--|
| <10% | Kemampuan model peramalan yang digunakan sangat baik |
| 10-20% | Kemampuan model peramalan yang digunakan baik |
| 20-50% | Kemampuan model peramalan yang digunakan layak |
| >50% | Kemampuan model peramalan yang digunakan buruk |

Dalam penelitian ini, pemilihan parameter dilakukan menggunakan pendekatan *trial and error* dengan menguji berbagai kombinasi parameter hingga diperoleh hasil yang paling optimal. Metode ini digunakan sebagai pendekatan praktis untuk menentukan parameter yang sesuai dengan kebutuhan peramalan. Adapun kombinasi parameter yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Parameter A ($\alpha = 0,2$; $\beta = 0,6$; $\gamma = 0$)

Winters' Method for Pemakaian Gas

Method

| | |
|------------|-----------------------|
| Model type | Additive Method |
| Data | Pemakaian Gas (mmBTU) |
| Length | 24 |

Smoothing Constants

| | |
|---------------------|-----|
| α (level) | 0,2 |
| γ (trend) | 0,6 |
| δ (seasonal) | 0,0 |

Accuracy Measures

| | |
|------|------------|
| MAPE | 5 |
| MAD | 77378 |
| MSD | 9529814542 |

Gambar 3.2 Hasil Accuracy Measures pada Parameter A

Gambar 3.2 menunjukkan hasil perhitungan metode Holt-Winters Additive bahwa kombinasi parameter $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,6$, dan $\gamma = 0$ menghasilkan model peramalan yang optimal. Nilai MAPE sebesar 5% menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik. Sementara itu, nilai MAD digunakan untuk mengukur kesalahan peramalan dalam satuan yang sama dengan data pemakaian gas, sehingga mampu menunjukkan besarnya penyimpangan absolut model terhadap data aktual secara langsung. Adapun MSD menekankan pada pengaruh kesalahan yang lebih besar melalui proses pengkuadratan *error*, sehingga sensitif terhadap adanya deviasi ekstrem dalam peramalan. Dengan demikian, nilai MAD dan MSD yang relatif kecil menunjukkan bahwa penyimpangan peramalan berada dalam batas wajar sesuai skala data, sehingga model Holt-Winters Additive yang dihasilkan mampu menggambarkan kecenderungan pemakaian gas alam secara akurat.

2. Parameter B ($\alpha = 0,3$; $\beta = 0,2$; $\gamma = 0$)

Winters' Method for Pemakaian Gas

Method

| | |
|------------|-----------------|
| Model type | Additive Method |
| Data | Pemakaian Gas |
| Length | 24 |

Smoothing Constants

| | |
|---------------------|-----|
| α (level) | 0,3 |
| γ (trend) | 0,2 |
| δ (seasonal) | 0,0 |

Accuracy Measures

| | |
|------|-------------|
| MAPE | 5,99833E+00 |
| MAD | 8,37326E+04 |
| MSD | 1,03139E+10 |

Gambar 3.3 Hasil Accuracy Measures pada Parameter B

Gambar 3.3 menunjukkan hasil perhitungan dengan parameter $\alpha = 0,3$, $\beta = 0,2$, dan $\gamma = 0$ bahwa model Holt-Winters Additive lebih menekankan penyesuaian level dibandingkan tren. Nilai MAPE sebesar 5,99% masih tergolong baik, meskipun lebih tinggi dibanding kombinasi parameter sebelumnya. Secara keseluruhan, model ini

tetap memberikan hasil peramalan yang cukup akurat, namun kurang responsif terhadap perubahan tren karena penekanan yang lebih besar pada level dibandingkan tren.

3. Parameter C ($\alpha = 0,3$; $\beta = 0,4$; $\gamma = 0$)

Winters' Method for Pemakaian Gas

Method

| | |
|------------|-----------------|
| Model type | Additive Method |
| Data | Pemakaian Gas |
| Length | 24 |

Smoothing Constants

| | |
|---------------------|-----|
| α (level) | 0,3 |
| γ (trend) | 0,4 |
| δ (seasonal) | 0,0 |

Accuracy Measures

| | |
|------|-------------|
| MAPE | 5,55774E+00 |
| MAD | 7,81919E+04 |
| MSD | 1,00118E+10 |

Gambar 3.4 Hasil Accuracy Measures pada Parameter C

Gambar 3.4 menunjukkan hasil perhitungan dengan parameter $\alpha = 0,3$, $\beta = 0,4$, dan $\gamma = 0$ bahwa model Holt-Winters Additive memberikan keseimbangan antara penyesuaian level dan tren. Nilai MAPE sebesar 5,56% menandakan tingkat akurasi yang sangat baik. sementara nilai MAD dan MSD masih berada dalam batas wajar karena konsisten dengan skala data dan didukung oleh nilai MAPE yang rendah, sehingga model dinilai cukup akurat.

4. Parameter D ($\alpha = 0,4$; $\beta = 0,3$; $\gamma = 0$)

Winters' Method for Pemakaian Gas

Method

| | |
|------------|-----------------------|
| Model type | Additive Method |
| Data | Pemakaian Gas (mmBTU) |
| Length | 24 |

Smoothing Constants

| | |
|---------------------|-----|
| α (level) | 0,4 |
| γ (trend) | 0,3 |
| δ (seasonal) | 0,0 |

Accuracy Measures

| | |
|------|-------------|
| MAPE | 5,65374E+00 |
| MAD | 7,96378E+04 |
| MSD | 1,05107E+10 |

Gambar 3.5 Hasil Accuracy Measures pada Parameter D

Gambar 3.5 menunjukkan hasil perhitungan dengan parameter $\alpha = 0,4$, $\beta = 0,3$, dan $\gamma = 0$ bahwa model Holt-Winters Additive lebih menekankan penyesuaian level dibandingkan tren. Nilai MAPE sebesar 5,65% menandakan tingkat akurasi yang sangat baik, sementara nilai MAD dan MSD masih berada dalam batas wajar karena konsisten dengan skala data dan didukung oleh nilai MAPE yang rendah, sehingga model dinilai cukup akurat.

Hasil Penentuan Nilai Parameter

Tabel 3.1 Hasil Penentuan Nilai Parameter

| Parameter | α | β | γ | Nilai MAPE |
|-----------|----------|---------|----------|------------|
| A | 0,2 | 0,6 | 0 | 5% |
| B | 0,3 | 0,2 | 0 | 5,99% |
| C | 0,3 | 0,4 | 0 | 5,56% |
| D | 0,4 | 0,3 | 0 | 5,65% |

Berdasarkan pada Tabel 3.3 hasil pengujian beberapa kombinasi parameter, diperoleh kombinasi parameter optimal dengan nilai $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,6$, dan $\gamma = 0$. Kombinasi ini menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 5%, yang menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang sangat baik dibandingkan dengan parameter lainnya. Nilai MAPE yang rendah mengindikasikan bahwa kesalahan relatif model terhadap data aktual berada pada tingkat yang kecil, sehingga model mampu mengestimasi pemakaian gas dengan tingkat presisi yang tinggi. Selain itu, nilai MAD dan MSD yang dihasilkan masih berada dalam batas yang dapat diterima, mengingat skala pemakaian gas yang besar serta adanya variabilitas alami data dari waktu ke waktu.

Penentuan Nilai Awal Pemuluan

Pada tahap pemodelan, ditentukan parameter pemulusan level, tren, dan musiman dengan nilai optimal $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,6$, dan $\gamma = 0$ berdasarkan hasil perhitungan menggunakan Minitab. Kombinasi ini dipilih karena menghasilkan tingkat *error* terendah serta mampu memberikan peramalan yang stabil dan representatif terhadap karakteristik data historis.

| | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 |
|----|-----------------------|---------|---------|----------|---------|---------|
| | Pemakaian Gas (mmBTU) | SMOOTH | LEVEL | TREND | SEASON | FITS |
| 1 | 1547015,23 | 1507708 | 1475090 | 18849,6 | 53327 | 1523767 |
| 2 | 1579293,67 | 1486186 | 1508791 | 27760,6 | 11096 | 1505035 |
| 3 | 1622075,76 | 1527487 | 1549917 | 35780,0 | 18695 | 1555247 |
| 4 | 1454033,33 | 1468256 | 1575697 | 29779,6 | -81661 | 1504036 |
| 5 | 1496277,52 | 1526527 | 1593471 | 22576,1 | -49170 | 1556307 |
| 6 | 1236540,95 | 1415957 | 1575648 | -1662,9 | -177514 | 1438533 |
| 7 | 1544288,05 | 1534789 | 1576218 | -323,5 | -40859 | 1533126 |
| 8 | 1547350,65 | 1447179 | 1595993 | 11736,0 | -129039 | 1446855 |
| 9 | 1588285,89 | 1498791 | 1623281 | 21067,0 | -97202 | 1510527 |
| 10 | 1607973,37 | 1783032 | 1605123 | -2468,1 | 159751 | 1804099 |
| 11 | 1756341,39 | 1773372 | 1599742 | -4215,6 | 168249 | 1770904 |
| 12 | 1725758,01 | 1764069 | 1588708 | -8307,1 | 164327 | 1759854 |
| 13 | 1618001,58 | 1642035 | 1577255 | -10194,2 | 53327 | 1633728 |
| 14 | 1478522,29 | 1588351 | 1547134 | -22150,4 | 11096 | 1578157 |
| 15 | 1428200,79 | 1565830 | 1501888 | -36007,8 | 18695 | 1543679 |
| 16 | 1372791,83 | 1420227 | 1463595 | -37379,1 | -81661 | 1384219 |
| 17 | 1372791,83 | 1414425 | 1425365 | -37889,6 | -49170 | 1377046 |
| 18 | 1353102,57 | 1247851 | 1416104 | -20712,7 | -177514 | 1209962 |
| 19 | 1295925,32 | 1375244 | 1383670 | -27745,4 | -40859 | 1354531 |
| 20 | 1093764,74 | 1254630 | 1329300 | -43719,9 | -129039 | 1226885 |
| 21 | 1093764,74 | 1232098 | 1266658 | -55073,4 | -97202 | 1188378 |
| 22 | 1565245,65 | 1426409 | 1250366 | -31804,2 | 159751 | 1371335 |
| 23 | 1411135,62 | 1418616 | 1223427 | -28885,3 | 168249 | 1386811 |
| 24 | 1411135,62 | 1387754 | 1204995 | -22613,2 | 164327 | 1358868 |

Gambar 3.1 Hasil Pemulusan Menggunakan Software Minitab

Berdasarkan Gambar 3.6 komponen pemulusan, proses smoothing, level, tren, dan musiman menunjukkan konsistensi sepanjang periode pengamatan. Pola *smoothing* mengikuti fluktuasi data aktual secara lebih halus, sehingga mampu meredam gangguan jangka pendek. Komponen level dan tren merepresentasikan kecenderungan jangka panjang pemakaian gas, sementara komponen musiman menunjukkan adanya pola periodik yang berulang. Kedekatan hasil pemodelan dengan data aktual menandakan bahwa metode Holt-Winters mampu merepresentasikan struktur data dengan baik dan menghasilkan peramalan yang akurat serta andal.

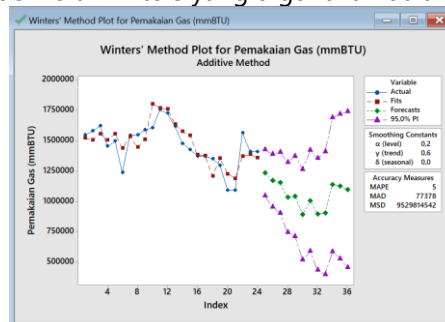
Peramalan Pemakaian Gas

Selanjutnya untuk menghitung peramalan dalam pemakaian gas selama 12 bulan dilakukan menggunakan *software* minitab. Pada perhitungan tersebut, menggunakan parameter $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,6$, dan $\gamma = 0$ didapatkan hasilnya sebagai berikut:

Tabel 3.2 Hasil Peramalan Jumlah Pemakaian Gas (mmBTU) dengan Software Minitab

| Periode | Peramalan Pemakaian Gas (mmBTU) |
|----------------|---------------------------------|
| November 2025 | 1235709 |
| Desember 2025 | 117864 |
| Januari 2026 | 1155851 |
| Februari 2026 | 1032881 |
| Maret 2026 | 1042759 |
| April 2026 | 891802 |
| Mei 2026 | 1005843 |
| Juni 2026 | 895050 |
| Juli 2026 | 904274 |
| Agustus 2026 | 1138614 |
| September 2026 | 1124499 |
| Oktober 2026 | 1097963 |

Gambar 3.7 menunjukkan plot metode Holt-Winters yang digunakan dalam analisis ini:



Gambar 3.2 Plot Holt-Winters Pemakaian Gas (mmBTU)

Tabel 3.4 menunjukkan hasil peramalan pemakaian gas menggunakan metode Holt-Winters Additive pada *software* Minitab menghasilkan prediksi konsumsi gas untuk periode November 2025–Oktober 2026 dengan

parameter $\alpha = 0,2$, $\beta = 0,6$, dan $\gamma = 0$. Hasil menunjukkan adanya tren penurunan hingga titik terendah pada Juni 2026 sebesar 895.050 mmBTU, kemudian meningkat kembali pada semester kedua tahun 2026. Gambar 3.7 menunjukkan grafik Holt-Winters memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti pola data historis dengan baik, sementara interval prediksi 95% mencerminkan tingkat ketidakpastian yang meningkat pada periode peramalan. Secara keseluruhan, model memberikan gambaran yang representatif dan dapat digunakan sebagai dasar perencanaan kebutuhan gas.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil peramalan pemakaian gas menggunakan metode Holt-Winters Additive pada *software* Minitab, dilakukan pengujian terhadap empat kombinasi parameter pemulusan, yaitu A ($\alpha = 0,2$; $\beta = 0,6$; $\gamma = 0$), B ($\alpha = 0,3$; $\beta = 0,2$; $\gamma = 0$), C ($\alpha = 0,3$; $\beta = 0,4$; $\gamma = 0$), dan D ($\alpha = 0,4$; $\beta = 0,3$; $\gamma = 0$). Dari keempat kombinasi tersebut, parameter A ($\alpha = 0,2$; $\beta = 0,6$; $\gamma = 0$) dipilih sebagai parameter terbaik karena menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 5%, dibandingkan dengan kombinasi lainnya yang memiliki nilai MAPE lebih tinggi, sehingga menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang paling baik. Dengan parameter tersebut, diperoleh hasil peramalan konsumsi gas untuk periode November 2025 hingga Oktober 2026 yang menunjukkan penurunan konsumsi hingga titik terendah pada Juni 2026, yang mengindikasikan potensi penurunan beban pembangkitan atau adanya pemeliharaan unit akibat pola dispatch P2B pada semester pertama tahun 2026. Selanjutnya, konsumsi gas diproyeksikan meningkat kembali pada semester kedua seiring dengan pemulihan beban dan meningkatnya kebutuhan energi. Oleh karena itu, hasil peramalan ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar pendukung perencanaan operasional, khususnya dalam penyelarasan rencana kebutuhan gas dengan kondisi dispatch P2B (Pusat Pengatur Beban), optimalisasi jadwal pemeliharaan unit, serta peningkatan efisiensi pengelolaan energi primer guna mendukung keandalan operasi perusahaan listrik secara berkelanjutan.

5. REFERENSI

- Aini, A. N., Intan, P. K., & Ulinuha, N. (2021). Prediksi Rata-Rata Curah Hujan Bulanan di Pasuruan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing. *Jurnal Riset Sais Dan Teknologi*, 5(2), 117–122.
- Antariksa, A. A., & Sinaga, N. (2023). Optimisasi Performa Gas Turbine Generator (GTG) Unit PLTGU Cilegon PGU Melalui Analisis Performa Pada Variabel Beban Berbeda Dan Strategi Peningkatan Efisiensi. *Jurnal Teknik Mesin S-1*, 11(2), 39–48.
- Dewi, N. P., & Listiowarni, I. (2020). Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan. *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi*, 11(2), 219–231.
- Fachturin, E., Fanani, A., & Hafiyusholeh, M. (2020). Peramalan Penggunaan Bahan Bakar Pada Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Matematika*, 4(2), 82–92.
- Khayubi, A., Asmadi, M., Adhi, B. K., & Hasani, M. R. (2024). Membangun Keberlanjutan Lingkungan Melalui Inovasi Sosial Mekarsari Program CSR PT Indonesia Power Ubp Grati Di Desa Ranuklindungan, Pasuruan Building. *Jurnal Abdi Insani*, 11(3), 910–921.
- Putra, A. K., & Pariaman, H. (2020). Analisis Energi dan Eksergi Pembangkit Listrik Tenaga Gas-Uap Blok 1 Unit Pembangkitan Gresik. *Jurnal Power Plant*, 8(1), 30–38.
- Rizki, S. W., Debataraja, N. N., Martha, S., Kusnandar, D., Tamtama, R., Satyahadewi, N., Imro, N., & Perdana, H. (2023). Pelatihan Analisis Data Menggunakan *Software* Minitab Untuk Mahasiswa Tingkat Akhir. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 7(3), 1101–1110.
- Setyo, V. K., & Abdillah, M. Z. (2024). Prediksi Tonase Penjualan Pt . Immanuel Periode 2015-2024 Dengan Metode Triple Exponential Smoothing Sales Forecasting For Pt . Immanuel Using Triple Exponential Smoothing. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 4(12), 585–595.
- Yolanda, R. N., Rahmi, D., Kurniati, A., & Yuniati, S. (2024). Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing dalam Peramalan Produksi Buah Nenas di Provinsi Riau. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan*, 3(1), 1–10.
- Zulfirman, R. (2022). Implemetasi Metode Outdoor Learning Dalam Peningkatan Hasil Belajar Siswa Pada Mata Pelajaran Pendidikan Agama Islam Di MAN 1 Medan. *Jurnal Penelitian, Pendidikan Dan Pengajaran*, 3(2), 147–153.