

ANALISIS *FORECASTING* PRODUKSI GAS MENGGUNAKAN ALGORITMA PROPHET DAN ARIMA

Muhammad Rafi Eka Satria¹, Diah Rosiani^{1*}, Arya Dwi Candra¹, Agus Setiyono²

¹Teknik Produksi Minyak dan Gas, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas Cepu,

Jl. Gajah Mada No.38, Mentul, Karangboyo, Kec. Cepu, Kabupaten Blora, Jawa Tengah 58315,

²Teknik Pengolahan Minyak dan Gas, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas Cepu,

Jl. Gajah Mada No.38, Mentul, Karangboyo, Kec. Cepu, Kabupaten Blora, Jawa Tengah 58315,

*E-mail: diyahrosiani@gmail.com

ABSTRAK

Lapangan R merupakan salah satu lapangan gas yang mengalami penurunan produksi akibat deplesi tekanan reservoir. Untuk memprediksi produksi gas di masa mendatang, penelitian ini menerapkan analisis *forecasting* menggunakan dua algoritma berbasis *time series*, yaitu Prophet dan ARIMA (*Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average*). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja kedua algoritma tersebut dalam memvisualisasikan dan meramalkan tren penurunan produksi gas. Data yang digunakan mencakup periode Januari 2022 hingga Desember 2024, dengan proses analisis yang melibatkan pembagian data menjadi *training set* dan *validation set* serta evaluasi akurasi menggunakan parameter MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Prophet memberikan performa yang lebih baik dibandingkan dengan ARIMA, ditunjukkan oleh nilai akurasi yang lebih tinggi pada pengujian awal dengan pengaturan *default*. Evaluasi lebih lanjut melalui metode *out-of-sample test* juga menunjukkan bahwa model Prophet yang telah melalui proses *tuning* mampu memprediksi produksi gas secara lebih akurat, dengan nilai MAE sebesar 3.22, RMSE sebesar 4.5, dan MAPE sebesar 20.32. Dengan demikian, model Prophet dinilai lebih sesuai dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam perencanaan produksi gas Lapangan R di masa yang akan datang, meskipun optimalisasi dengan algoritma lain masih dapat dilakukan.

Kata kunci: ARIMA, Forecasting, *Out of Sample Test*, Prophet, Time series

1. PENDAHULUAN

Sektor migas merupakan salah satu penopang utama dalam energi nasional. Karena dari minyak dan gas akan diolah menjadi beberapa produk penting yang akan berguna dalam keberlangsungan negara Indonesia. Beberapa tahun terakhir, beberapa reservoir mengalami deplesi akibat penurunan tekanan reservoir. Oleh karena itu sangat diperlukan pendekatan secara kualitatif dan kuantitatif sehingga kita dapat menemukan hal yang optimal dan dapat memprediksi di masa yang akan datang.

Lapangan R adalah salah satu lapangan gas yang terletak di Blok lepas pantai Indonesia, dengan kedalaman air sekitar 200ft. Lapangan R pertama kali dibor oleh operator awal pada tahun 1974 yang sudah diuji memiliki potensi gas sebesar 9.1-10 MMSCFPD, kemudian operator kedua melakukan pengeboran sumur pada tahun 2006, kemudian operator kedua melakukan pengeboran untuk sumur kedua yang sudah di uji pada tingkat kombinasi dari 39 MMSCFPD dengan kondensat yang sedikit sekitar 50 barel *condensate* pada saat melakukan *open-hole-test*.

Lapangan R memiliki sumur gas dengan performa yang cukup baik. Seiring berjalannya waktu, perlu dilakukan upaya untuk memprediksi kapan cadangan gas di lapangan ini akan mencapai batas produksinya. Untuk itu, digunakan metode prediksi produksi gas dengan memanfaatkan algoritma pemrograman komputer. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan

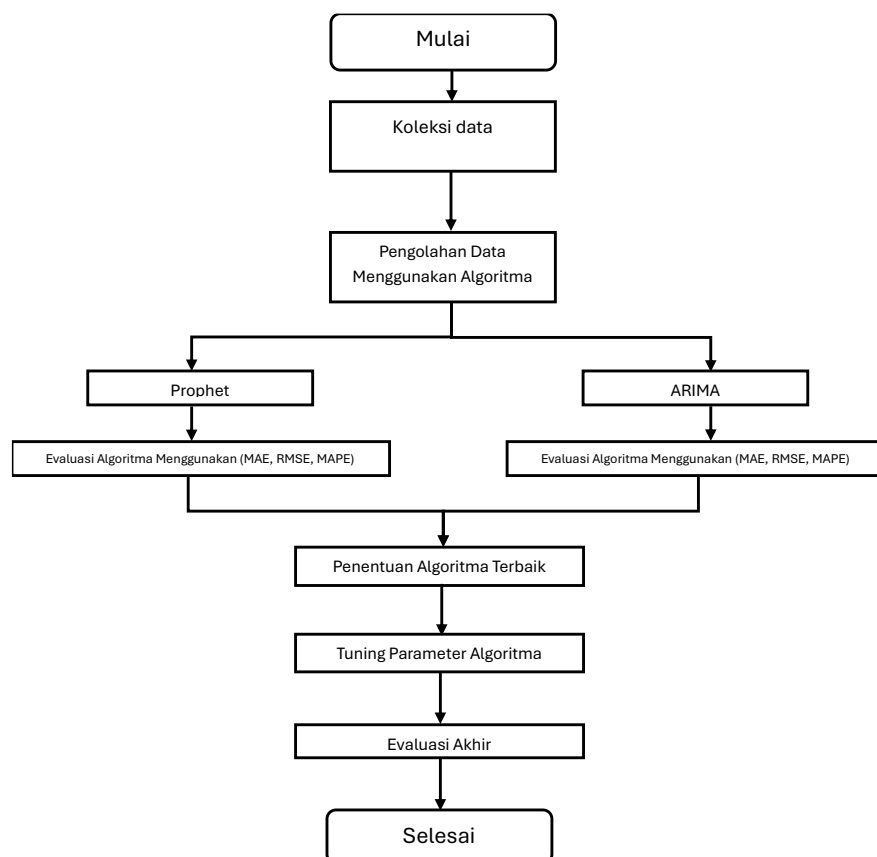
dalam penelitian ini adalah metode forecasting menggunakan algoritma Prophet dan ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) yang mampu menganalisis pola data historis guna memperkirakan tren produksi di masa mendatang secara lebih akurat.

Peramalan atau *forecasting* merupakan metode analisis yang umum digunakan untuk memvisualisasikan dan mengolah data historis guna menghasilkan prediksi di masa mendatang [2]. Dalam konteks penelitian ini, permasalahan utama yang dihadapi adalah menentukan algoritma yang paling sesuai untuk melakukan prediksi produksi gas dalam beberapa tahun ke depan. Produksi gas bersifat fluktuatif dan dipengaruhi oleh berbagai faktor teknis, sehingga pemilihan metode peramalan yang tepat menjadi hal yang sangat penting.

Penelitian ini secara khusus membandingkan dua algoritma peramalan yang banyak digunakan, yaitu Prophet dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai pola dan karakteristik data produksi gas, serta untuk menerapkan kedua algoritma tersebut dalam menghasilkan prediksi jangka menengah hingga jangka panjang. Validasi model menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan RMSE (*Root Mean Square Error*).

2. METODE

Data yang digunakan adalah data produksi gas harian periode Januari 2022 hingga Desember 2024 sebanyak 730 data. Untuk data training dalam pembuatan model prediksi menggunakan data periode Januari 2022 hingga Desember 2023. Sedangkan data Januari hingga Desember 2024 digunakan untuk *testing model*.



Gambar 1. Flowchart metode penelitian analisa forecasting

Gambar 1 merupakan langkah langkah yang diambil dalam penelitian ini guna memperoleh hasil peramalan (*forecasting*) yang akurat terhadap data produksi gas. Proses penelitian ini dimulai dari tahap:

1. Pengumpulan data

Tahap pertama merupakan proses pengumpulan data yang berdasarkan operasi lapangan. Proses ini bertujuan untuk memperoleh dataset yang representatif dan dapat dijadikan sebagai dasar analisis. Data yang diperoleh adalah data produksi periode Januari 2022 hingga Desember 2024, namun yang digunakan pada saat melakukan pengolahan data hanya periode Januari 2022 – Desember 2023, sebagai contoh *head* dan *tail data* Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Data *Head* dan *Tail* produksi gas

Date	Gas Production (mmscfd)
2022-01-01	88.88
2022-01-02	88.60
2022-01-04	80.60
2022-01-05	87.43
2023-12-06	39.34
2023-12-07	0.0024
2023-12-08	0.4685
2023-12-09	38.97

2. Pengolahan data menggunakan dua algoritma yang berbeda yaitu Prophet dan ARIMA.

Sebelum menentukan algoritma yang akan digunakan dalam proses peramalan, data dibagi menjadi dua bagian yaitu untuk data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Data training ini digunakan untuk melatih model Prophet dan ARIMA agar dapat mengenali pola historis dari data produksi gas.

A. Prophet

Prophet adalah *open source software* yang dikembangkan oleh tim data sains facebook pada tahun 2017 yang dirancang untuk menangani fitur umum data *time series* dan tersedia dalam bentuk library Python [1]. Model ini menggunakan model regresi modular sederhana yang sering bekerja dengan baik dalam parameter *default* atau lebih mudah dibanding algoritma yang lainnya [2]. Model prophet telah banyak digunakan untuk berbagai macam penelitian dalam prediksi seperti peramalan temperature udara dan sebagainya [3]. Keunggulan dari algoritma prophet ini adalah fleksibilitas karena mudah mengakomodasi musiman dengan beberapa periode dan membiarkan analisis membuat asumsi yang berbeda dengan tren. [2].

Prophet menggunakan model generatif dengan 3 komponen utama, yaitu *trend*, *seasonality* dan *holidays event* [4].

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (1)$$

B. ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), adalah salah satu metode yang sering digunakan dalam analisis dan peramalan data *time series* [5]. ARIMA memiliki sifat yang cepat dan fleksibel dalam melakukan pemilihan model secara optimal untuk data *time series*. ARIMA merupakan metode yang telah dikembangkan oleh Box and Jenkins yang merupakan kombinasi dari beberapa metode [6]. Metode ini menggunakan tiga Teknik yaitu *Auto Regression* (AR), *Integration* (I), dan *Moving Average* (MA), dalam data time series. Dalam

model fit ARIMA pada penelitian ini, menggunakan model $(p,d,q) = (2,1,2)$ yang dimana (p) merupakan jumlah lag dari observasi masa lalu, (d) merupakan jumlah kali data yang harus dilakukan *differencial*, dan (q) adalah jumlah lag dari error masa lalu. Sehingga didapatkan model rata rata yang didapat yang optimal. Dalam proses prediksi menggunakan ARIMA dapat dirumuskan sebagai persamaan berikut:

$$y(t) = \alpha + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

3. Evaluasi terhadap model

Dalam mengevaluasi tingkat keakurasian dalam forecasting, penelitian ini menggunakan 3 jenis pengukuran yaitu MAE (*Mean Absolute Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

A. MAE (*Mean Absolute Error*)

Mean Absolute Error adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan. Nilai MAE menunjukkan rata rata kesalahan error absolut antara hasil peramalan dengan nilai riil. [7]. Secara rumus MAE dijelaskan sebagai berikut :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x| \quad (3)$$

B. RMSE (*Root Mean Square Error*)

Root Mean Square Error adalah metode penjumlahan kuadrat error atau selisih antara nilai riil dengan nilai prediksi RMSE dihitung dengan menguadratkan error, dibagi dengan jumlah data rata rata kemudian diakarkan [7]. Secara rumus RMSE dijelaskan sebagai berikut :

$$MAE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2} \quad (4)$$

C. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

Mean Absolute Percentage Error dihitung menggunakan kesalahan absolute pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi itu kemudian merata-ratakan kesalahan persentase absolut tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variable ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan [8]. Secara rumus MAPE dijelaskan sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|e_i|}{x_i} \times 100\%}{n} = \frac{\sum \frac{|x_i - x|}{x_i} \times 100\%}{n} \quad (5)$$

4. Penentuan Algoritma Sesuai

Pada tahap penentuan algoritma ini dilakukan perbandingan dengan hasil evaluasi ukuran *forecasting* (MAE, RMSE, MAPE). Evaluasi tersebut digunakan untuk menilai seberapa besar tingkat penyimpangan antara hasil prediksi dengan data actual. Semakin kecil nilai MAE, RMSE, MAPE yang dihasilkan maka semakin baik juga performa model dalam melakukan peramalan. Perbandingan ini dilakukan untuk menentukan algoritma yang paling baik dalam memprediksi data produksi gas berdasarkan karakteristik pola data historis.

5. Tuning Parameter

Tahap ini bertujuan untuk mengoptimalkan akurasi model yang telah ditentukan untuk memperoleh hasil peramalan yang akurat. Jika dalam konteks ARIMA, proses tuning dilakukan

dengan menentukan kombinasi parameter (p,d,q) yang memberikan nilai error paling rendah berdasarkan hasil evaluasi. Sementara pada model Prophet, tuning dilakukan dengan parameter seperti *seasonality mode*, *changepoint prior scale* untuk menyesuaikan pola tren pada data. Proses penyesuaian parameter ini sangat penting karena secara langsung memengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola dan fluktuasi pada *time series*.

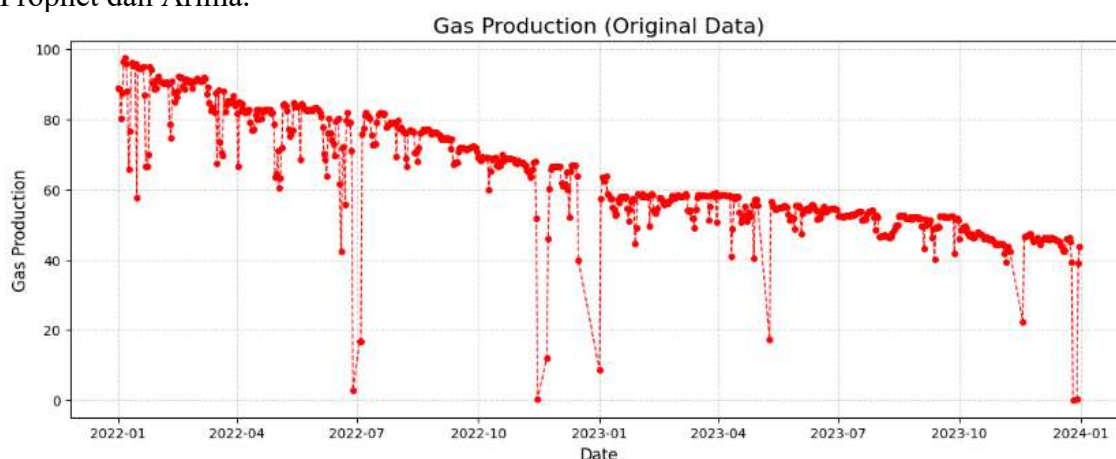
6. Evaluasi Akhir

Untuk mengevaluasi kemampuan peramalan model, digunakan pendekatan uji out of sample. Uji *out of sample test* (uji di luar sampel) adalah suatu test untuk menilai kemampuan model dalam hal akurasi model. Pengujian ini dilakukan dengan cara menguji hasil *forecast* dengan data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan model pada saat akan forecasting [9]. Kinerja suatu model terhadap data di luar periode pembentukannya merupakan ukuran utama kegunaanya dalam aplikasi peramalan.

3. PEMBAHASAN

A. Visualisasi data aktual dan training data menggunakan Prophet dan ARIMA

Gambar 2 menampilkan plot dan tren produksi gas berdasarkan data asli pada periode Januari 2022 hingga Desember 2023. Sumbu horizontal menunjukkan waktu pengamatan (tanggal), sedangkan sumbu vertikal menunjukkan laju produksi gas yang sudah divisualisasikan. Data tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses analisis dan pemodelan menggunakan metode Prophet dan Arima.

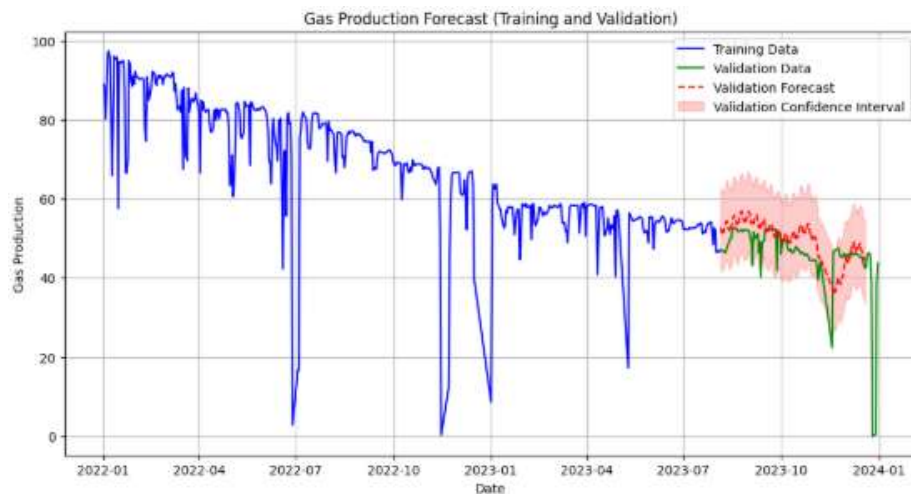


Gambar 2. Visualisasi data aktual periode Januari 2022 – Desember 2023

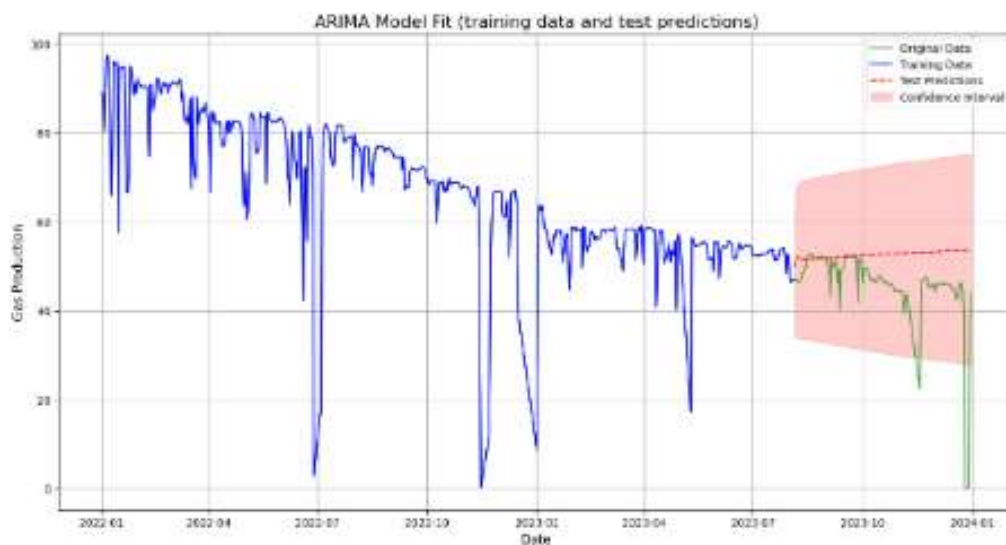
Data yang telah divisualisasikan kemudian dilakukan pemecahan data untuk training data sebesar 80% dan 20% untuk testing data. Pemecahan ini bertujuan untuk melatih serta menguji performa algoritma Prophet dan ARIMA dalam melakukan prediksi. Data training digunakan untuk membangun dan menyesuaikan model terhadap pola historis produksi gas, sedangkan data testing berfungsi untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Demikian hasil pemodelan diharapkan mampu memberikan gambaran yang akurat dalam memprediksi dan validasi tren produksi gas di masa mendatang.

Gambar 3 dan 4 menampilkan hasil peramalan produksi gas menggunakan dua algoritma yang berbeda. Berdasarkan kedua gambar tersebut, terlihat bahwa masing-masing algoritma menunjukkan trend yang berbeda pada *validation forecast* atau *test prediction*. Model prophet cenderung lebih adaptif dalam menangkap perubahan tren dan fluktuasi jangka pendek pada

data, sedangkan model ARIMA menunjukkan hasil peramalan yang lebih konservatif yang dimana jumlah data yang digunakan berpengaruh dalam proses peramalan. Untuk menentukan algoritma yang paling sesuai dalam melakukan peramalan produksi gas diperlukan evaluasi ukuran akurasi forecasting, yaitu (MAE, RMSE, MAPE). Melalui evaluasi tersebut, dapat diketahui model mana yang memberikan hasil prediksi paling akurat terhadap data aktual.



Gambar 3. Hasil *training and test data* menggunakan algoritma prophet



Gambar 4. Hasil *training and test data* menggunakan algoritma ARIMA

B. Evaluasi dan Penentuan Model yang Sesuai

Berdasarkan Gambar 3 dan 4 menampilkan tren yang berbeda, dan dengan *range* penyebaran yang berbeda, yang dimana pada grafik ARIMA sudah sangat besar pada saat melakukan forecasting. Sedangkan prophet memiliki *range* yang awalnya kecil kemudian membesar. Oleh karena itu kita perlu melakukan evaluasi ukuran akurasi *forecasting* dengan melakukan perhitungan dalam platform *google collab*. Hasil dari evaluasi ukuran akurasi *forecasting* sebagai Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Evaluasi ukuran akurasi forecasting Prophet dan ARIMA

Ukuran Akurasi	PROPHET	ARIMA
MAE	3.9761	6.9966
RMSE	4.8872	9.3847
MAPE	8.7764	18.265

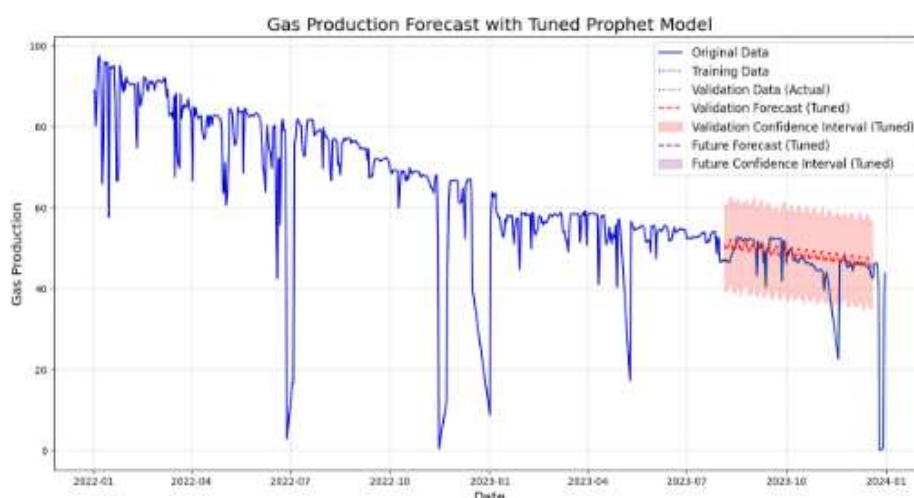
Berdasarkan Tabel 2 terlihat bahwa *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari kedua algoritma menampilkan hasil yang berbeda. Perhitungan akurasi menunjukkan bahwa algoritma prophet memiliki error yang lebih sedikit dibandingkan ARIMA. Berdasarkan evaluasi ukuran akurasi forecasting ini maka akan dilanjutkan dengan menggunakan model Prophet untuk melanjutkan pengolahan data lebih lanjut.

C. Peningkatan model Prophet

Setelah menetapkan bahwa algoritma Prophet merupakan metode yang digunakan untuk tahap pengolahan data lanjutan, penelitian ini kemudian melakukan proses *tuning* untuk mengoptimalkan hyperparameter. Hyperparameter adalah parameter tingkat lanjut yang berpengaruh langsung terhadap performa dan tingkat akurasi model.

Penyesuaian hyperparameter algoritma Prophet bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola musiman dan tren yang lebih kompleks. Prophet menyediakan beberapa parameter tambahan, seperti *yearly*, *weekly*, dan *daily seasonality*, yang dapat diatur untuk menyesuaikan karakteristik data produksi gas secara lebih spesifik [10].

Gambar 5 menunjukkan hasil peramalan yang sudah dilakukan proses *tuning*. Terlihat bahwa hasil prediksi lebih stabil dan *range* yang relative stabil daripada model prophet dengan setting *default*. Hal ini dapat diartikan bahwa model prophet sudah berhasil menyesuaikan dengan pola data sehingga menghasilkan estimasi yang lebih realistis dan stabil. Garis hasil *validation forecast* mengikuti arah tren data aktual dengan baik, sedangkan *area validation confidence interval* tampak sedikit lebih sempit. Hal ini mengindikasikan tingkat ketidakpastian dalam peramalan menurun, sehingga model ini memiliki keyakinan yang lebih tinggi terhadap hasil prediksinya.



Gambar 5. Hasil train data menggunakan algoritma prophet yang sudah di tuning

Berdasarkan hasil evaluasi dari Tabel 3 dapat kita pahami bahwa model prophet yang sudah dituning memiliki performa yang cukup baik dalam melakukan prediksi produksi gas. Nilai MAE, RMSE, MAPE yang relatif kecil dibandingkan model Prophet yang belum dilakukan proses *tuning*. Hasil ini menunjukkan bahwa hasil peramalan yang dihasilkan oleh model prophet yang telah detuning memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah dan mampu mempresentasikan pola data aktual dengan baik. Dengan demikian, hasil peramalan dari model prophet masih berada dalam rentang yang dapat diterima untuk data produksi lapangan gas yang memiliki karakteristik fluktuatif.

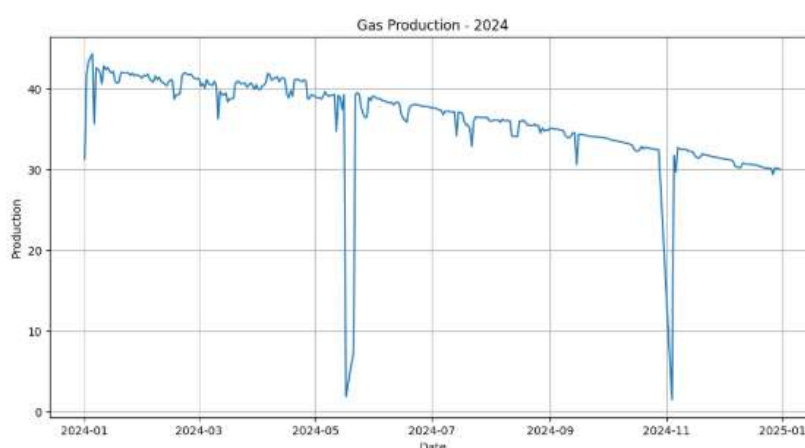
Tabel 3. Evaluasi ukuran akurasi forecasting Prophet dan ARIMA

Aspek	Prophet Sebelum Tuning	Prophet Setelah Tuning
MAE	3.9761	2.26
RMSE	4.8872	3.45
MAPE	8.7764	5.30

D. Evaluasi akhir dan *forecasting*

Tahapan ini bertujuan untuk memvalidasi hasil prediksi model Prophet yang telah melalui proses *tuning*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan data yang tidak disertakan pada proses pelatihan maupun testing model (*out of test sample*), yaitu data periode Januari 2024 hingga Desember 2024. Data pada periode Januari 2024 – Desember 2024 kemudian divisualisasikan dan dibandingkan dengan hasil *forecasting* dari model Prophet yang telah di-*tuning*. Selain itu, pada tahap evaluasi ini juga dilakukan analisis terhadap pola hasil prediksi yang dihasilkan oleh model Prophet, guna menilai sejauh mana model mampu mempresentasikan tren yang hampir serupa dengan data. Apabila pola hasil *forecasting* menunjukkan kecenderungan yang mendekati data aktual, maka dapat disimpulkan bahwa model prophet berhasil merepresentasikan dinamika atau tren terhadap produksi gas dengan baik.

Plot pada Gambar 6 menunjukkan data aktual produksi gas selama periode Januari hingga Desember 2024. Data tersebut selanjutnya dibandingkan dengan hasil prediksi model Prophet yang telah di-*tuning* untuk mengetahui tingkat akurasi dan performa model dalam melakukan peramalan produksi gas pada periode tersebut.

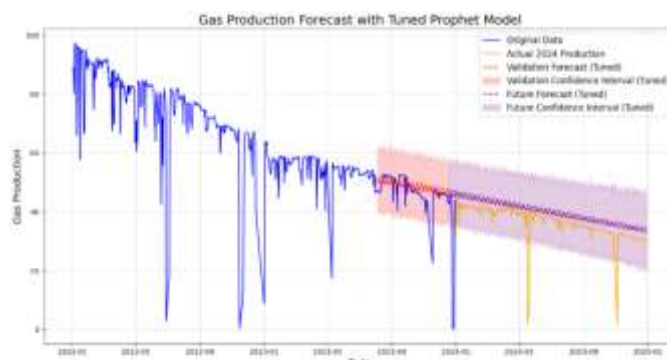


Gambar 6. Visualisasi data periode Januari 2024 – Desember 2024

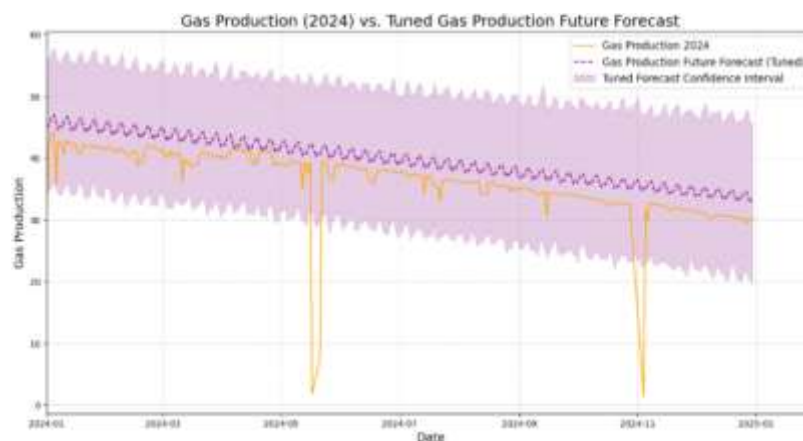
Tahap selanjutnya dilanjutkan dengan proses *forecasting* hingga tahun 2025 dengan menggunakan model prophet yang telah melalui proses *tuning*. Tahapan ini bertujuan untuk

melihat proyeksi produksi gas di masa mendatang serta menilai konsistensi model dalam peramalan. Selain itu dilakukan uji kemiripan pola dengan metode *out of sample test*, guna membandingkan hasil prediksi model dengan data periode Januari 2024 – Desember 2024.

Berdasarkan Gambar 7 dan 8 dapat diamati bahwa hasil prediksi model prophet yang sudah *dituning* memiliki kemiripan pola terhadap data aktual dari periode Januari 2024 – Desember 2024. Secara keseluruhan model ini menunjukkan performa yang baik dalam memprediksi arah dan besaran perubahan produksi gas. Hal ini bisa kita lihat dari tren data aktual memiliki titik yang tidak jauh berbeda yang dimana masih masuk dalam range dari *gas production future forecast (tuned)*. Kemudian proses evaluasi dilakukan dengan evaluasi ukuran akurasi *forecasting* dengan data periode Januari 2024 – Desember 2024, untuk mengetahui nilai error dari hasil proyeksi. Tabel 4 menunjukkan bahwa hasil evaluasi ukuran akurasi *forecasting* dibandingkan dengan data actual 2024 meningkat dan masih berada dalam kisaran *confidence interval*.



Gambar 7. Visualisasi *forecast* menggunakan Prophet(*tuned*) hingga tahun 2025



Gambar 8. Visualisasi perbandingan dari data periode Januari 2024 – Desember 2024 dengan hasil *forecast* model prophet yang sudah *dituning*.

Tabel 4. Evaluasi ukuran akurasi *forecasting* Prophet dengan Januari 2024 – Desember 2024

Aspek	Prophet
MAE	3.22
RMSE	4.5
MAPE	20.32

4. SIMPULAN

Evaluasi dilakukan terhadap data produksi gas Lapangan R dengan menggunakan 2 algoritma yaitu prophet dan ARIMA, mampu menggambarkan tren produksi gas di masa mendatang, namun hasil perhitungan evaluasi akurasi *forecasting* menunjukkan bahwa prophet memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan ARIMA, dengan nilai MAE 3,97 ; RMSE 4,88 ; MAPE 8,77% pada tahap default.

Proses peningkatan model prophet melalui tuning terhadap parameter terbukti mampu meningkatkan ketepatan prediksi serta memperkecil nilai kesalahan peramalan dengan nilai setelah dituning MAE 2.26 ; RMSE 3.45 ; MAPE 5.30%. Kemudian evaluasi menggunakan metode out of sample test menunjukkan bahwa hasil prediksi prophet yang sudah dituning memiliki pola yang mirip dengan data actual, dengan nilai MAE 3.22 ; RMSE 4.5 ; MAPE 20.32%. Dengan hasil visualisasi pola yang mirip dengan data actual, hasil peramalan ini masuk ke kisaran atau *range* dari hasil prediksi prophet. Model yang dihasilkan dari algoritma Prophet mampu memprediksi produksi gas tahun berikutnya. Model ini dapat diimplementasikan sebagai alat pembanding dalam pengambilan keputusan teknis terkait optimasi produksi dalam perencanaan lapangan gas di masa yang akan datang. Namun hasil prediksi ini masih bisa dioptimalkan lagi dengan menggunakan berbagai algoritma lain yang lebih sesuai.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Oo ZZ, Phyu S. Time Series Prediction Based on Facebook Prophet: A Case Study, Temperature Forecasting in Myintkyina. International Journal of Applied Mathematics Electronics and Computers 2020;8:263–7. <https://doi.org/10.18100/ijamec.816894>.
- [2] MUHAMMAD FADHLI DZIL IKRAM L.-FST n.d.
- [3] Toharudin T, Pontoh RS, Caraka RE, Zahroh S, Lee Y, Chen RC. Employing long short-term memory and Facebook prophet model in air temperature forecasting. Communications in Statistics - Simulation and Computation 2023;52:279–90. <https://doi.org/10.1080/03610918.2020.1854302>.
- [4] Atamimi FMH, Wintanti W, Abdillah G. Enhancing Prophet Time Series Forecasting on Sparse Data via Hyperparameter Optimizattion: A Case Study in Retail. SinkrOn 2025;9:1000–7. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i2.14804>.
- [5] Romanuke V. Arima Model Optimal Selection for Time Series Forecasting. Maritime Technical Journal 2022;224:28–40. <https://doi.org/10.2478/sjpna-2022-0003>.
- [6] Sinaga SA. Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average) Untuk Prediksi Penjualan Mobil. JoGTC 2023;2:102–9. <https://doi.org/10.47065/jogtc.v2i3.4013>.
- [7] Suryanto AA. PENERAPAN METODE MEAN ABSOLUTE ERROR (MEA) DALAM ALGORITMA REGRESI LINEAR UNTUK PREDIKSI PRODUKSI PADI. SAINTTEKBU 2019;11:78–83. <https://doi.org/10.32764/sainttekbv.v11i1.298>.
- [8] Tuburfon FA, Sutanto A. ANALISIS PREDIKSI KEBUTUHAN BIOSOLAR (B30) UNTUK PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA DIESEL DI DOBO 2021;1.
- [9] Tashman LJ. Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review. International Journal of Forecasting 2000;16:437–50. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(00\)00065-0](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00065-0).
- [10] Sulandari W, Yudhanto Y, Hapsari R, Wijayanti MD, Pardede HF. IMPLEMENTATION OF PROPHET IN AMERICAN ELECTRICITY FORECASTING WITH AND WITHOUT PARAMETER TUNING. Medstat 2024;17:93–104. <https://doi.org/10.14710/medstat.17.1.93-104>.

Daftar Simbol

n	=	Jumlah total data pengamatan
x_i	=	Nilai actual pada data
$\hat{x}$	=	Nilai prediksi pada data
$(x_i - \hat{x})^2$	=	Kuadrat selisih antara nilai actual dan prediksi
$ x_i - \hat{x} ^2$	=	Selisih absolut antara nilai actual dan nilai prediksi
$\frac{ x_i - \hat{x} }{x_i}$	=	Persentase kesalahan absolut pada setiap titik data
$\hat{y}_t$	=	Nilai hasil prediksi / actual pada waktu ke-t
$g(t)$	=	Komponen trend
$s(t)$	=	Komponen seasonality (musiman)
$h(t)$	=	Komponen holiday effect
$\varepsilon(t)$	=	Komponen error
α	=	Konstanta
A	=	Koeffisien Autoregressive (AR)
θ	=	Koeffisien Moving Average (MA)
Y	=	Nilai deret waktu pada lag ke-t
p	=	Orde dari komponen AR
q	=	Orde dari komponen MA