

# NOWCASTING JUMLAH PENUMPANG UDARA DI KABUPATEN BERAU MENGGUNAKAN INDEKS GOOGLE TRENDS

(*Nowcasting Number of Air Passengers in Berau Regency With Google Trends Index*)

**Muhammad Rizki Yudistira<sup>1</sup>**

BPS Kabupaten Berau<sup>1</sup>

E-mail: [mr.yudistira@bps.go.id](mailto:mr.yudistira@bps.go.id)

## ABSTRAK

Transportasi udara memainkan peran penting dalam mendukung pembangunan ekonomi dan sektor pariwisata di Kabupaten Berau. Namun, ketersediaan data resmi jumlah penumpang dari BPS memiliki jeda waktu publikasi sekitar 30 hari, sehingga menyulitkan pengambilan keputusan berbasis data secara cepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *nowcasting* berbasis *big data* menggunakan Indeks *Google Trends* (GTI) guna memperkirakan jumlah penumpang udara secara *realtime*. Dua metode *time series* diterapkan, yaitu SARIMAX dan Prophet, dengan memasukkan GTI sebagai variabel eksogen. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Prophet yang menggabungkan GTI dan komponen hari libur memberikan performa terbaik, ditunjukkan oleh nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan model SARIMAX. Model ini kemudian digunakan untuk *nowcasting* jumlah penumpang yang datang ke Bandara Kalimantan. Hasil *nowcasting* menunjukkan estimasi jumlah penumpang pada April 2025 sebesar 18.494 orang dan Mei 2025 sebesar 11.945 orang. Temuan ini menunjukkan bahwa sumber data alternatif seperti Google Trends dapat mendukung statistik transportasi di wilayah dengan mobilitas dan aktivitas pariwisata yang tinggi.

**Kata kunci:** indeks google trends, *nowcasting*, penumpang udara, prophet, SARIMAX

## ABSTRACT

*Air transportation plays an important role in supporting economic development and the tourism sector in Berau Regency. However, the availability of official passenger data from BPS has a publication delay of approximately 30 days, making it difficult to make timely data-driven decisions. This study aims to develop a big data based nowcasting model using the Google Trends Index (GTI) to estimate the number of air passengers in realtime. Two time series methods are applied, namely SARIMAX and Prophet, by incorporating GTI as an exogenous variable. The evaluation results show that the Prophet model, which combines GTI and holiday components, provides the best performance, as indicated by lower RMSE, MAE, and MAPE values compared to the SARIMAX model. This model is then used for nowcasting the number of passengers arriving at Kalimantan Airport. The nowcasting results show that the estimated number of passengers in April 2025 is 18,494 people and in May 2025 is 11,945 people. These findings indicate that alternative data sources such as Google Trends can support transportation statistics in regions with high mobility and tourism activity.*

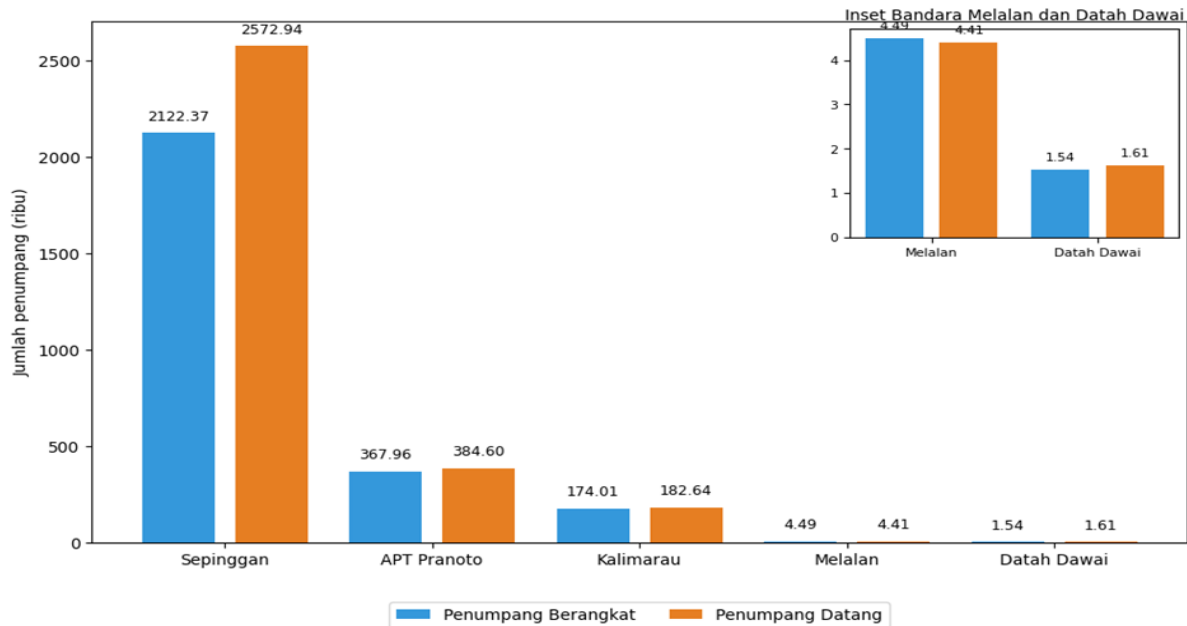
**Keywords:** google trends index, *nowcasting*, air passenger, prophet, SARIMAX

## PENDAHULUAN

Transportasi udara memiliki peran penting bagi pembangunan ekonomi di Kabupaten Berau. Haryono dalam Husnina (2024) menjelaskan bahwa bandara merupakan katalisator pertumbuhan ekonomi dan pengembangan pariwisata. Selain itu, transportasi udara berkontribusi pada konektivitas dan mobilitas manusia. Kemudahan akses dan mobilitas ini mendorong penanaman modal serta meningkatkan kegiatan ekonomi (Chisan & Wijayanto, 2024). Utama (2021) juga menjelaskan bahwa jumlah penumpang pesawat dapat menjadi salah satu indikator pertumbuhan ekonomi dan berhubungan erat dengan pariwisata di suatu wilayah.

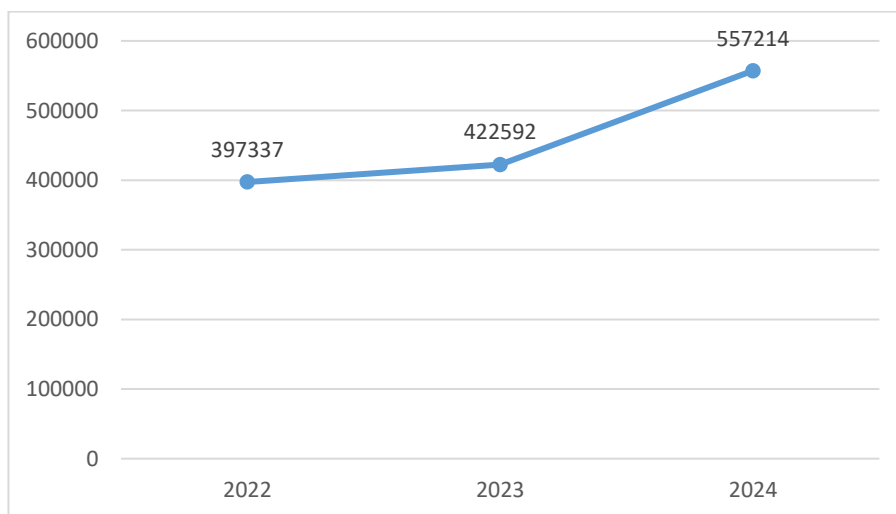
Kabupaten Berau memiliki aktivitas penerbangan yang tinggi melalui Bandara Kalimantan, salah satu bandara tersibuk di Kalimantan Timur. Bandara Kalimantan tercatat sebagai bandara tersibuk ketiga setelah Bandara Sepinggan dan APT Pranoto, yang merupakan jalur angkutan udara utama di Kalimantan Timur. Pada tahun 2023, Bandara Kalimantan melayani 174.006 penumpang yang berangkat. Angka ini menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan 117.875 penumpang yang

tercatat pada tahun 2022 (BPS, 2024). Sementara itu, jumlah penumpang datang di Bandara Kalimantan pada tahun 2023 mencapai 182.664 penumpang, meningkat dari 116.953 penumpang pada tahun 2022 (BPS, 2024).



**Gambar 1.** Jumlah Penumpang Udara Berangkat dan Datang di Provinsi Kalimantan Timur, Tahun 2023.

Kabupaten Berau dikenal sebagai salah satu destinasi wisata unggulan di Kalimantan Timur, dengan jumlah kunjungan wisatawan yang terus menunjukkan tren peningkatan dari tahun ke tahun. Pada 2022, tercatat sebanyak 397.337 wisatawan berkunjung ke wilayah ini, kemudian naik sebesar 6 persen menjadi 422.592 pada 2023, dan terus meningkat signifikan hingga mencapai 557.214 wisatawan pada 2024 (BPS, 2025). Pertumbuhan kunjungan tersebut berpotensi besar dalam mendorong peningkatan kesejahteraan masyarakat lokal melalui sektor pariwisata. Yasa (2015) dan Harahap (2020) menyatakan bahwa pariwisata mampu memperkuat pendapatan daerah serta meningkatkan pendapatan masyarakat secara langsung. Yasa (2015) menjelaskan bahwa banyaknya wisatawan berkontribusi terhadap peningkatan pendapatan asli daerah (PAD). Senada, Harahap (2020) menyebut bahwa pertumbuhan sektor pariwisata berdampak langsung terhadap pendapatan masyarakat, yang pada akhirnya turut mendorong peningkatan kesejahteraan.



**Gambar 2.** Jumlah Wisatawan di Kabupaten Berau, tahun 2022-2024.

Setiap bulan, BPS Kalimantan Timur merilis data jumlah penumpang udara sebagai salah satu indikator utama sektor transportasi, khususnya angkutan udara. Pada 2024, kontribusi sektor ini

terhadap PDRB Kalimantan Timur tercatat sebesar 1,48 persen. Namun demikian, terdapat jeda waktu selama 30 (tiga puluh) hari antara akhir bulan amatan dengan publikasi data resmi. Kondisi ini menyebabkan informasi jumlah penumpang belum dapat diakses secara *realtime*, sehingga menghambat respons cepat dalam pengambilan keputusan berbasis data.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk memperoleh data secara *realtime* adalah melalui Indeks *Google Trends*. Indeks ini telah banyak digunakan dalam berbagai studi untuk keperluan peramalan dan *nowcasting*. Bily (2024) menerapkan pendekatan ini untuk memperkirakan jumlah kedatangan penumpang di Bandara Komodo, sementara Febrian (2024) menggunakannya dalam prediksi wisatawan mancanegara di Bandara Kualanamu. Di Indonesia, Oktama (2021, 2022) memanfaatkan Indeks *Google Trends* untuk *nowcasting* penumpang kereta api dan pesawat, masing-masing di tingkat nasional dan Provinsi Bali. Gunawan (2023) juga mengadopsi metode serupa untuk memproyeksikan jumlah wisatawan di Yogyakarta.

Penelitian ini mengimplementasikan dua metode dalam *time series nowcasting*, yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors* (SARIMAX) dan Prophet, untuk memperkirakan jumlah penumpang udara di Kabupaten Berau secara *realtime*. Pemilihan metode dilakukan berdasarkan karakteristik data dan tujuan analisis. SARIMAX dipilih karena merupakan model *time series* klasik yang *robust*. Model ini mampu menangkap pola tren, musiman, serta struktur *autocorrelation* dan *moving average*, serta fleksibel dalam mengintegrasikan variabel eksogen. Di sisi lain, Prophet dirancang untuk menangani data *time series* dengan dinamika dunia nyata, seperti keberadaan *outlier*, *missing values*, dan perubahan tren mendadak, misalnya akibat pandemi COVID-19. Keunggulan Prophet terletak pada kemudahannya dalam mengintegrasikan komponen musiman, hari libur, dan variabel eksogen tambahan (Prakoso et al., 2023).

## METODE

Penelitian ini menggunakan dua jenis data utama, yaitu data statistik resmi jumlah penumpang udara yang diperoleh dari Berita Resmi Statistik (BRS) dan Indeks *Google Trends* (GTI). Untuk memperoleh variabel GTI yang paling representatif, dilakukan pengujian terhadap beberapa kata kunci yang relevan. Uji korelasi Pearson antara jumlah penumpang udara dan beberapa kandidat kata kunci seperti "Kalimmarau", "tiket pesawat Berau", "bandara Kalimmarau", "penerbangan Berau", "tiket Kalimmarau", "pulau Derawan", dan "pulau Maratua" dilakukan guna menentukan kata kunci yang paling optimal. Hasil pengujian tersebut ditampilkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Koefisien Korelasi antara Jumlah Penumpang Udara dan Indeks *Google Trends*

Kata Kunci	Koefisien Korelasi
Kalimmarau	0,426
tiket pesawat Berau	0,247
bandara Kalimmarau	-0,070
penerbangan Berau	-0,322
tiket Kalimmarau	-0,097
pulau Derawan	0,003
pulau Maratua	-0,017

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa kata kunci "Kalimmarau" memiliki koefisien korelasi positif tertinggi dengan jumlah penumpang udara (0,426). Hal ini mengindikasikan bahwa "Kalimmarau" adalah kata kunci yang paling relevan secara statistik dan memiliki hubungan searah yang kuat dengan fluktuasi jumlah penumpang udara di Bandara Kalimmarau, sehingga dipilih sebagai kata kunci utama dalam penelitian ini. Nilai GTI menggambarkan frekuensi pencarian kata kunci "Kalimmarau" di Google. Data yang digunakan mencakup periode dari Januari 2020 hingga Maret 2025.

**Model SARIMAX**

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors (SARIMAX) merupakan pengembangan dari ARIMA yang mengakomodasi efek musiman dan variabel eksternal (Nurtas et al., 2024). Variabel eksternal merujuk pada faktor yang memberikan dampak signifikan terhadap variabel dependen dan dapat meningkatkan akurasi peramalan (Chisan et al., 2024). Dalam penelitian ini, variabel eksternal yang digunakan adalah Indeks *Google Trends* (GTI), yang merepresentasikan volume pencarian terkait penerbangan ke Berau. GTI digunakan sebagai prediktor tambahan dalam model SARIMAX. Persamaan pada model SARIMAX adalah sebagai berikut:

$$\phi(B)\phi_p(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Y_t = \delta + \beta \cdot GTI_t + \theta(B)\theta(B^s)e_t \dots\dots\dots (1)$$

Dimana,

- $Y_t$  : jumlah penumpang udara yang datang di Bandara Kalimantan pada waktu t
- $\phi(B)$  : AR *non seasonal*
- $\phi_p(B^s)$  : AR *seasonal*
- $(1 - B)^d$  : *differencing non seasonal*
- $(1 - B^s)^D$  : *differencing seasonal*
- $\theta(B)$  : MA *non seasonal*
- $\theta(B^s)$  : MA *seasonal*
- $GTI_t$  : Indeks *Google Trends* pada waktu t
- $\beta$  : Parameter koefisien untuk  $GTI_t$
- $\delta$  : intersep

**Model Prophet**

Prophet merupakan salah satu metode peramalan yang dikembangkan oleh Facebook (Taylor & Letham, 2018). Zhao (2018) menjelaskan bahwa Prophet mengadopsi *Generalized Additive Model (GAM)* untuk melakukan penyesuaian melalui *smoothing* dan peramalan. Model Prophet dalam penelitian ini mempertimbangkan tren *piecewise linear*, komponen musiman, serta hari libur nasional di Indonesia. Selain itu, model ini juga menyertakan variabel eksogen berupa Indeks *Google Trends*. Persamaan umum model Prophet yang disesuaikan untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

$$Y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \beta_{GTI} \cdot GTI_t + \epsilon_t \dots\dots\dots (2)$$

dimana,

- $Y(t)$  : jumlah penumpang udara yang datang di Bandara Kalimantan pada waktu t
- $g(t)$  : komponen *trend*
- $s(t)$  : komponen musiman
- $h(t)$  : komponen hari libur
- $\beta_{GTI}$  : koefisien regresi untuk variabel GTI
- $GTI_t$  : nilai GTI pada waktu t
- $\epsilon_t$  : *error*

Penjelasan lebih lanjut untuk masing-masing komponen model adalah sebagai berikut:

a. Komponen Tren ( $g(t)$ )

Komponen tren ( $g(t)$ ) dalam model Prophet merepresentasikan perubahan non-periodik dalam jumlah penumpang dari waktu ke waktu. Model ini menggunakan tren linier yang mengakomodasi titik-titik perubahan (*changepoints*), sehingga  $g(t)$  membentuk fungsi *piecewise linear*. Persamaan yang merepresentasikan fungsi tren linier dengan *changepoints* mengacu pada formulasi dari Taylor & Letham (2018):

$$g(t) = (k + a(t)^T \delta)t + (m + a(t)^T \gamma) \dots\dots\dots (3)$$

dimana,

- $k$  : laju pertumbuhan jumlah penumpang
- $m$  : *offset* awal

- $a(t)$  : vektor biner yang elemennya bernilai 1 jika waktu  $t$  berada setelah suatu *change point* tertentu dan 0 sebaliknya
- $\delta$  : vektor penyesuaian laju pertumbuhan pada setiap *change point*
- $\gamma$  : vektor penyesuaian *offset* pada setiap *change point*

b. Komponen Musiman ( $s(t)$ )

Komponen musiman ( $s(t)$ ) dalam model Prophet dimodelkan menggunakan deret Fourier untuk menangkap pola periodik dalam data, seperti siklus tahunan dalam jumlah penumpang udara. Frekuensi musiman yang digunakan dapat disesuaikan dengan konteks data, seperti musiman bulanan atau tahunan. Persamaan umum untuk  $s(t)$  mengacu pada Taylor & Letham (2018):

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left( a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{P}\right) \right) \dots\dots\dots(4)$$

dimana,

- $P$  : periode waktu musiman
- $N$  : jumlah istilah Fourier yang digunakan untuk mengaproksimasi pola musiman
- $a_n, b_n$  : koefisien yang ditentukan oleh model yang menangkap amplitudo dan fase pola musiman

c. Komponen Hari Libur ( $h(t)$ )

Komponen hari libur ( $h(t)$ ) dimodelkan sebagai sekumpulan variabel *regressor* terpisah, di mana setiap tanggal libur memiliki koefisien regresi yang berbeda. Jika ada  $L$  hari libur yang dipertimbangkan, maka  $h(t)$  merepresentasikan kontribusi keseluruhan dari semua hari libur pada waktu  $t$ . Masing-masing kontribusi ini diestimasi langsung oleh model. Persamaan umum untuk  $h(t)$  mengacu pada Taylor & Letham (2018):

$$h(t) = \mathbf{Z}(t)\kappa \dots\dots\dots(5)$$

dimana,

- $\mathbf{Z}(t)$  : vektor biner berukuran  $L$  yang menunjukkan apakah waktu  $t$  bertepatan dengan salah satu hari libur yang ditentukan
- $\kappa$  : vektor koefisien berukuran  $L$  yang merepresentasikan dampak spesifik setiap hari libur terhadap jumlah penumpang

**Evaluasi Model**

Pemilihan model terbaik dilakukan melalui evaluasi kinerja model. Evaluasi model dilakukan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Persamaan pada ketiga evaluasi model adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \dots\dots\dots(6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \dots\dots\dots(7)$$

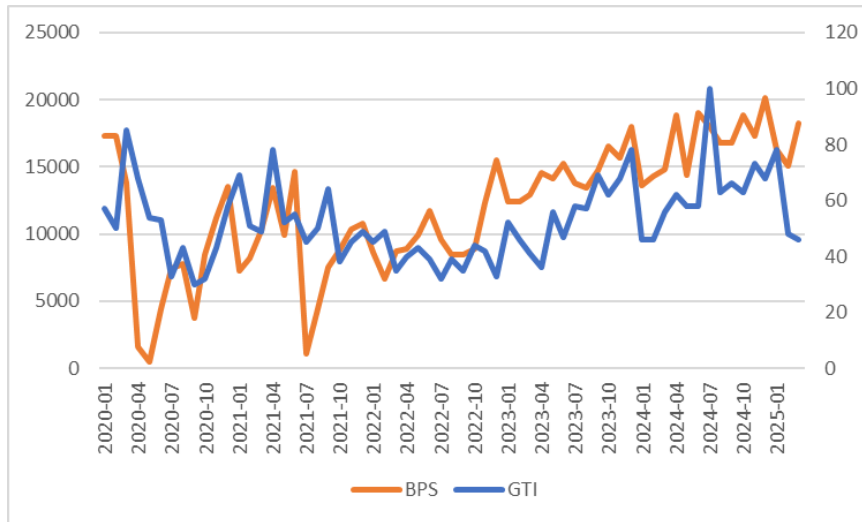
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \dots\dots\dots(8)$$

Hasil dari pemodelan SARIMAX dan Prophet akan dibandingkan satu sama lain. Model yang memiliki nilai RMSE, MAE, dan MAPE terendah akan dipilih sebagai model terbaik untuk digunakan dalam proses *nowcasting*.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Gambaran Umum Indeks Google Trend dan Penumpang Udara Bandara Kalimantan

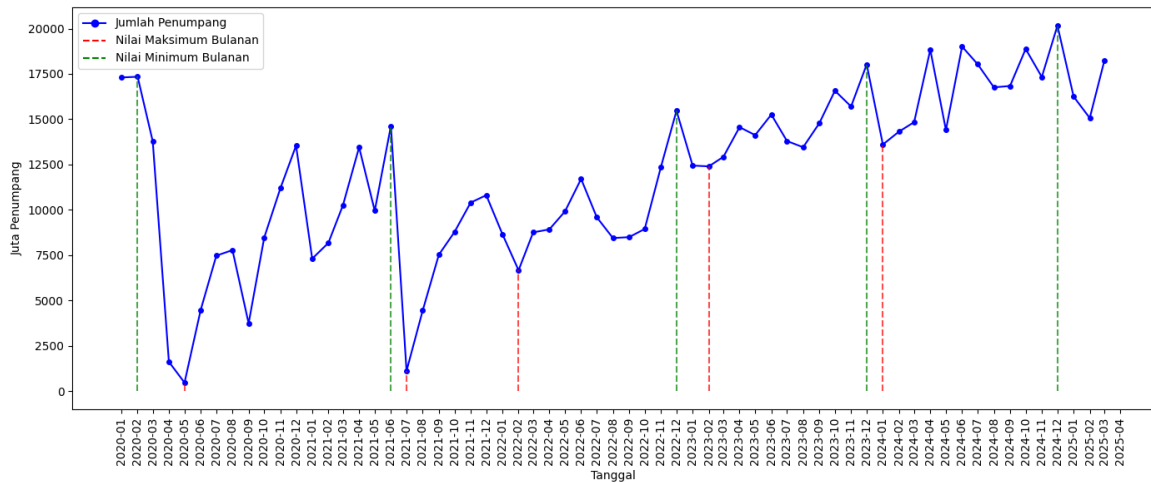
Untuk memahami hubungan antara jumlah penumpang udara dan aktivitas pencarian daring masyarakat, dilakukan visualisasi data *time series* antara jumlah penumpang yang datang ke Bandara Kalimantan dan Indeks *Google Trends* (GTI) selama periode Januari 2020 hingga Maret 2025. Hubungan keduanya divisualisasikan dalam Gambar 3 untuk mengamati pola keterkaitan yang mungkin terjadi selama periode pengamatan.



**Gambar 3.** Pergerakan Jumlah Penumpang Udara dan Indeks Google Trends, Tahun 2020-2025.

Berdasarkan gambar 3, terlihat bahwa terdapat kesamaan pola arah antara data jumlah penumpang udara dari BPS dan Indeks *Google Trends* (GTI). Secara statistik, korelasi Pearson antara jumlah penumpang dan pencarian daring dengan kata kunci "Kalimantaran" menunjukkan hubungan positif sedang dengan koefisien sebesar 0,426. Namun, ketidaksesuaian pola terlihat pada Maret 2020, di mana data BPS mencatat penurunan tajam jumlah penumpang, sementara nilai GTI justru mengalami peningkatan. Hal ini terjadi karena pada bulan Maret merupakan awal dilaksanakannya PSBB yang diakibatkan oleh pandemi COVID-19 yang terjadi di Indonesia.

Periode pandemi COVID-19 (2020–2021) menunjukkan pola menyimpang dan fluktuasi ekstrem dibandingkan tahun-tahun lainnya, akibat penerapan PSBB dan PPKM yang secara signifikan membatasi aktivitas penerbangan. Meskipun demikian, data dari periode tersebut tetap dimasukkan dalam proses pemodelan. Pertimbangan ini didasarkan pada kemampuan Prophet dalam mendeteksi dan mengakomodasi *change points*, yaitu titik perubahan tren yang signifikan. Hal ini memungkinkan model menyesuaikan diri terhadap dampak mendadak pandemi. Selain itu, penggunaan Indeks *Google Trends* (GTI) sebagai variabel eksogen membantu menangkap dinamika minat dan perilaku masyarakat selama pandemi, yang mencerminkan fluktuasi permintaan perjalanan udara (Wu et al., 2023; Llewellyn et al., 2023). Pendekatan serupa diterapkan pada model SARIMAX, di mana komponen ARIMA menangkap volatilitas melalui struktur *autoregressive*, *moving average*, dan *differencing* untuk menstabilkan tren. Interpretasi hasil pada periode ini dilakukan secara hati-hati mengingat kondisi pasar yang tidak biasa.

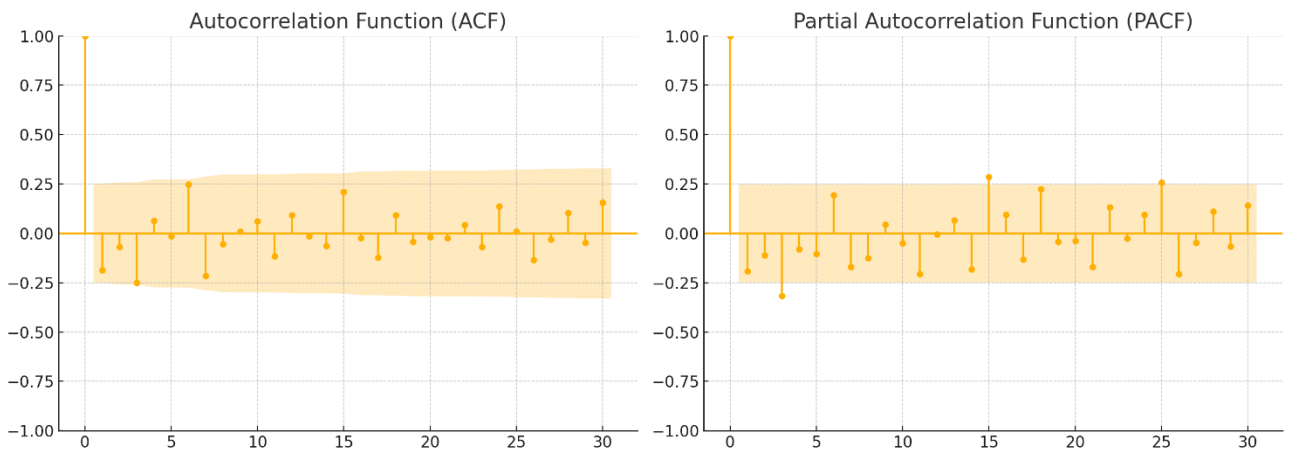


**Gambar 4.** Pola Musiman Penumpang Udara Bandara Kalimantan, Tahun 2020-2024.

Selain itu, pola musiman tahunan teridentifikasi pada jumlah penumpang pesawat, dengan puncak biasanya terjadi pada bulan Desember yang bertepatan dengan libur semester dan akhir tahun. Titik terendah umumnya tercatat pada bulan Januari hingga Februari. Namun, pola tersebut terganggu selama periode pandemi 2020–2021. Pada tahun 2020, titik tertinggi justru terjadi pada bulan Januari dan terendah pada Mei, sedangkan pada tahun 2021 puncaknya bergeser ke Juni dan titik terendah terjadi pada Juli. Kondisi ini disebabkan oleh pandemi COVID-19 dan penerapan kebijakan PSBB serta PPKM yang membatasi mobilitas masyarakat secara nasional.

**Pemodelan dengan SARIMAX**

Pemodelan dengan SARIMAX dilakukan dengan menambahkan variabel eksogen berupa Indeks *Google Trends* (GTI) ke dalam model SARIMAX. Sebelum pemodelan, dilakukan pemeriksaan pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) terhadap variabel jumlah penumpang udara. Pemeriksaan ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik ketergantungan jangka pendek (*autocorrelation*) maupun parsial (*partial autocorrelation*) yang relevan dalam data deret waktu.



**Gambar 5.** Plot ACF dan PACF jumlah penumpang udara Bandara Kalimantan.

Gambar 5 menunjukkan bahwa plot *Autocorrelation Function* (ACF) memiliki *spike* signifikan pada lag ke-1 dan meluruh secara bertahap, sedangkan plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF) menunjukkan *spike* signifikan pada lag ke-1 dan ke-2, yang kemudian mengalami *cut-off*. Pola ini memberikan indikasi awal adanya komponen *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) non-musiman dalam data. Selain itu, keberadaan *spike* signifikan pada lag ke-12 di kedua plot mengindikasikan adanya pola musiman tahunan yang kuat. Berdasarkan hasil identifikasi tersebut, serta untuk menentukan struktur model yang optimal, dilakukan pengujian terhadap empat spesifikasi model SARIMAX, yaitu SARIMAX(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>, SARIMAX(0,1,2)(0,1,1)<sub>12</sub>,

SARIMAX(1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>, dan SARIMAX(1,1,1)(1,1,1)<sub>12</sub>. Model terbaik dipilih berdasarkan dua metrik evaluasi, yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC), yang digunakan untuk menilai keseimbangan antara *goodness of fit* dan kesederhanaan model, sehingga dapat menghindari *overfitting* dan menjaga kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

**Tabel 2.** Pengujian Parameter model SARIMAX

Model	AIC	BIC
SARIMAX(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	116,59	122,33
SARIMAX(0,1,2)(0,1,1) <sub>12</sub>	101,55	109,20
SARIMAX(1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	106,41	114,06
SARIMAX(1,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>	107,88	117,44

Hasil pengujian yang ditampilkan pada Tabel 2 menunjukkan bahwa model SARIMAX(0,1,2)(0,1,1)<sub>12</sub> memberikan nilai AIC (101,55) dan BIC (109,20) terendah dibandingkan model-model kandidat lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model tersebut memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi prediksi dan kompleksitas parameter, menjadikannya sebagai pilihan paling optimal dalam penelitian ini (Box et al., 2015; Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

**Tabel 3.** Estimasi dan Pengujian Parameter model SARIMAX

Variabel	Koefisien
d(log(GTI))	0,32
MA(1)	-0,46
MA(2)	-0,54
SAR(12)	-0,62

Selanjutnya, estimasi parameter model ditampilkan pada Tabel 3. Variabel eksogen d(log(GTI)) memiliki koefisien positif sebesar 0,32, yang mengindikasikan bahwa peningkatan pencarian daring terkait penerbangan cenderung diikuti oleh peningkatan jumlah penumpang. Komponen *moving average* MA(1) dan MA(2) masing-masing bernilai negatif -0,46 dan -0,54, sedangkan parameter musiman SAR(12) sebesar -0,62, menunjukkan adanya pola pelemahan musiman dalam model.

**Pemodelan dengan Prophet**

Pemodelan dengan model Prophet dilakukan dengan 3 (tiga) model berbeda. Model pertama memasukkan komponen hari libur nasional, model kedua menambahkan variabel eksogen berupa Indeks *Google Trends* (GTI), dan model ketiga menggabungkan keduanya. Dalam implementasinya, baik variabel jumlah penumpang udara maupun GTI ditransformasi menggunakan logaritma natural untuk menstabilkan varians dan melinierkan hubungan antarvariabel, sehingga dapat meningkatkan akurasi model.

Terkait penanganan hari libur, model Prophet secara otomatis mengintegrasikan hari libur nasional Indonesia melalui fitur bawaannya. Setiap tanggal libur dimodelkan sebagai variabel *dummy* terpisah, sehingga model mampu mengidentifikasi pengaruh spesifik dari masing-masing hari libur terhadap jumlah penumpang. Hasil evaluasi dari ketiga model disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil pemodelan menggunakan Prophet.

Model	Evaluasi Model		
	RMSE	MAE	MAPE
Menggunakan hari libur	0,46	0,31	3,60
Menggunakan indeks google trend	0,47	0,31	3,65
Menggunakan indeks google trend dan hari libur	0,46	0,30	3,54

Berdasarkan tabel 4, diketahui bahwa model Prophet terbaik adalah model Prophet dengan kombinasi GTI dan hari libur, yang menunjukkan performa terbaik dengan RMS sebesar 0,46, MAE sebesar 0,30, dan MAPE sebesar 3,54 persen. Nilai MAPE ini mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi rata-rata hanya sekitar 3,54% dari nilai aktual, yang berada dalam kategori akurasi sangat tinggi. Temuan ini konsisten dengan Prakoso (2023), yang melaporkan MAPE sebesar 4,62 persen, serta Oktavia (2024), yang memperoleh MAPE 0,81 persen untuk prediksi kualitas udara menggunakan *Prophet* dengan *extra regressor*.

### Evaluasi Model

Setelah model terbaik dari SARIMAX dan Prophet diidentifikasi, dilakukan evaluasi komparatif menggunakan tiga metrik utama: *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ringkasan hasil evaluasi disajikan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Perbandingan model SARIMAX dan Prophet.

Model	Evaluasi Model		
	RMSE	MAE	MAPE
SARIMAX	1,44	0,67	7,59
Prophet	0,46	0,30	3,54

Berdasarkan tabel 5, model Prophet menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan model SARIMAX, ditunjukkan oleh nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang secara konsisten lebih rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa model Prophet mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat terhadap jumlah penumpang udara di Bandara Kalimantan.

Oleh karena itu, model Prophet dengan dua variabel eksogen yaitu Indeks *Google Trends* dan komponen hari libur nasional digunakan untuk melakukan *nowcasting*. Hasil *nowcasting* menunjukkan bahwa jumlah penumpang udara yang diperkirakan datang ke Bandara Kalimantan pada April 2025 adalah sebanyak 18.494 orang, dengan interval kepercayaan 95 persen antara 10.393 hingga 33.378 penumpang. Sementara itu, untuk Mei 2025, diperkirakan sebesar 11.945 penumpang, dengan interval kepercayaan 95 persen berkisar antara 6.672 hingga 21.112 penumpang.

### KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan *nowcasting* berbasis *big data* seperti Indeks *Google Trends* dapat menjadi alternatif yang efektif untuk memperkirakan jumlah penumpang udara secara *realtime* di Kabupaten Berau, khususnya untuk mengatasi keterlambatan rilis data resmi. Dengan membandingkan dua metode peramalan deret waktu, yaitu SARIMAX dan Prophet, penelitian ini menemukan bahwa model Prophet yang menggabungkan variabel eksogen Indeks *Google Trends* dan komponen hari libur menghasilkan model terbaik, ditunjukkan oleh nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan SARIMAX.

Hasil *nowcasting* yang dilakukan menunjukkan bahwa jumlah penumpang udara di Bandara Kalimantan pada bulan April dan Mei 2025 diperkirakan masing-masing sebesar 18.494 dan 11.945 penumpang. Temuan ini mendukung pemanfaatan sumber data alternatif seperti Indeks *Google Trends* dalam mendukung statistik transportasi, khususnya di daerah dengan dinamika pariwisata dan mobilitas yang tinggi seperti Kabupaten Berau. Ke depan, metode ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menguji kata kunci tambahan, memperpanjang rentang data, serta menggabungkan dengan variabel makroekonomi lainnya untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mendukung pengambilan kebijakan berbasis data yang lebih responsif.

## DAFTAR PUSTAKA

- Bily, S. I. (2024). *Pemanfaatan Google Trends dalam Nowcasting Jumlah Kedatangan Penumpang di Bandara Komodo Labuan Bajo*. *Jurnal Statistika Terapan* (ISSN 2807-6214), 4(2), 69-82.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- BPS. (2023). *Kabupaten Berau Dalam Angka 2023*.
- BPS. (2023). *Statistik Transportasi Udara Provinsi Kalimantan Timur 2022*.
- BPS. (2024). *Kabupaten Berau Dalam Angka 2024*.
- BPS. (2024). *Statistik Transportasi Udara Provinsi Kalimantan Timur 2023*.
- BPS. (2025). *Kabupaten Berau Dalam Angka 2025*.
- Chisan, I. K., & Wijayanto, A. W. (2024, November). *Forecasting Jumlah Penumpang Pesawat Yogyakarta International Airport dengan Big Data Google Trends dan Variabel Makroekonomi untuk Mendukung Official Statistics*. In *Seminar Nasional Official Statistics* (Vol. 2024, No. 1, pp. 615-624).
- Febrian, M. Y., & Wijayanto, A. W. (2024, November). *Prediksi Jumlah Wisatawan Mancanegara Yang Masuk Melalui Bandara Kualanamu Menggunakan Big Data Google Trends*. In *Seminar Nasional Official Statistics* (Vol. 2024, No. 1, pp. 851-862).
- Indra Gunawan, Dwi Purnomo Putro, & Adhika Pramita Widyassari. (2023). *Can Google Trends (GT) be used to predict tourist arrivals?: FB Prophet Machine Learning (ML) for Predicting Tourist Arrivals*. *International Conference on Digital Advanced Tourism Management and Technology*, 1(1), 132-142. <https://doi.org/10.56910/ictmt.v1i1.57>
- Harahap, M. A., Alam, A. P., & Sari, D. P. (2020). *Pengaruh Kunjungan Wisatawan terhadap Kesejahteraan Masyarakat*. *Al-Kharaj: Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 2(2), 220-229.
- Husnina, N., Afni, M., Utami, K. J., & Saksono, H. (2024). *Bandara dan Dinamika Penerbangan untuk Pengembangan Bisnis Kepariwisata di Kepulauan Lombok-Sumbawa*. *ALETHEIA: Jurnal Sosial & Humaniora, Inovasi, Ekonomi, dan Edukasi*, 1(2), 117-128.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
- Llewellyn, M., Ross, G., & Ryan-Saha, J. (2023). *COVID-era forecasting: Google trends and window and model averaging*. *Annals of Tourism Research*, 103, 103660
- Nurtas, M., Zhantaev, Z., & Altaibek, A. (2024). *Earthquake time-series forecast in Kazakhstan territory: Forecasting accuracy with SARIMAX*. *Procedia Computer Science*, 231(2023), 353-358. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.216>
- Oktama, P. D. W. (2021, November). *Nowcasting Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia Menggunakan Indeks Google Trends*. In *Seminar Nasional Official Statistics* (Vol. 2021, No. 1, pp. 958-967).
- Oktama, P. D. W. (2022). *Short-Term Forecasting of Air Travellers Outflows from Bali Using Web Search Data*. *Proceedings of The International Conference on Data Science and Official Statistics*, 2021(1), 448-457. <https://doi.org/10.34123/icdsos.v2021i1.122>
- Oktavia, F., & Witanti, A. (2024). *Implementasi Prophet Forecasting Model Dalam Prediksi Kualitas Udara Daerah Istimewa Yogyakarta*. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 11(1).
- Prakoso, F. B., Darmawan, G., & Bachrudin, A. (2023). *Penerapan Metode Facebook Prophet Untuk Meramalkan Jumlah Penumpang Trans Metro Bandung Koridor 1*. *ARMADA: Jurnal Penelitian Multidisiplin*, 1(3), 133-147.
- Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). *Forecasting at scale*. *The American Statistician*, 72(1), 37-45
- Utama, B. D. (2021). *Perkembangan Industri Penerbangan Dan Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia*. *Jurnal Ilmu Pemerintahan Suara Khatulistiwa*, 6(2), 213-223. <https://doi.org/10.33701/jipks.v6i2.1901>
- Wu, B., Wang, L., & Zeng, Y. R. (2023). *Interpretable tourism demand forecasting with temporal fusion transformers amid COVID-19*. *Applied Intelligence*, 53(11), 14493-14514
- Yasa, I. N. M. (2015). *Pengaruh jumlah kunjungan wisatawan, lama tinggal wisatawan dan tingkat hunian hotel terhadap Pendapatan Asli Daerah dan kesejahteraan masyarakat pada Kabupaten/Kota di Provinsi Bali*. *E-Jurnal Ekonomi Pembangunan Universitas Udayana*, 6(7), 165233.
- Zhao, N., Liu, Y., Vanos, J. K., & Cao, G. (2018). *Day-of-week and seasonal patterns of PM<sub>2.5</sub> concentrations over the United States: Time-series analyses using the Prophet procedure*. *Atmospheric environment*, 192, 116-127.