

**PERAMALAN PENUMPANG PESAWAT DOMESTIK DI INDONESIA
DENGAN EFEK VARIASI KALENDER MENGGUNAKAN METODE
*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH
EXOGENOUS VARIABLES (SARIMAX)***

Skripsi

Oleh

**PUAN UTAMI ARIANTI
NPM. 2217031186**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2026

ABSTRACT

DOMESTIC AIR PASSENGER FORECASTING IN INDONESIA WITH CALENDAR VARIATION EFFECTS USING A SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES (SARIMAX) MODEL

By

PUAN UTAMI ARIANTI

The number of domestic air passengers in Indonesia is influenced by trend patterns, seasonality, and external factors such as calendar variations. This study aims to obtain the best model for forecasting the number of domestic air passengers using the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (SARIMAX) method. The analysis stages include stationarity testing, model identification, parameter estimation using the *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) method, model selection based on the *Akaike Information Criterion* (AIC) value and parameter significance, and model evaluation using the *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). The results show that the best model before the inclusion of exogenous variables is SARIMA $(0, 1, 1)(1, 0, 0)_{12}$ with an AIC value of 1738.39. Based on the significance test, only the school holiday dummy variable is significant; therefore, the final model obtained is SARIMAX $(0, 1, 1)(1, 0, 0)_{12}$ with the school holiday dummy variable as the exogenous variable. The model yields a MAPE value of 12.39%, indicating that it is suitable for forecasting the number of domestic air passengers.

Keywords: SARIMAX, variasi kalender, *dummy*, penumpang pesawat, peramalan.

ABSTRAK

PERAMALAN PENUMPANG PESAWAT DOMESTIK DI INDONESIA DENGAN EFEK VARIASI KALENDER MENGGUNAKAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES (SARIMAX)*

Oleh

PUAN UTAMI ARIANTI

Jumlah penumpang pesawat domestik di Indonesia dipengaruhi oleh pola tren, musiman, serta faktor eksternal seperti variasi kalender. Penelitian ini bertujuan memperoleh model terbaik untuk meramalkan jumlah penumpang pesawat domestik menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (SARIMAX)*. Tahapan analisis meliputi uji stasioneritas, identifikasi model, estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)*, pemilihan model berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* dan signifikansi parameter, serta evaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik sebelum penambahan variabel eksogen adalah SARIMA $(0, 1, 1)(1, 0, 0)_{12}$ dengan nilai AIC sebesar 1738,39. Berdasarkan uji signifikansi, hanya variabel *dummy* libur sekolah yang signifikan sehingga model akhir yang diperoleh adalah SARIMAX $(0, 1, 1)(1, 0, 0)_{12}$ dengan variabel eksogen *dummy* libur sekolah. Model menghasilkan nilai MAPE sebesar 12,39%, sehingga layak digunakan untuk peramalan jumlah penumpang pesawat domestik.

Kata kunci: SARIMAX, variasi kalender, *dummy*, penumpang pesawat, peramalan.

**PERAMALAN PENUMPANG PESAWAT DOMESTIK DI INDONESIA
DENGAN EFEK VARIASI KALENDER MENGGUNAKAN METODE
*SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH
EXOGENOUS VARIABLES (SARIMAX)***

PUAN UTAMI ARIANTI

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2026

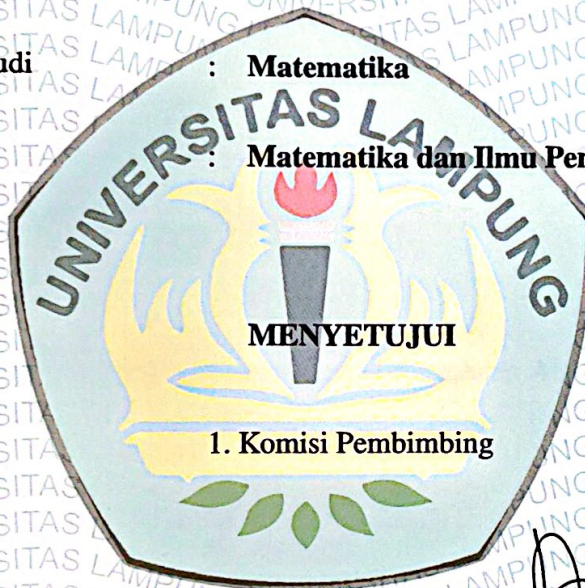
Judul Skripsi : **PERAMALAN PENUMPANG PESAWAT DOMESTIK DI INDONESIA DENGAN EFEK VARIASI KALENDER MENGGUNAKAN METODE SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS VARIABLES (SARIMAX)**

Nama Mahasiswa : **Puan Utami Arianti**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031186**

Program Studi : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



1. Komisi Pembimbing

Drs. Nusyirwan, M.Si.
NIP 196610101992031028

Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.
NIP 199311062019032018

2. Ketua Jurusan Matematika

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 197403162005011001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : Drs. Nusyirwan, M.Si.



Sekretaris : Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.



**Penguji
Bukan Pembimbing : Widiarti, S.Si., M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 18 Juni 2026

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Puan Utami Arianti**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031186**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **Peramalan Penumpang Pesawat Domestik di Indonesia dengan Efek Variasi Kalender Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (SARIMAX)**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 18 Juni 2026

Penulis



Puan Utami Arianti

RIWAYAT HIDUP

Penulis memiliki nama lengkap Puan Utami Arianti yang lahir di Sumatera Barat pada tanggal 25 Juli 2004. Penulis merupakan anak pertama dari empat bersaudara, putri dari pasangan Indra Jaya dan Yarnis.

Penulis menempuh pendidikan di SDN 05 Koto Balingka pada tahun 2010 sampai tahun 2016. Kemudian, penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di SMPN 7 Padang pada tahun 2016 sampai tahun 2019. Selanjutnya, penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah atas di SMAN 1 Pasaman pada tahun 2019 sampai tahun 2022.

Pada tahun 2022, penulis diterima di program studi S1 Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA), Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN). Pada akhir tahun 2024, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Dinas Ketahanan Pangan, Tanaman Pangan, dan Hortikultura selama 40 hari sampai dengan Februari 2025. Selain itu, sebagai bentuk pengabdian kepada masyarakat, penulis juga melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) selama 40 hari di Kelurahan Gedong Air, Kecamatan Tanjung Karang Barat, Kota Bandar Lampung, sampai dengan Agustus 2025.

Selama masa perkuliahan, penulis aktif mengikuti kegiatan di Himpunan Mahasiswa Matematika (Himatika) pada tahun 2023 dan bergabung dengan Generasi Baru Indonesia (GenBI) pada tahun 2024 hingga 2025. Keikutsertaan dalam berbagai kegiatan organisasi, pelatihan, seminar, dan program pengabdian masyarakat telah memberikan banyak pengalaman yang membantu penulis dalam mengembangkan kemampuan organisasi, komunikasi, kerja sama tim, kepemimpinan, serta keterampilan hidup (*life skills*) yang mendukung pengembangan akademik maupun nonakademik.

KATA INSPIRASI

”Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya.”
(Q.S. Al-Baqarah : 286)

”Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan.”
(Q.S. Al-Insyirah : 5-6)

”Bila bukan kehendak-Nya, tidak satu pun culasmu akan bawa bahaya.”
- Tulus

PERSEMBAHAN

Alhadulillahirobbil'alamin

Dengan mengucapkan puji dan syukur atas kehadiran Allah Subhanahu Wata'ala karena limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat pada waktunya.

Tak lupa shalawat beserta salam selalu tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad Shallallahu Alaihi Wasallam.

Dengan penuh rasa syukur dan bahagia serta kerendahan hati, saya persembahkan rasa terimakasih kepada:

Kedua Orang Tuaku Tercinta

Terimakasih kepada orang tuaku atas segala pengorbanan, motivasi, doa dan ridho serta dukungannya selama ini. Terimakasih telah memberikan pelajaran berharga kepada anakmu ini tentang makna perjalanan hidup yang sebenarnya sehingga kelak bisa menjadi orang yang bermanfaat bagi banyak orang.

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan serta ilmu yang berharga.

Sahabat-sahabatku

Terimakasih kepada semua orang-orang baik yang telah memberikan pengalaman, semangat, motivasinya, serta doa-doanya dan senantiasa memberikan dukungan dalam hal apapun.

Almamater Tercinta

Universitas Lampung

SANWACANA

Alhamdulillah, puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Peramalan Penumpang Pesawat Domestik di Indonesia dengan Efek Variasi Kalender Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (SARIMAX)*" dengan baik dan lancar serta tepat pada waktu yang telah ditentukan. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah membantu memberikan bimbingan, dukungan, arahan, motivasi serta saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku Pembimbing 1 yang telah banyak meluangkan waktunya untuk memberikan arahan, bimbingan, motivasi, saran serta dukungan kepada penulis sepanjang proses penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si. selaku Pembimbing 2 yang telah memberikan arahan, dukungan, serta doa sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
3. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si. selaku Penguji yang telah bersedia memberikan saran, kritik, serta evaluasi yang membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Ibu Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si. selaku dosen Pembimbing Akademik.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

7. Papa dan Umak tercinta, terima kasih atas segala kasih sayang, doa, *support* dan pengorbanan yang tiada henti yang menjadi sumber kekuatan terbesar dalam hidup penulis dan terus mendorong untuk tidak menyerah, bahkan disaat segalanya terasa berat. Tanpa kehadiran dan cinta tulus kedua orang tuaku, mungkin langkah ini tak akan pernah sampai sejauh ini. Terima kasih karena selalu berjuang untuk kehidupan penulis, penulis bangga memiliki orang tua seperti kalian. Terimakasih atas segala hal yang Papa dan Umak berikan yang tak terhitung jumlahnya, *Nyawaku nyala karena denganmu*.
8. Adik-adik tersayang, Aziza, Maira, dan Fitiya, terima kasih sudah menjadi sumber semangat dan motivasi dalam setiap langkah perjalanan penulis. Meski sering terlibat pertengkaran kecil, namun kalian juga menjadi salah satu penguat dan sumber semangat dalam menyelesaikan skripsi ini. *Tumbuh lebih baik cari panggilanmu, jadi lebih baik dibanding diriku*.
9. Seluruh keluarga besar yang selalu *support* dan mengirimkan doa dalam keadaan sulit sekalipun, juga kepada keluarku yang ada di Lampung yang sudah banyak membantu selama kuliah dan merantau di Bandar Lampung, terima kasih sudah menjadi tempat singgah di kota yang sama dengan tempat penulis berkuliah.
10. Teruntuk teman-teman semasa perkuliahan, Vira, Karin, Fika, Hana, Aprial, Tri, Salsa, Ditha, Winne, terimakasih untuk setiap tawa yang menguatkan, cerita yang menemani, dan kebersamaan yang membuat segala lelah terasa lebih ringan.
11. Dan kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dalam penyusunan skripsi ini, yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu. Tiada kata yang lebih indah dan bermakna selain ucapan terima kasih yang tulus.

Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk menjadikan skripsi ini lebih baik lagi.

Bandar Lampung, 18 Juni 2026

Puan Utami Arianti

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Tujuan Penelitian	4
1.3 Manfaat Penelitian	5
II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Analisis Deret Waktu	6
2.2 Peramalan	7
2.3 Stasioneritas	7
2.4 Model <i>Autoregressive</i> (AR)	9
2.5 Model <i>Moving Average</i> (MA)	10
2.6 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA)	12
2.7 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	13
2.8 Model <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA)	13
2.9 Model <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables</i> (SARIMAX)	14
2.10 Pendugaan Parameter dengan Metode <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	15
2.11 Pemilihan Model Terbaik	16
2.12 Evaluasi Model	16
2.13 Pemeriksaan Diagnostik Model	17
2.14 Penumpang Pesawat Domestik	18
2.15 Efek Variasi Kalender	18
III METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	19
3.2 Data Penelitian	19
3.3 Metode Penelitian	20
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	22

4.1	Visualisasi Data Penumpang Pesawat Domestik	22
4.2	Uji Kestasioneran Data Penumpang Pesawat Domestik	24
4.3	Identifikasi Model ARIMA dan Model SARIMA Data Penumpang Pesawat Domestik	27
4.4	Pemilihan Model Terbaik Data Penumpang Pesawat	28
4.5	Estimasi <i>Dummy</i> atau Variabel Eksogen	30
4.6	Uji Diagnostik Residual	33
4.7	Peramalan Penumpang Pesawat Domestik di Indonesia Tahun 2026	34
4.8	Evaluasi Hasil Peramalan Menggunakan MAPE	36
V	KESIMPULAN	38
	DAFTAR PUSTAKA	40

DAFTAR TABEL

Tabel 1.	Kriteria Keakuratan MAPE	17
Tabel 2.	Hasil Uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)	24
Tabel 3.	Hasil Uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) setelah <i>Differencing</i>	26
Tabel 4.	Hasil Estimasi Parameter Model SARIMA dengan Metode MLE	29
Tabel 5.	<i>Output</i> Uji Signifikansi Variabel Eksogen atau <i>Dummy</i>	30
Tabel 6.	Estimasi Parameter Model SARIMAX (0,1,1)(1,0,0) ₁₂	32
Tabel 7.	Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> untuk Model SARIMAX (0, 1, 1)(1, 0, 0) ₁₂	34
Tabel 8.	Hasil Peramalan Penumpang Pesawat Domestik Tahun 2026	35

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.	<i>Flowchart Forecasting</i> Model SARIMAX	21
Gambar 2.	<i>Plot</i> Data Penumpang Pesawat Domestik di Indonesia Tahun 2021-2025	23
Gambar 3.	<i>Plot</i> Hasil <i>Differencing</i> Data Penumpang Pesawat Domestik	25
Gambar 4.	<i>Plot</i> ACF dan PACF Nonmusiman Data Penumpang Pesawat Domestik	27
Gambar 5.	<i>Plot</i> ACF dan PACF Musiman Data Penumpang Pesawat Domestik	28
Gambar 6.	Peramalan Penumpang Pesawat Tahun 2026 Menggunakan Model SARIMAX	36
Gambar 7.	Data Aktual dan Hasil Estimasi Model SARIMAX Tahun 2021-2025 Penumpang Pesawat Domestik	37

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Analisis deret waktu adalah metode statistik yang diterapkan untuk menganalisis data yang diperoleh secara berurutan berdasarkan waktu, seperti data harian, mingguan, bulanan, atau tahunan (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola, tren, dan siklus dalam data historis, yang kemudian memungkinkan perkiraan nilai masa depan, sehingga membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik dan perencanaan yang efisien (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Keunggulan utama analisis deret waktu yaitu kemampuan untuk mengungkap perilaku data masa lalu guna mendukung strategi perencanaan berbasis fakta. Salah satu teknik yang sering digunakan dalam peramalan deret waktu meliputi model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan pengembangannya yaitu *Seasonal ARIMA* (SARIMA) yang dapat menangani pola musiman (Box, *et al.*, 2015). Kedua model ini efektif dalam menyesuaikan karakteristik data seperti tren dan musiman, serta mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat daripada teknik yang tidak secara eksplisit mempertimbangkan dimensi waktu, namun demikian, kedua model tersebut hanya memanfaatkan informasi historis sehingga belum mempertimbangkan pengaruh faktor eksternal. Diperlukan pengembangan model yang mampu mengakomodasi variabel eksternal, yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (SARIMAX), yang dinilai lebih layak digunakan karena dapat menghasilkan prediksi yang lebih representatif (Box, *et al.*, 2015).

Dalam penerapannya, analisis deret waktu banyak digunakan dalam bidang ekonomi, keuangan, dan transportasi, termasuk untuk memprediksi jumlah penumpang pada moda transportasi udara (Suryan, 2017). Di Indonesia, sektor transportasi udara memiliki peran vital dalam mendukung konektivitas antarwilayah, mengingat karakter geografis di Indonesia sebagai negara kepulauan (Fatonah, dkk., 2025).

Moda transportasi udara tidak hanya menjadi sarana utama bagi mobilitas masyarakat, tetapi juga pendorong pertumbuhan ekonomi, perdagangan, dan pariwisata nasional (Xiaowen, *et al.*, 2010). Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Indonesia mengalami fluktuasi yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Pada tahun 2021, jumlah penumpang keberangkatan domestik tercatat sebanyak 30,07 juta orang akibat pembatasan mobilitas dan penerapan kebijakan penanggulangan pandemi COVID-19. Seiring dengan pemulihan ekonomi nasional dan pelonggaran aktivitas masyarakat, penumpang meningkat signifikan menjadi 52,56 juta penumpang pada tahun 2022. Peningkatan tersebut berlanjut pada tahun 2023 menjadi 62,68 juta penumpang, dan terus bertumbuh hingga 63,69 juta penumpang pada tahun 2024 (BPS, 2025). Perubahan jumlah penumpang penerbangan domestik tidak terjadi secara stabil pada setiap periode, melainkan menunjukkan fluktuasi yang cukup tajam, terutama pada bulan-bulan yang bertepatan dengan hari raya keagamaan dan musim libur. Fenomena ini menunjukkan bahwa pola permintaan penerbangan domestik tidak hanya dipengaruhi oleh pola musiman tahunan yang tetap, tetapi juga oleh variasi kalender, yaitu perubahan waktu perayaan atau hari libur nasional yang memiliki dampak signifikan terhadap pola perjalanan masyarakat (Waldira, dkk., 2020).

Fenomena variasi kalender di Indonesia sangat rumit karena dipengaruhi oleh keberagaman agama, budaya, dan sistem pendidikan yang menentukan jadwal libur sekolah. Beberapa peristiwa, seperti Hari Raya Idulfitri yang menyebabkan lonjakan besar akibat tradisi mudik, ketika Hari Raya Nyepi penerbangan di Bali berhenti selama satu hari, libur sekolah yang meningkatkan perjalanan wisata keluarga, dan akhir tahun yang menjadi musim puncak perjalanan karena libur Natal dan Tahun Baru, memiliki dampak signifikan terhadap penumpang pesawat domestik. Dampak ini tidak seragam secara waktu maupun wilayah, sehingga memiliki tantangan tersendiri dalam memodelkan pola pergerakan penumpang secara tepat. Kondisi tersebut memerlukan pendekatan statistik yang mampu menangkap pola musiman sekaligus pengaruh eksternal dari variasi kalender (Pakaya, dkk., 2025). Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (SARIMAX) dapat menjadi salah satu pendekatan yang efektif dalam analisis deret waktu yang melibatkan pengaruh faktor eksternal (Sulistiyowati, *et al.*, 2018). Model SARIMAX merupakan pengembangan dari SARIMA dengan menambahkan variabel eksogen yang dapat digunakan untuk menganalisis data deret waktu yang menunjukkan pengaruh variasi kalender, dengan pola data mengalami perubahan dari waktu ke waktu, seperti libur hari raya keagamaan atau hari kebudayaan tertentu

yang waktunya tidak tetap setiap tahun. Dengan memasukkan variabel eksternal tersebut, SARIMAX tidak hanya dapat mengidentifikasi tren dan pola musiman dalam data, tetapi juga mampu menangkap fluktuasi akibat perubahan jadwal libur dan peristiwa penting lainnya yang memengaruhi pola data (Cools, *et al.*, 2009).

Beberapa contoh penelitian yang berkaitan dengan peramalan menggunakan metode SARIMAX, yaitu peramalan energi listrik jangka panjang dengan studi kasus di Arab Saudi (Alharbi & Csala, 2022). Penelitian mengenai prediksi curah hujan jangka pendek di Pagerageung, Tasikmalaya (Maulana & Rosalina, 2024). Model SARIMAX terbukti memiliki kemampuan prediktif yang baik di bidang pertanian contohnya dalam memprediksi harga beras dengan nilai MAPE sebesar 1,354% (Syahna, *et al.*, 2024). Penelitian lainnya yaitu prediksi produksi beras dengan variabel eksogennya adalah luas panen (Nurwahdania & Sulistijanti, 2020). Beberapa penelitian sebelumnya juga telah menunjukkan bahwa model SARIMAX sangat efektif untuk menangani data yang dipengaruhi oleh variasi kalender. Penelitian tentang prediksi penumpang kereta api di wilayah Sumatera periode 2014–2018 dengan memasukkan variabel Hari Raya Idulfitri dan libur akhir tahun sebagai variabel *dummy* menggunakan model SARIMAX $(1, 1, 1)(1, 1, 0)_{12}$ menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,54% (Hayati, dkk., 2021). Penelitian tentang memodelkan jumlah wisatawan mancanegara di Indonesia dengan menambahkan variabel hari raya Nyepi, Idulfitri, dan libur akhir tahun dengan tingkat akurasi MAPE sebesar 3,75% (Pakaya, dkk., 2025). Penelitian yang menunjukkan bahwa fluktuasi penumpang udara di Indonesia sangat dipengaruhi oleh peristiwa Idulfitri dan Natal–Tahun Baru (Sulistiyowati, *et al.*, 2018). Penelitian lainnya juga menunjukkan bahwa penambahan variabel kalender ke dalam model ARIMAX secara statistik meningkatkan ketepatan prediksi dibandingkan model ARIMA konvensional (Khairunnisa, *et al.*, 2020). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pengintegrasian variabel eksternal yang merepresentasikan variasi kalender dapat meningkatkan akurasi peramalan pada data yang dipengaruhi oleh faktor musiman dan peristiwa tertentu, baik dalam konteks transportasi maupun pariwisata.

Penelitian ini menggunakan data bulanan penumpang pesawat domestik Indonesia periode 2021–2025 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Pemilihan periode data tahun 2021–2025 didasarkan pada pertimbangan ketersediaan data terkini yang relevan serta kecukupan panjang data untuk menangkap pola tren dan musiman secara memadai. Dengan menggunakan data bulanan dalam rentang waktu tersebut, pola musiman tahunan dapat diamati secara berulang sehingga mendukung proses pemodelan deret waktu yang lebih baik. Selain itu, periode

pengamatan ini juga mencerminkan fase pasca-pandemi COVID-19, dimana pola pergerakan penumpang menunjukkan kecenderungan pemulihan dan stabilisasi, oleh karena itu, data pada periode ini dinilai lebih representatif dan layak digunakan sebagai dasar dalam proses pemodelan dan peramalan pada periode mendatang. Data bulanan tersebut mengindikasikan adanya pola musiman yang dipengaruhi oleh variasi kalender tertentu. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan penumpang pesawat domestik di Indonesia dengan mempertimbangkan empat variasi kalender utama, yaitu Hari Raya Idulfitri, Hari Raya Nyepi, libur sekolah, dan libur akhir tahun, menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables*. Pendekatan SARIMAX dipilih karena mampu mengintegrasikan variabel eksogen, seperti libur nasional dan libur sekolah ke dalam model peramalan sehingga diharapkan dapat memberikan estimasi yang lebih akurat dibandingkan model konvensional yang hanya mempertimbangkan faktor musiman dan hasil peramalannya dapat bermanfaat bagi pengambilan keputusan khususnya dalam perencanaan operasional dan strategi pengembangan sektor transportasi udara nasional di masa mendatang.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menentukan model SARIMAX terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan penumpang pesawat domestik di Indonesia.
2. Meramalkan penumpang pesawat domestik di masa mendatang menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables*.
3. Menganalisis pengaruh variasi kalender terhadap peningkatan penumpang pesawat domestik.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Memperoleh model SARIMAX terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan banyaknya penumpang pesawat domestik di Indonesia.
2. Mendapatkan hasil peramalan banyaknya penumpang pesawat domestik di masa mendatang menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables*.
3. Mengetahui efek variasi kalender mana yang berpengaruh secara signifikan terhadap peningkatan jumlah penumpang pesawat domestik.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu

Data deret waktu adalah data yang dikumpulkan secara berurutan menurut urutan waktu seperti harian, mingguan, atau bulanan. Analisis deret waktu dimanfaatkan untuk memprediksi nilai masa depan berdasarkan pola data historis serta pengaruh variabel lain yang berpengaruh (Cryer & Chan, 2008). Analisis deret waktu berguna untuk mendukung penyusunan rencana ke depan. Analisis deret waktu adalah pendekatan statistik yang digunakan untuk memperkirakan pola probabilistik suatu peristiwa di masa depan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan (Aswi & Sukarna, 2006).

Langkah penting dalam memilih metode deret waktu yang tepat adalah dengan mempertimbangkan pola data, sehingga metode yang paling sesuai dengan pola tersebut dapat diuji (Makridakis, 1999). Pola data deret waktu dibagi menjadi empat kategori utama yaitu:

1. Pola horizontal, yang menunjukkan fluktuasi data di sekitar nilai rata-rata yang stabil.
2. Pola musiman, yang menggambarkan pengulangan pola pada periode tertentu, seperti tahunan atau bulanan, sering dipengaruhi oleh faktor kalender.
3. Pola siklis, yang menandai perubahan data jangka panjang akibat fluktuasi ekonomi atau faktor eksternal lainnya.
4. Pola tren, yang mencerminkan gerakan data yang naik atau turun secara sistematis dalam jangka panjang.

Selain itu, deret waktu umumnya mencakup beberapa komponen utama, yaitu tren, musiman, siklus, dan elemen acak atau residu yang berperan dalam membantu

menganalisis variasi data secara lebih mendalam guna menghasilkan peramalan yang lebih akurat (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.2 Peramalan

Peramalan atau *forecasting* merupakan proses estimasi nilai di masa depan dengan memanfaatkan pola dari data historis (Box, *et al.*, 2015). Peramalan tidak hanya bertujuan memproyeksikan angka di masa mendatang, tetapi juga memahami pola perubahan yang terjadi agar keputusan yang diambil bersifat rasional (Montgomery, *et al.*, 2008). Secara umum, peramalan didefinisikan sebagai proses memperkirakan nilai atau kuantitas sesuatu di masa depan berdasarkan data masa lalu dengan menggunakan metode statistik. Peramalan biasanya dilakukan untuk mengurangi tingkat ketidakpastian terkait peristiwa di masa depan. Salah satu cara untuk mengurangi tingkat ketidakpastian ini adalah dengan menggunakan metode peramalan (Sudjana, 1986). Peramalan dapat dilakukan oleh berbagai pihak, termasuk lembaga pemerintahan, perusahaan, dan masyarakat umum. Dalam praktiknya, peramalan dilakukan dengan menganalisis data historis untuk memproyeksikan kondisi masa depan dengan menerapkan model matematis tertentu (Heizer & Render, 2011).

2.3 Stasioneritas

Stasioneritas menggambarkan kondisi ketika rata-rata, variansi, dan kovariansi data tidak berubah sepanjang waktu (Makridakis, 1999). Deret waktu dikatakan stasioner jika perilaku proses tersebut tetap tidak berubah dari waktu atau jika proses tersebut berada dalam keadaan kesetimbangan (Cryer & Chan, 2008). Stasioneritas menandakan tidak adanya tren naik atau turun dalam data dari satu titik waktu ke titik waktu berikutnya. Data dikatakan stasioner jika data tersebut berfluktuasi dengan variansi konstan di sekitar rata-rata tetap. Jika data bersifat tidak stasioner, diperlukan transformasi data dengan menggunakan teknik *differencing* agar data lebih mendekati stasioner (Wei, 2006).

Stasioneritas dibagi menjadi dua, yaitu:

1. Stasioner terhadap ragam

Data deret waktu dikatakan stasioner dalam ragam atau variansi jika struktur

dari waktu ke waktu menunjukkan fluktuasi data yang tetap atau konstan tanpa perubahan. Secara visual, hal ini dapat diamati melalui *plot* deret waktu, yakni dengan mengamati pola fluktuasi data sepanjang waktu (Wei, 2006). Karena pengamatan visual bersifat subjektif, diperlukan pengujian statistik untuk menentukan apakah *plot* data telah memenuhi asumsi stasioneritas ragam. Pengujian yang umum digunakan untuk menguji kestasioneran data terhadap ragam adalah transformasi Box-Cox. Transformasi Box-Cox dirumuskan sebagai berikut:

$$T(Z_t) = Z_t^\lambda = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(Z_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

dengan:

$$\begin{aligned} T(Z_t) &: \text{hasil transformasi Box-Cox} \\ Z_t &: \text{data pengamatan pada periode ke-}t \\ \lambda &: \text{parameter transformasi Box-Cox} \end{aligned}$$

Jika parameter transformasi $\lambda = 1$, maka data dianggap sudah memiliki ragam atau variansi yang stasioner (Wei, 2006).

2. Stasioner terhadap rata-rata

Data dikatakan stasioner terhadap rata-rata apabila fluktuasi nilainya berosilasi di sekitar nilai rata-rata yang stabil (Wei, 2006). Kestasioneran terhadap rata-rata dapat diperiksa menggunakan *plot* autokorelasi (Makridakis, 1999). Pemeriksaan dapat dilihat secara grafis dengan *plot Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk mengetahui pola ketergantungan antarperiode (Wei, 2006). Salah satu metode pengujian stasioneritas adalah uji akar unit (*unit root test*) atau ADF (*Augmented Dickey Fuller*), dengan hipotesis nol bahwa data tidak stasioner. Uji akar unit adalah salah satu metode untuk menentukan stasioneritas terhadap rata-rata data melalui pengujian autokorelasi (Wei, 2006). Dengan statistik uji sebagai berikut:

$$ADF_{test} = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.2)$$

dengan:

$$\begin{aligned} ADF_{test} &: \text{statistik uji } Augmented \text{ Dickey-Fuller} \\ \hat{\phi} &: \text{nilai estimasi parameter } autoregressive \\ SE(\hat{\phi}) &: \text{standard error atau galat baku dari } \hat{\phi} \end{aligned}$$

Jika nilai *p-value* < 0.05 , maka H_0 ditolak dan data stasioner (Fuller, 1996).

2.4 Model *Autoregressive* (AR)

Model AR adalah kumpulan linear data yang diperoleh dari masa lampau berdasarkan kejadian yang tidak diperkirakan sebelumnya. Secara umum untuk model *autoregressive* dengan orde p atau model AR dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

dengan:

Y_t = nilai pada waktu ke- t .

ϕ_0 = konstanta rata-rata.

ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p .

ε_t = nilai *error*.

Model *Autoregressive* memiliki dua bentuk utama yaitu:

1. Nonmusiman (AR(p))

Model AR(p) menunjukkan model *autoregressive* dengan orde p , artinya nilai sekarang Y_t dipengaruhi oleh p nilai sebelumnya. Bentuk model AR(p) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

dengan:

Y_t	: nilai pengamatan pada waktu ke- t
Y_{t-1}	: nilai pengamatan pada satu periode sebelumnya
Y_{t-p}	: nilai pengamatan pada p periode sebelumnya
ϕ_0	: konstanta
ϕ_1, \dots, ϕ_p	: parameter <i>autoregressive</i> nonmusiman
p	: orde <i>autoregressive</i> nonmusiman
ε_t	: nilai galat pada waktu ke- t

2. Musiman ($AR_s(P)$)

Model $AR_s(P)$ atau sering ditulis $SAR(P)$ merupakan bentuk AR musiman dengan orde P dan periode musiman s , yang berarti nilai Y_t dipengaruhi oleh nilai pada periode sebelumnya yang berjarak kelipatan s . Bentuk model *autoregressive* musiman dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\phi_0 + \phi_{1s}Y_{t-s} + \cdots + \phi_{ps}Y_{t-ps} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

dengan:

Y_t	: nilai pengamatan pada waktu ke- t
Y_{t-s}	: nilai pengamatan pada s periode sebelumnya
Y_{t-ps}	: nilai pengamatan pada ps periode sebelumnya
ϕ_0	: konstanta
$\phi_{1s}, \dots, \phi_{ps}$: parameter <i>autoregressive</i> musiman
p	: orde <i>autoregressive</i> musiman
s	: periode musiman
ε_t	: nilai galat pada waktu ke- t

Orde dalam model AR yang kerap dipakai dalam studi tentang *time series* adalah $p = 1$ atau $p = 2$ (Pankratz, 1991).

2.5 Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* (MA) merupakan salah satu model dasar dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk memodelkan ketergantungan nilai observasi terhadap nilai kesalahan (*error*) pada periode sebelumnya. Dengan kata lain, model MA mengasumsikan bahwa nilai sekarang (Y_t) merupakan kombinasi linier dari *error* acak masa lalu hingga *lag* ke- q . Model MA berorde q dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (2.6)$$

dengan:

Y_t = nilai pada waktu ke- t .

ϕ_0 = konstanta rata-rata.

ϕ_p = parameter *moving average* ke- q .

ε_t = komponen kesalahan acak *white noise*.

Pada dasarnya, model MA menangkap efek *shock* atau gangguan yang terjadi pada masa lalu dan bagaimana dampaknya memudar seiring waktu. Jika suatu data menunjukkan korelasi jangka pendek antar-residu tanpa tren atau pola yang kuat, maka model MA biasanya cocok digunakan (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Pada data yang memiliki pola musiman, model MA dapat diperluas menjadi dua komponen, yaitu nonmusiman dan musiman.

1. Nonmusiman (MA(q))

Model MA(q) menunjukkan bahwa nilai sekarang Y_t dipengaruhi oleh kombinasi linear dari nilai kesalahan pada q periode sebelumnya. Model MA(q) digunakan untuk data tanpa pola musiman, artinya fluktuasi datanya tidak berulang secara periodik. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

$$\varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (2.7)$$

dengan:

Y_t	: nilai pengamatan pada waktu ke- t
ε_t	: nilai galat pada waktu ke- t
ε_{t-1}	: nilai galat pada satu periode sebelumnya
ε_{t-q}	: nilai galat pada q periode sebelumnya
$\theta_1, \dots, \theta_q$: parameter <i>moving average</i> nonmusiman
q	: orde <i>moving average</i> nonmusiman

2. Musiman (MA_s(Q))

Model MA_s(Q) atau sering ditulis sebagai SMA(Q) menunjukkan bahwa nilai Y_t dipengaruhi oleh nilai kesalahan pada periode sebelumnya yang berjarak kelipatan s . Model ini digunakan jika data memiliki pola musiman dengan periode s . Secara matematis, model MA musiman dinyatakan sebagai:

$$\varepsilon_t - \Theta_1\varepsilon_{t-s} - \dots - \Theta_Q\varepsilon_{t-Qs} \quad (2.8)$$

dengan:

Y_t	: nilai pengamatan pada waktu ke- t
ε_t	: nilai galat pada waktu ke- t
ε_{t-s}	: nilai galat pada s periode sebelumnya
ε_{t-Qs}	: nilai galat pada Qs periode sebelumnya
$\Theta_1, \dots, \Theta_Q$: parameter <i>moving average</i> musiman
Q	: orde <i>moving average</i> musiman
s	: periode musiman

Kombinasi dari kedua komponen tersebut memungkinkan model MA untuk menangkap fluktuasi jangka pendek sekaligus pola berulang yang terjadi secara periodik (Pankratz, 1991).

2.6 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) menggabungkan dua pendekatan utama, yaitu *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Dalam model ARMA, nilai sekarang suatu variabel dipengaruhi oleh nilai-nilai masa lalunya (komponen AR) serta oleh *error* acak dari periode sebelumnya (komponen MA). Model ini cocok digunakan untuk data deret waktu yang stasioner, yaitu ketika rata-rata dan varians data relatif konstan sepanjang waktu (Wei, 2006).

Model ARMA (p, q) adalah penggabungan dari model AR (p) dan MA (q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.9)$$

dengan:

Y_t	= nilai variabel dependen pada waktu t
Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p}	= nilai variabel dependen pada <i>time-lag</i> $t - 1, \dots, t - p$
ϕ_i	= koefisien <i>autoregressive</i> pada lag i
θ_j	= koefisien <i>moving average</i> pada lag j
ε_t	= komponen kesalahan acak pada waktu t

ARMA sering dianggap sebagai model “dasar” untuk deret waktu stasioner dan

menjadi landasan bagi pengembangan model yang lebih kompleks seperti ARIMA dan SARIMA (Box, *et al.*, 2015).

2.7 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah pengembangan dari ARMA yang dirancang untuk menangani data yang tidak stasioner. Komponen *Integrated* (I) merujuk pada proses *differencing*, yaitu pengurangan nilai data terhadap nilai sebelumnya untuk menghilangkan tren atau nonstasionaritas (Pankratz, 1991).

Model ARIMA(p, d, q) menggabungkan:

- p = orde AR (*autoregressive*)
- d = orde *differencing* (tingkat integrasi)
- q = orde MA (*moving average*)

Bentuk umum persamaannya adalah:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \phi_0 + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (2.10)$$

dengan B = operator *lag*.

ARIMA merupakan salah satu model paling serbaguna karena mampu menangani data dengan tren dan variasi musiman yang lemah, serta dapat diperluas ke model musiman (SARIMA) dan model dengan variabel eksogen (SARIMAX) (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.8 Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Model SARIMA (*Seasonal ARIMA*) adalah versi ARIMA yang diperluas untuk mengakomodasi pola musiman dalam data. SARIMA menangani dua jenis komponen yaitu nonmusiman (p, d, q) dan musiman (P, D, Q) dengan periode musiman (Pankratz, 1991). Bentuk umum model SARIMA adalah (Box, *et al.*, 2015):

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^m)(1 - B)^d(1 - B^m)^D Y_t = \phi_0 + \theta_q(B)\Theta_Q(B^m)\varepsilon_t \quad (2.11)$$

dengan:

$\Phi_P(B^m)$ = operator AR musiman.

$\Theta_Q(B^m)$ = operator MA musiman.

m = panjang periode musiman (misal 12 untuk data bulanan).

Model SARIMA efektif untuk memprediksi fenomena dengan siklus tahunan, bulanan, atau mingguan, seperti jumlah penumpang pesawat, konsumsi listrik, atau volume penjualan musiman.

2.9 Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (SARIMAX)

Model SARIMAX merupakan pengembangan lebih lanjut dari SARIMA dengan menambahkan variabel eksogen (X_t), yaitu variabel luar yang memengaruhi perilaku variabel dependen. Misalnya, dalam peramalan jumlah penumpang pesawat, variabel eksogen dapat berupa hari libur, harga bahan bakar, atau kondisi ekonomi (Cools, *et al.*, 2009). Bentuk persamaan SARIMAX adalah (Box, *et al.*, 2015):

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^m)(1-B)^d(1-B^m)^DY_t = \phi_0 + \beta X_t + \theta_q(B)\Theta_Q(B^m)\varepsilon_t \quad (2.12)$$

dengan:

Y_t = variabel dependen (misal jumlah penumpang).

βX_t = komponen variabel eksogen.

$\phi_p(B), \Phi_P(B^m)$ = operator AR nonmusiman dan musiman.

$\theta_q(B), \Theta_Q(B^m)$ = operator MA nonmusiman dan musiman.

ε_t = *error* acak.

Penambahan βX_t memungkinkan model SARIMAX menangkap pengaruh kejadian eksternal, sehingga peramalan menjadi lebih akurat dibanding SARIMA.

2.10 Pendugaan Parameter dengan Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) merupakan salah satu metode pendugaan parameter yang dilakukan dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* berdasarkan data pengamatan. Metode ini digunakan untuk memperoleh nilai parameter yang memiliki peluang terbesar dalam menghasilkan data yang diamati. Dalam analisis deret waktu, metode MLE banyak digunakan pada model ARIMA dan SARIMA karena mampu menghasilkan estimasi parameter yang konsisten dan efisien (Box, *et al.*, 2015).

Secara umum, fungsi *likelihood* dapat dinyatakan sebagai berikut (Hamilton, 1994):

$$L(\theta|y) = \prod_{t=1}^n f(y_t|\theta) \quad (2.13)$$

dengan:

$$\begin{aligned} L(\theta|y) &= \text{fungsi } \textit{likelihood}, \\ y_t &= \text{data pengamatan ke-}t, \\ \theta &= \text{parameter model yang diestimasi}, \\ f(y_t|\theta) &= \text{fungsi peluang data pengamatan}, \\ n &= \text{banyaknya pengamatan}. \end{aligned}$$

Pada model ARIMA dan SARIMA, estimasi parameter dilakukan dengan menentukan nilai parameter yang memaksimumkan fungsi *likelihood* tersebut. Dalam praktiknya, proses optimasi parameter umumnya dilakukan secara numerik atau iteratif menggunakan perangkat lunak statistik (Wei, 2006). Fungsi *likelihood* biasanya ditransformasikan ke dalam bentuk *log-likelihood* untuk mempermudah proses perhitungan matematis sebagai berikut (Hamilton, 1994):

$$\ln L(\theta|y) = \sum_{t=1}^n \ln f(y_t|\theta) \quad (2.14)$$

2.11 Pemilihan Model Terbaik

Tingkat akurasi metode peramalan sangat menentukan seberapa tepat hasil prediksi yang diperoleh. Setiap metode peramalan memiliki tingkat kesalahan tertentu, dan semakin kecil kesalahan tersebut, semakin tinggi akurasi prediksi yang dihasilkan. Model yang paling sesuai untuk data yang dianalisis dapat dianggap sebagai model terbaik, dengan memperhatikan besarnya tingkat kesalahan. Jika tidak ada model yang secara spesifik paling cocok, maka model dengan kesalahan terkecil dapat dipilih sebagai yang paling optimal (Box, *et al.*, 2015).

Akaike Information Criterion (AIC) adalah salah satu kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik dalam analisis statistik. Model dengan nilai AIC terendah dianggap paling baik karena menyeimbangkan antara kesesuaian model dengan data dan kompleksitas model itu sendiri (Box, *et al.*, 2015). Secara matematis, rumus AIC dinyatakan sebagai berikut (Box, *et al.*, 2015):

$$AIC = 2K - 2 \ln(L) \quad (2.15)$$

dengan:

K = jumlah parameter dalam model,

L = *maximum likelihood* dari model.

2.12 Evaluasi Model

Keakuratan hasil peramalan merupakan salah satu pertimbangan penting dalam memilih model peramalan yang paling sesuai. Ukuran akurasi digunakan untuk menilai seberapa jauh hasil prediksi mendekati nilai aktual. Salah satu ukuran yang paling banyak digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), karena dinilai mudah dipahami dan memberikan interpretasi kesalahan dalam bentuk persentase (Wei, 2006). Rumus MAPE dinyatakan sebagai berikut (Makridakis, 1999):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - F_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (2.16)$$

dengan:

n = jumlah observasi.

Z_t = nilai aktual pada waktu ke- t .

F_t = nilai hasil peramalan pada waktu ke- t .

Sebagai ukuran akurasi, nilai MAPE yang semakin kecil menunjukkan bahwa kesalahan prediksi semakin rendah dan semakin tinggi kesesuaian model sehingga model peramalan dapat dikatakan lebih akurat atau mendekati nilai aktual (Makridakis, 1999).

Tabel 1. Kriteria Keakuratan MAPE

Nilai MAPE	Kriteria Akurasi
$< 10\%$	Sangat Akurat
$10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$	Akurat
$20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$	Cukup Akurat
$\geq 50\%$	Tidak Akurat

2.13 Pemeriksaan Diagnostik Model

Uji diagnostik model bertujuan untuk memastikan bahwa model deret waktu telah memenuhi asumsi dasar, salah satunya bahwa residual harus bersifat *white noise*. Residual *white noise* bersifat acak, tidak menunjukkan pola, dan bebas autokorelasi, menandakan bahwa model telah berhasil merepresentasikan struktur data sehingga sisa *error* tidak lagi mengandung informasi yang berguna untuk peramalan atau analisis lanjutan. Uji ini dapat dilakukan dengan menggunakan *Ljung-Box Test* yang menguji simultan autokorelasi residual hingga *lag* tertentu dan menilai apakah nilai autokorelasi tersebut secara statistik signifikan atau tidak, di mana jika tidak signifikan, maka residu dapat dianggap *white noise* sehingga model dinyatakan layak dan sesuai untuk digunakan (Brockwell & Davis, 2002). Statistik uji Ljung-Box dinyatakan sebagai (Box, *et al.*, 2015):

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (2.17)$$

dengan:

Q = statistik uji Ljung–Box.

n = jumlah observasi (ukuran sampel).

h = banyak *lag* yang diuji.

$\hat{\rho}_k$ = koefisien autokorelasi residual pada *lag* ke- k .

2.14 Penumpang Pesawat Domestik

Transportasi udara memegang peranan penting di Indonesia, terutama karena kondisi geografis negara yang terdiri dari ribuan pulau. Moda transportasi ini tidak hanya mempermudah mobilitas antarwilayah, tetapi juga berkontribusi signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi, pariwisata, dan integrasi nasional. Sepanjang dekade terakhir, sektor penerbangan domestik menunjukkan tren pertumbuhan yang jelas, dengan jumlah penumpang meningkat dari 82,1 juta pada tahun 2014 menjadi 95,1 juta pada tahun 2024, mencatat kenaikan sekitar 15,83% (Fatonah, dkk., 2025). Di Indonesia, bandar udara dengan jumlah penumpang terbanyak adalah Bandar Udara Internasional Soekarno-Hatta, yang mencatatkan jumlah penumpang tertinggi, yaitu sekitar 16,4 juta orang (BPS, 2025).

2.15 Efek Variasi Kalender

Salah satu bentuk variasi kalender (*calender variation*) adalah variasi liburan (*holiday variation*), variasi liburan ini menggambarkan perubahan aktivitas ekonomi yang muncul pada hari-hari libur tertentu dan dapat berbeda polanya dari satu tahun ke tahun berikutnya (Bell & Hillmer, 1983). Fenomena ini terlihat jelas pada Hari Raya Idulfitri dan Nyepi yang mengikuti kalender Hijriyah atau Saka sehingga efek liburnya berbeda-beda, sementara libur dengan tanggal tetap seperti Natal dan libur akhir tahun membentuk pola musiman reguler. Dalam memasukkan pengaruh variasi kalender ke dalam model statistik, biasanya digunakan variabel *dummy* yang bernilai 1 selama periode libur dan 0 pada waktu lainnya, misalnya untuk Idulfitri, Nyepi, libur sekolah, dan libur akhir tahun; selain bentuk biner, *dummy* proporsi juga dapat diterapkan untuk menunjukkan durasi liburan yang bervariasi (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun ajaran 2025/2026 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang beralamatkan di Jalan Prof. Dr. Ir. Soemantri Brojonegoro, Gedong Meneng, Kecamatan Rajabasa, Kota Bandar Lampung, Lampung.

3.2 Data Penelitian

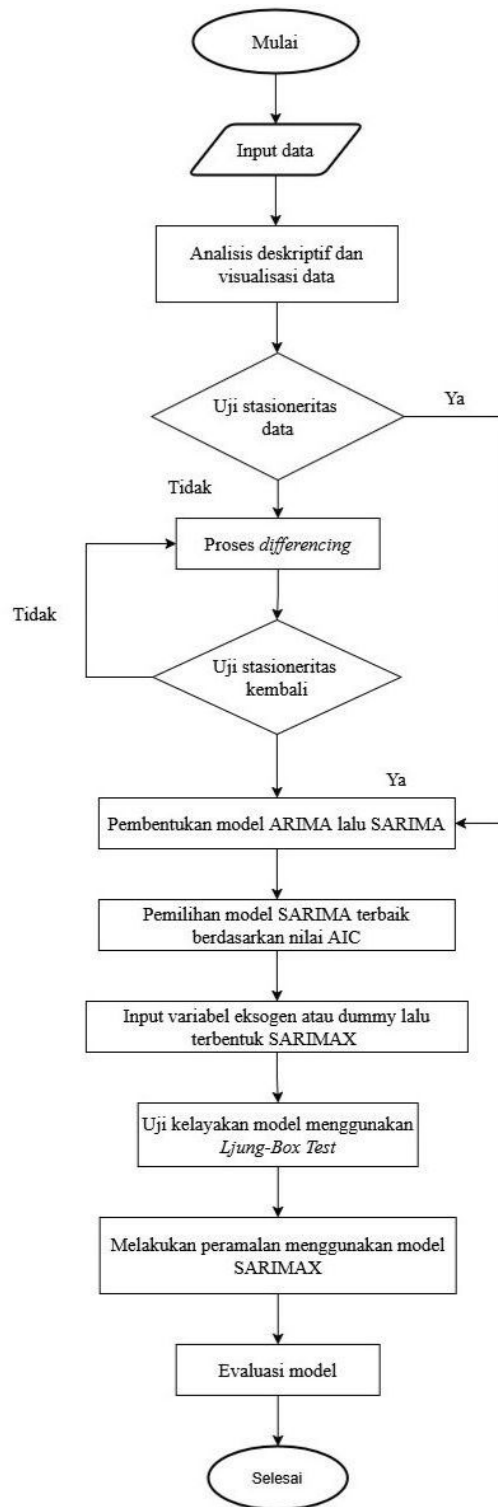
Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data publikasi BPS: "Jumlah Penumpang Pesawat (Angkutan Udara) Domestik di 5 Bandara Utama (Orang)" pada bulan Januari 2021 sampai bulan Desember 2025. Data tersebut bersifat deret waktu dengan frekuensi bulanan, sehingga memungkinkan analisis pola musiman tahunan. Dalam penelitian ini juga digunakan variabel eksogen berupa variasi kalender, yaitu Hari Raya Idulfitri, Hari Raya Nyepi, libur sekolah, dan libur akhir tahun yang dinyatakan dalam bentuk variabel *dummy*. Variabel tersebut digunakan untuk merepresentasikan pengaruh faktor eksternal yang berpotensi memengaruhi fluktuasi jumlah penumpang pesawat domestik. Pemilihan periode tersebut didasarkan pada pertimbangan kecukupan panjang data untuk menangkap pola fluktuasi, tren, dan musiman secara jelas. Dengan jumlah observasi yang memadai, analisis deret waktu yang dilakukan diharapkan mampu mengidentifikasi pola data secara lebih akurat, termasuk dalam pengujian stasioneritas. Penggunaan data dalam rentang waktu ini juga sejalan dengan prinsip analisis deret waktu yang mensyaratkan jumlah observasi yang cukup agar pola musiman dan perubahan signifikan dalam data dapat terdeteksi dengan baik (Box, *et al.*, 2015).

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan pendekatan studi literatur yang disusun secara sistematis berdasarkan sumber dari buku maupun media lainnya. Penelitian ini menggunakan pendekatan studi literatur yang disusun secara sistematis berdasarkan sumber-sumber relevan, seperti buku dan publikasi ilmiah, guna mendukung analisis peramalan penumpang pesawat domestik dengan metode SARIMAX dan efek variasi kalender. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang mencakup pengumpulan data, analisis deret waktu, pemodelan, dan evaluasi hasil peramalan. Adapun tahapannya sebagai berikut:

1. Analisis deskriptif data penumpang pesawat domestik dan visualisasi *plot* data awal.
2. Menguji kestasioneran data dengan uji akar unit atau *Augmented Dickey Fuller* (ADF).
3. Melakukan *differencing* jika data tidak stasioner.
4. Menguji kembali kestasioneran data hasil *differencing* menggunakan uji ADF.
5. Menentukan orde model ARIMA berdasarkan hasil *plot* ACF dan PACF nonmusiman.
6. Membentuk model SARIMA berdasarkan hasil *plot* ACF dan PACF musiman.
7. Memilih model SARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.
8. Menambahkan variabel eksogen (*dummy*) variasi kalender ke model SARIMA terbaik untuk membentuk model SARIMAX.
9. Melakukan uji diagnostik residual dengan Uji *Ljung Box* untuk melihat kelayakan model.
10. Melakukan peramalan (*forecasting*) menggunakan model SARIMAX.
11. Mengevaluasi akurasi hasil peramalan menggunakan MAPE.

Berikut adalah diagram alur pada penelitian ini:



Gambar 1. Flowchart Forecasting Model SARIMAX

BAB V

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan tentang hasil peramalan untuk data jumlah penumpang pesawat domestik di Indonesia dengan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous* (SARIMAX) diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model SARIMAX terbaik yang layak digunakan untuk melakukan peramalan jumlah penumpang pesawat domestik diperoleh dengan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous* (SARIMAX), yaitu model SARIMAX (0, 1, 1)(1, 0, 0)₁₂ dengan variabel eksogen *dummy* libur sekolah. Adapun bentuk model SARIMAX yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$Y_t = Y_{t-1} + 0,4571Y_{t-12} - 0,4571Y_{t-13} + 461235,9071X_t + \varepsilon_t + 0,4543\varepsilon_{t-1}$$

2. Hasil peramalan jumlah penumpang pesawat domestik menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous* (SARIMAX) untuk periode Januari hingga Desember 2026 menunjukkan adanya fluktuasi jumlah penumpang pada setiap bulan. Jumlah penumpang yang diperkirakan pada bulan Januari 2026 sebesar 4.931.006 orang, Februari 2026 sebesar 4.617.092 orang, Maret 2026 sebesar 4.545.676 orang, dan April 2026 sebesar 5.085.857 orang. Selanjutnya, jumlah penumpang pada bulan Mei 2026 diperkirakan sebesar 4.672.111 orang, Juni 2026 sebesar 4.675.875 orang, Juli 2026 sebesar 4.890.822 orang, dan Agustus 2026 sebesar 4.923.192 orang. Pada bulan September 2026 diperkirakan jumlah penumpang sebesar 4.805.886 orang, Oktober 2026 sebesar 5.008.139 orang, November 2026 sebesar 4.895.063 orang, dan Desember 2026 sebesar 4.890.864 orang.
3. Hasil analisis menunjukkan bahwa variasi kalender yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah penumpang pesawat domestik adalah variabel libur sekolah.

Secara umum, peningkatan tersebut terjadi karena pada periode libur masyarakat cenderung melakukan perjalanan, sehingga permintaan terhadap transportasi udara meningkat. Hal ini mengindikasikan bahwa periode libur memiliki kontribusi nyata dalam meningkatkan jumlah penumpang pesawat domestik di Indonesia.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan variabel eksogen lain serta mencoba metode peramalan yang berbeda agar diperoleh model dengan akurasi yang lebih baik. Selain itu, penggunaan data dengan periode yang lebih panjang juga diharapkan dapat meningkatkan kualitas hasil peramalan.

DAFTAR PUSTAKA

Alharbi, F. R., & Csala, D. 2022. A Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors (SARIMAX) Forecasting Model-Based Time Series Approach. *Inventions*. 7(4): 94.

Aswi & Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu*. Andira Publisher, Makassar.

Bell, W. R., & Hillmer, S. C. 1983. Modeling time series with calendar variation. *Journal of the American Statistical Association*. 78(1): 526-534

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. 2015. *Time series analysis: Forecasting and control*. John Wiley & Sons, New Jersey.

Badan Pusat Statistik Indonesia. Jumlah Penumpang Pesawat (Angkutan Udara) Domestik di 5 Bandara Utama. Diakses pada 17 Oktober 2025, <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MjM0OSMy/\jumlah-penumpang-pesawat--angkutan-udara--domestik-\di-5-bandara-utama--orang-.html>.

Brockwell, P.J., & Davis, R.A. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer-Verlag, New York.

Cools, M., Moons, E., & Wets, G. 2009. Investigating the variability in daily traffic counts through use of ARIMAX and SARIMAX models: assessing the effect of holidays on two site locations. *Transportation Research Record*. 2136(1): 57-66.

- Cryer, J.D., & Chan, K.S. 2008. *Time Series Analysis: With Application in R*. Edisi ke-2. Springer-Verlag, New York.
- Fatonah, F., Nuriansyah, B. A., Permatasari, C., Wisnuardana, C. D., Novitri, E. R., Prasetya, G. A. W., & Praja, H. H. 2025. Peran Pemerintah dan Tingkat Pendapatan Masyarakat Terhadap Jumlah Pengguna Transportasi Udara. *Jurnal Review Pendidikan dan Pengajaran*. 8(2): 6276–6283.
- Fuller W.A. 1996. *Introduction to Statistical Time Series*. John Wiley & Sons, New York.
- Hamilton, J. D. 1994. *Time Series Analysis*. Princeton University Press. New Jersey.
- Hayati, A., Debatara, N. N., & Martha, S. 2021. Prediksi Data Jumlah Penumpang Kereta dengan Efek Variasi Kalender pada Model SARIMAX. *Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya (Bimaster)*. 10(4): 379–388.
- Heizer, J., & Render, B. 2011. *Operations Management*. Pearson Education, New York.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. 2021. *Forecasting: Principles and Practice, 3rd Edition*. OTexts, Melbourne.
- Khairunnisa, S., Sa'dah, N., Isnani, R. A., & Prihantini, P. 2020. Forecasting and Effectiveness Analysis of Domestic Airplane Passengers in Yogyakarta Adisutjipto Airport with ARIMAX Model. *Proceedings of the International Conference on Science and Engineering*. 3(1): 365–369.
- Makridakis. 1999. *Metode & Aplikasi Peramalan*. Edisi ke-2. Erlangga, Jakarta.
- Maulana, A. A., & Rosalina, H. 2024. Implementasi metode SARIMAX untuk prediksi curah hujan jangka pendek di Pagerageung, Tasikmalaya. *Jurnal Sumber Daya Air*. 20(1): 39–50.

- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Nurwahdania, S., & Sulistijanti, W. 2020. Prediksi produksi beras di provinsi Jawa Timur menggunakan musiman autoregressive terintegrasi moving average dengan metode exogenous input (SARIMAX). *Prosiding EduSaintek*. 4(1): 451-460.
- Pakaya, D. N. P., Achmad, N., Hasan, I. K., Wungguli, D., & Abdussamad, S. N. 2025. Prediksi wisatawan mancanegara di Indonesia menggunakan metode SARIMAX dengan efek variasi kalender libur nasional. *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*. 4(6): 287-300.
- Pankratz. 1991. *Forecasting With Dynamic Regression Models*. Willey Intersciens Publication, Canada.
- Sudjana. 1986. *Metode Statistika*. Edisi ke-5. Tarsito, Bandung.
- Sulistyowati, R., Suhartono, Heri Kuswanto, Setiawan, & Astuti, E. T. (2018). Hybrid Forecasting Model To Predict Air Passenger and Cargo in Indonesia. *Proceedings of the 2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*. 1(1): 442–447.
- Suryan, V. 2017. Econometric Forecasting Models for Air Traffic Passenger of Indonesia. *Journal of the Civil Engineering Forum*. 3(1): 33-44.
- Syahna, E. S., Yunizar, Z., & Fitri, Z. 2024. Implementation of the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (SARIMAX) Algorithm for Rice Price Prediction. *The 2nd International Conference on Multidisciplinary Engineering (2nd ICOMDEN 2024)*. 2(1): 1–6.
- Waldira, R., Hoyyi, A., & Ispriyanti, D. 2020. Prediksi Jumlah Keberangkatan Penumpang Pesawat Terbang Menggunakan Model Variasi Kalender dan Deteksi

Outlier (Studi Kasus di Bandara Soekarno-Hatta). *Jurnal Gaussian*. 9(3): 336–345.

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, New York.

Xiaowen, F., Oum, T. H., & Zhang, A. 2010. Air Transport Liberalization and Its Impacts on Airline Competition and Air Passenger Traffic. *Transportation Journal*. 49(4): 24–41.