

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. KEPADATAN JUMLAH PENUMPANG

Kepadatan penumpang pesawat mengacu pada jumlah penumpang yang berada di dalam satu unit pesawat pada waktu tertentu dan pada rute penerbangan tertentu. Kepadatan ini menjadi salah satu faktor penting dalam pengelolaan operasional penerbangan, karena berhubungan langsung dengan kenyamanan, keamanan, dan efisiensi layanan yang diberikan kepada penumpang dan maskapai (Safutra & Laksana, 2025). Kepadatan penumpang pesawat dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti musim liburan, waktu puncak (seperti hari raya atau liburan sekolah), kondisi cuaca, serta kejadian-kejadian tak terduga yang dapat memengaruhi permintaan penerbangan (Kadek et al., 2025). Pada Unit Penyelenggara Bandar Udara (UPBU) Harun Thohir di Pulau Bawean, yang hanya melayani penerbangan menggunakan pesawat jenis Cessna 208 Grand Caravan dengan kapasitas maksimum 12 penumpang per penerbangan. Keterbatasan ini membuat penerbangan menuju dan dari Bawean sering kali penuh, bahkan di luar musim liburan, yang menunjukkan tingginya kepadatan permintaan dibandingkan kapasitas angkut yang tersedia (Wikipedia, 2024).

Kepadatan penumpang juga terkait erat dengan pengelolaan kapasitas armada pesawat dan perencanaan jadwal penerbangan. Hal ini sangat penting dalam upaya untuk memaksimalkan efisiensi penggunaan pesawat dan mengurangi biaya operasional maskapai. Selain itu, kepadatan penumpang memengaruhi pengalaman perjalanan penumpang, yang meliputi waktu *Check-In*, pengaturan tempat duduk, dan kelancaran proses *Boarding* maupun *Deboarding*. Dalam beberapa tahun terakhir, dengan kemajuan teknologi analisis data dan prediksi permintaan penumpang, maskapai dan pengelola bandara semakin memanfaatkan metode-metode canggih untuk memprediksi kepadatan penumpang berdasarkan data historis dan pola perjalanan. Model prediksi ini memungkinkan untuk menyesuaikan kapasitas pesawat dengan tingkat permintaan, mengoptimalkan operasional penerbangan, serta meningkatkan kepuasan penumpang (Zaoui et al., 2024).

2.2. PREDIKSI

Peramalan atau prediksi adalah upaya untuk memprediksi sejumlah besar peristiwa yang akan terjadi di masa depan berdasarkan data historis atau informasi yang tersedia. Dalam konteks transportasi udara, prediksi kepadatan penumpang di bandara menjadi krusial untuk perencanaan dan manajemen operasional yang efektif. Dengan memanfaatkan data penumpang sebelumnya, pihak bandara dapat mengantisipasi lonjakan penumpang pada waktu tertentu.

Prediksi kepadatan penumpang dapat dilakukan dengan berbagai metode, baik yang berbasis statistik maupun pembelajaran mesin. Beberapa pendekatan yang sering digunakan dalam prediksi kepadatan antara lain:

1. Model Pembelajaran Mesin

Model pembelajaran mesin seperti *regression trees*, *support vector machines* (SVM), dan *neural networks* digunakan untuk memodelkan hubungan antara berbagai faktor (misalnya, waktu, cuaca, jumlah penerbangan, dll.) dengan kepadatan penumpang. Metode ini membutuhkan data historis sebagai input untuk membuat prediksi mengenai aliran penumpang di masa depan.

2. Simulasi *Monte Carlo*

Simulasi *Monte Carlo* adalah teknik statistika yang menggunakan proses stokastik untuk mensimulasikan hasil yang mungkin terjadi dalam sistem yang kompleks. Dalam konteks prediksi kepadatan penumpang, simulasi *Monte Carlo* dapat digunakan untuk mengatasi ketidakpastian dan variabilitas data yang memengaruhi aliran penumpang di bandara. Teknik ini memungkinkan untuk menghasilkan beberapa simulasi berdasarkan input acak dan menghasilkan distribusi kemungkinan aliran penumpang.

2.3. MONTE CARLO

Simulasi *Monte Carlo* didefinisikan sebagai teknik sampling statistik yang digunakan untuk memperkirakan solusi terhadap masalah-masalah kuantitatif.

Metode *Monte Carlo* adalah metode komputasi dan analisis statistik yang digunakan untuk memecahkan masalah matematis atau perhitungan numerik dengan menghasilkan sampel acak berulang-ulang (Nurmalasari & Sukmana, 2023).

2.3.1. FREKUENSI

Frekuensi data penjualan adalah jumlah kemunculan atau banyaknya suatu peristiwa penjualan yang terjadi dalam periode waktu tertentu. Dalam konteks analisis data, frekuensi ini digunakan untuk mengetahui seberapa sering suatu produk terjual dalam rentang waktu yang ditentukan, misalnya harian, mingguan, atau bulanan.

2.3.2. DISTRIBUSI PROBABILITAS

Menentukan distribusi probabilitas pada setiap variabel menggunakan cara membagi pada nilai frekuensi dengan jumlah dari frekuensi data keseluruhan. Hasil dari distribusi probabilitas pada data sampel yang akan digunakan pada perhitungan secara manual dengan Metode *Monte Carlo* (Nurmalasari & Sukmana, 2023). berikut untuk menentukan distribusi probabilitas dapat menggunakan rumus :

$$P = \frac{F}{J} \quad 2.1$$

Dimana :

P = Distribusi Probabilitas

F = Frekuensi

J = Jumlah

2.3.3. DISTRIBUSI KOMULATIF

Distribusi probabilitas kumulatif pada variabel data penjualan dengan melakukan penjumlahan pada probabilitas saat ini dengan probabilitas sebelumnya. Dan untuk perhitungan distribusi probabilitas kumulatif dapat diperoleh dari hasil penjumlahan pada nilai distribusi probabilitas dengan jumlah nilai distribusi probabilitas sebelumnya, kecuali untuk nilai distribusi probabilitas kumulatif yang pertama. Contoh : $K_1 = P_1$, $K_2 = P_2 + K_1$, Dan seterusnya (Nurmalasari & Sukmana, 2023).

2.3.4. PEMBANGKITAN ANGKA ACAK

Bilangan acak dibangkitkan dengan menggunakan rumus *RANDBETWEEN* dengan rentang 1 – 100 di *Microsoft Excel*.

2.3.5. SIMULASI

Simulasi adalah metode kuantitatif yang menggambarkan suatu sistem yang sederhana. Simulasi ini dapat memprediksi hasil yang akan datang tanpa harus diimplementasikan secara langsung terlebih dahulu.

Pengembangan model sistem dilakukan melalui serangkaian pengujian untuk memperkirakan hasil dalam periode waktu tertentu. Metode ini dapat menggambarkan perilaku yang dapat terjadi di dunia nyata (Simulasi et al., 2023).

2.4. EXPONENTIAL SMOOTHING

Exponential Smoothing (Penyesuaian Eksponensial) adalah metode peramalan statistik yang digunakan untuk membuat prediksi berdasarkan data historis dengan memberikan bobot yang lebih besar pada data terbaru. Metode ini sangat berguna dalam analisis deret waktu, terutama ketika data menunjukkan pola tren atau musiman.

Pada dasarnya, *Exponential Smoothing* menggunakan rumus yang melibatkan parameter *smoothing* (biasanya disebut sebagai α atau *alpha*), yang menentukan seberapa besar pengaruh data terbaru terhadap peramalan. Nilai α berkisar antara 0 dan 1, di mana nilai yang lebih tinggi memberikan bobot lebih besar pada data terbaru. Ada beberapa jenis *Exponential Smoothing*, antara lain:

1. *Single Exponential Smoothing*: Digunakan untuk data yang tidak memiliki tren atau pola musiman. Prediksi dibuat dengan menggunakan rata-rata tertimbang dari data historis, dengan bobot yang lebih besar pada data yang lebih baru.

Rumus:

$$F_t = F_{(t-1)} + \alpha (A_{(t-1)} - F_{(t-1)}) \quad 2.2$$

Di mana:

- F_t : Ramalan baru
- F_{t-1} : Ramalan Sebelumnya
- α : Konstanta
- A_{t-1} : Permintaan *actual* periode sebelumnya

1. *Double Exponential Smoothing*: Digunakan ketika data memiliki tren. Metode ini menyesuaikan peramalan dengan mempertimbangkan perubahan tren seiring waktu.

2. *Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters)*: Digunakan untuk data yang menunjukkan pola musiman, dengan mempertimbangkan tren dan musiman dalam peramalan.

Rumus:

$$S_t = \frac{1}{L}(x_1 + x_2 + \dots + x_L) \quad 2.3$$

$$T_t = \frac{1}{L} \left(\frac{1}{L} ((x_{1+L} - x_1) + (x_{2+L} - x_2) + \dots + (x_{t+L} - x_t)) \right) \quad 2.4$$

$$SN_t = \frac{x_t}{S_t(L)} \quad 2.5$$

Rumus TES:

$$s_t = \alpha \frac{x_t}{SN_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad 2.6$$

$$T_t = \beta (S_t + S_{t-1}) + (1 - \beta)(T_{t-1}) \quad 2.7$$

$$SN_t = \gamma \left(\frac{x_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)SN_{t-L} \quad 2.8$$

$$F_t = (S_{t-1} + T_{t-1}) * SN_{t-L} \quad 2.9$$

Dimana :

- L = Panjang waktu musiman
- S_t = Pemulusan untuk keseluruhan awal
- T_t = Pemulusan untuk trend awal
- SN_t = Pemulusan musiman awal
- α = Nilai parameter *Exponential* antara 0 – 1
- β = Nilai parameter *Exponential* antara 0 – 1
- γ = Nilai parameter *Exponential* antara 0 – 1
- F_t = Peramalan untuk periode t

2.5. PENGUKURAN KESALAHAN

2.5.1. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dihitung sebagai rata-rata dari perbedaan absolut antara nilai yang diprediksi dengan nilai aktual dan dinyatakan sebagai persentase dari nilai aktual. MAPE digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi hasil peramalan. MAPE menghitung nilai

kesalahan mutlak pada setiap periode dibagi dengan nilai aktual pada periode tersebut, kemudian menghitung nilai rata-rata persentase dari nilai mutlak tersebut. Nilai MAPE dapat dicari dengan persamaan berikut ini.

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \right) * 100\% \quad 2.10$$

Keterangan

A_t = Nilai aktual pada periode

F_t = Nilai peramalan pada periode t

N = Jumlah data

Hasil peramalan dikatakan baik jika nilai MAPE yang diperoleh semakin kecil. Adapun kriteria dari nilai MAPE sebagai berikut:

Tabel 2.1 Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
$x < 10\%$	Kemampuan peramalan sangat baik
$10\% \leq x < 20\%$	Kemampuan peramalan baik
$20\% \leq x < 50\%$	Kemampuan peramalan cukup baik
$x \geq 50\%$	Kemampuan peramalan buruk

Kriteria tersebut merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh Mawar Bonita Br Manik, Putri Khairiah Nasution, dan Maulida Yanti (2024) dalam karya ilmiah berjudul *Kajian Metode Simulasi Monte Carlo*, yang dipublikasikan oleh Universitas Islam Negeri Sumatera Utara.

2.6. PENELITIAN TERKAIT

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
Khaliq Alfikriza 1 2021	Simulasi <i>Monte Carlo</i> dalam Prediksi Jumlah	Metode <i>Monte Carlo</i>	prediksi jumlah penumpang Bus Rapid Transit (BRT) di Kota Padang menggunakan	Hasil yang dilakukan menggunakan metode <i>Monte Carlo</i> pada simulasi prediksi jumlah penumpang Bus Rapid Transit untuk tahun 2018 memiliki rata-

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
	Penumpang Angkutan Massal Bus Rapid Transit Kota Padang		metode simulasi <i>Monte Carlo</i> .	rata akurasi 82,43%. Berdasarkan hasil akurasi yang di dapatkan dapat disimpulkan bahwa metode yang digunakan dapat membantu pihak pengelola Bus Rapid Transit dalam mengetahui jumlah penumpang pada tahun yang akan datang.
Riska Dwi Angraini, Gunadi Widi Nurchah 2021	Prediksi Peningkatan Jumlah Pelanggan dengan Simulasi <i>Monte Carlo</i>	Metode <i>Monte Carlo</i>	prediksi peningkatan jumlah pelanggan pada CV. Tomi Advertising menggunakan metode simulasi <i>Monte Carlo</i>	Hasil prediksi peningkatan jumlah pelanggan di CV. Tomi Advertising menggunakan metode simulasi <i>Monte Carlo</i> menghasilkan tingkat akurasi rata-rata sebesar 72%. Berdasarkan data yang digunakan, simulasi untuk tahun 2019 memprediksi jumlah pelanggan sebanyak 138 orang, sedangkan data real menunjukkan jumlah pelanggan sebesar 141 orang. Meskipun terdapat perbedaan, hasil simulasi tersebut dapat membantu pengelola bisnis dalam membuat keputusan untuk pengembangan usaha, dengan tingkat akurasi yang

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
				memadai untuk perencanaan ke depan.
Dewi Sartika Br Ginting, Maria Novaliai Br Sembirig 2021	Analisis <i>Monte Carlo</i> dalam Memprediksi Jumlah Penambahan Gerai Alfamart setiap Tahunnya di Indonesia	Metode <i>Monte Carlo</i>	prediksi jumlah penambahan gerai Alfamart di Indonesia menggunakan metode simulasi <i>Monte Carlo</i>	Hasil prediksi jumlah penambahan gerai Alfamart di Indonesia dalam lima tahun ke depan menghasilkan total 6.767 gerai. Rata-rata penambahan per tahun diperkirakan sekitar 1.353 gerai. Simulasi ini dilakukan berdasarkan data penambahan gerai dari tahun 2008 hingga 2019, dengan hasil yang cukup konsisten dengan pola pertumbuhan yang telah terjadi sebelumnya.
Aldo Eko Syaputra 2023	Akumulasi Metode <i>Monte Carlo</i> dalam Memperkirakan Tingkat Penjualan Keripik Sanjai	Metode <i>Monte Carlo</i>	Prediksi tingkat penjualan keripik Sanjai menggunakan metode simulasi <i>Monte Carlo</i>	Hasil prediksi menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, dengan rata-rata penjualan sekitar 1.701 keripik pada tahun 2021 (akurasi 91%), 1.746 keripik pada tahun 2022 (akurasi 83%), dan 1.648 keripik pada tahun 2023. Prediksi ini dapat membantu toko untuk merencanakan stok dan pelayanan agar penjualan tetap optimal.

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
Jefri Rahmad Mulia, Ahmad Afif 2023	Simulasi <i>Monte Carlo</i> Untuk Mempredik si Jumlah Penerimaan Bantuan Sosial Pangan	Metode <i>Monte Carlo</i>	Penggunaan metode simulasi <i>Monte Carlo</i> untuk memprediksi jumlah penerimaan bantuan sosial pangan bagi disabilitas dan keluarga miskin di Kecamatan Payakumbuh Barat, Kota Payakumbuh, Sumatra Barat	Hasil menunjukkan bahwa penggunaan metode simulasi <i>Monte Carlo</i> untuk memprediksi jumlah penerimaan bantuan sosial pangan dapat meningkatkan keakuratan prediksi. Pada tahun 2021, rata-rata keakuratan prediksi adalah 66,24%, dengan dua kelurahan memiliki tingkat akurasi di atas 80%, dan sepuluh kelurahan lainnya di bawah 80%. Sedangkan pada tahun 2022, akurasi prediksi meningkat signifikan menjadi 98,38%, dengan enam kelurahan memiliki tingkat akurasi di atas 80% dan enam lainnya di bawah 80%.
Putri Mei Sedi, Indyah Hartami Santi, Zunita Wulansa ri 2023	Prediksi Jumlah Permintaan Besi Di Toko Besi Lancar Menggunak an Simulasi Metode	Metode <i>Monte Carlo</i>	Prediksi jumlah permintaan besi di Toko Besi Lancar menggunakan simulasi metode <i>Monte Carlo</i> . Berdasarkan data penjualan yang	Berdasarkan perhitungan prediksi yang dilakukan untuk bulan April 2022, jumlah permintaan untuk besi 6 SNI diperkirakan sebanyak 3491 lonjor, besi 8 SNI sebanyak 3400 lonjor, besi 10 SNI sebanyak 2850 lonjor, besi 12 SNI sebanyak 2817 lonjor, dan

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
	<i>Monte Carlo</i>		dikumpulkan dari bulan Oktober 2021 hingga Maret 2022	besi 16 SNI sebanyak 2817 lonjor. Hasil ini menunjukkan bahwa metode <i>Monte Carlo</i> dapat digunakan untuk memprediksi jumlah pembelian besi di bulan-bulan berikutnya dan membantu toko dalam mengelola persediaan besi, mengurangi kekurangan pasokan, serta meminimalisir kerugian yang mungkin timbul akibat ketidakpastian permintaan.
Tasya Ade Amelia, Ichwanul Muslim Karo Karo 2024	Analisis Prediksi Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode <i>Monte Carlo</i> (Studi Kasus : Pt.Kai Wilayah Sumatera Barat)	Metode <i>Monte Carlo</i>	Analisis prediksi jumlah penumpang kereta api di wilayah Sumatera Barat menggunakan metode simulasi, Memprediksi tren jumlah penumpang pada tahun 2024	Hasil simulasi, tingkat akurasi prediksi pada tahun 2021 mencapai 98,19%, pada tahun 2022 meningkat menjadi 99,96%, dan pada tahun 2023 mencapai 98,87%.

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
Yasmin Mufida, Ichwanul Muslim Karo Karo 2024	Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Di Pulau Sumatra Menggunakan Metode <i>Monte Carlo</i>	Metode <i>Monte Carlo</i>	Memodelkan dan memprediksi jumlah kendaraan bermotor (mobil pribadi, sepeda motor, dan truk) di berbagai provinsi di Pulau Sumatra dengan tujuan untuk memberikan solusi bagi perencanaan transportasi dan kebijakan terkait kemacetan, polusi udara, dan kecelakaan lalu lintas	Metode <i>Monte Carlo</i> efektif dalam memprediksi jumlah kendaraan bermotor di berbagai provinsi di Pulau Sumatra. Tingkat akurasi prediksi berkisar antara 84% hingga 89%. Beberapa provinsi, seperti Sumatra Utara dan Riau, memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi, mencapai 100%. Namun, provinsi lain, seperti Kepulauan Bangka Belitung dan Kepulauan Riau, memerlukan peningkatan pada model prediksi untuk mencapai akurasi yang lebih baik.
Galang Rafie Muhamad, Alvin Yosua Tondaton, Andi Harmin 2023	Analisis Perkiraan Kebutuhan Persediaan Air Bersih Menggunakan Simulasi <i>Monte Carlo</i>	Metode <i>Monte Carlo</i>	Analisis Perkiraan Kebutuhan Persediaan Air Bersih Menggunakan Simulasi <i>Monte Carlo</i>	Hasil analisa menggunakan metode monte carlo dapat dilakukan prediksi untuk mengetahui jumlah kebutuhan air dimasa yang akan datang, sehingga pihak yang berkepentingan dapat melakukan langkah langkah yang diperlukan.

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
Yesika Syalomi Pasaribu 2024	Prediksi Jumlah Tamu Hotel di Provinsi NTB dengan Metode <i>Monte Carlo</i>	Metode <i>Monte Carlo</i>	Prediksi Jumlah Tamu Hotel di Provinsi NTB dengan Metode <i>Monte Carlo</i>	Klaster yang termasuk dalam segmen pelanggan potensial adalah klaster 1. Hasilnya menunjukkan fluktuasi jumlah tamu sepanjang tahun dengan puncak tertinggi pada bulan Desember, terutama di hotel bintang 3 dan bintang 4. Metode <i>Monte Carlo</i> terbukti efektif dalam menangani variabilitas data, memberikan prediksi yang lebih akurat dan andal.
Dewi Arianti Wulandari, Rizqia Cahyani ngtyas, Andi Dermawan 2024	Prediksi Volume Sampah Dengan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Di Kabupaten Nunukan	Metode Exponential Smoothing	Prediksi Volume Sampah Dengan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Di Kabupaten Nunukan	hasil perhitungan maka didapat perkiraan volume sampah untuk 5 bulan kedepan yaitu bulan April sebanyak 1.407.545, bulan Mei sebanyak 1.398.565, bulan Juni sebanyak 1.389.585, bulan Juli sebanyak 1.380.605 dan bulan Agustus sebanyak 1.371.626 dengan nilai MASE sebesar 0.96, SMAPE sebesar 0.04, MAE sebesar 56.583,18 dan RMSE 62.624,97. Sehingga kenaikan jumlah sampah untuk 5 bulan kedepan di Kabupaten Nunukan dapat

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	Hasil
				diprediksi dengan menggunakan Metode Exponential Smoothing.
Irma Nurvianti, Budi Darma Setiawan, Fitri Abdurrachman Bachtiar 2019	Perbandingan Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Kereta Api di DKI Jakarta Menggunakan Metode <i>Double Exponential Smoothing</i> dan <i>Triple Exponential Smoothing</i>	<i>Double Exponential Smoothing</i> (DES) dan <i>Triple Exponential Smoothing</i> (TES)	data jumlah penumpang keberangkatan kereta api dari DKI Jakarta menuju wilayah di Pulau Jawa (termasuk Jabodetabek), yang diambil dari data sekunder milik Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi DKI Jakarta. Periode data yang digunakan yaitu dari Januari 2005 hingga Desember 2017, dengan pembagian data latih dari Januari 2005 sampai Desember 2016, dan data uji dari Januari sampai Desember 2017.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode <i>Triple Exponential Smoothing</i> (TES) menghasilkan hasil peramalan terbaik untuk satu bulan ke depan dengan MAPE sebesar 3,213%, sedangkan metode <i>Double Exponential Smoothing</i> (DES) lebih unggul dalam peramalan satu periode ke depan dengan MAPE sebesar 7,385%. Kedua metode memiliki akurasi yang baik (MAPE < 10%), namun secara keseluruhan TES dianggap metode paling akurat dalam konteks data musiman bulanan yang diteliti.