Prediksi Jumlah Penumpang Bandar Udara Halu Oleo Kendari Menggunakan *Multi-layer Perceptron*

Ahmad Fadli Ramadhan[1], Rizal Adi Saputra[2]

[1,2] Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo
Email: [1]ahmadfadlyramadhan@gmail.com, [2]rizaladisaputra@uho.ac.id

***Abstract*— Transportation, particularly air travel, plays a vital role in supporting economic and social activities of the society. In this context, predicting the number of airline passengers becomes crucial for airport planning and management. This research aims to utilize the Multilayer Perceptron (MLP) method to predict the passenger count at Halu Oleo Kendari Airport. The MLP method is a type of neural network that exhibits high predictive capabilities. In this study, train score and test score are used to evaluate the performance of the MLP model in predicting the training and testing data. Additionally, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) is employed to measure the accuracy of the model's predictions. The results indicate that the train score of 60% signifies the model's ability to predict the training data with an accuracy of 60%. Meanwhile, the test score of 96% demonstrates the model's good predictive capability on unseen testing data. The MAPE value of 0.152% indicates a relatively low level of error in the model's predictions.**

***Keywords*— Prediction of Passenger Count, Multilayer Perceptron, MAPE**

***Abstrak*— Transportasi, khususnya penerbangan, memiliki peran penting dalam mendukung kegiatan ekonomi dan sosial masyarakat. Dalam konteks ini, prediksi jumlah penumpang pesawat menjadi informasi yang penting untuk perencanaan dan pengelolaan bandara. Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan metode Multilayer Perceptron (MLP) dalam memprediksi jumlah penumpang di Bandar Udara Halu Oleo Kendari. Metode MLP merupakan salah satu jenis neural network yang memiliki kemampuan prediksi yang tinggi. Dalam penelitian ini, train score dan test score digunakan untuk mengukur kinerja model MLP dalam memprediksi data training dan data testing. Selain itu, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengukur keakuratan prediksi model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa train score sebesar 60% menandakan bahwa model mampu memprediksi data training dengan akurasi 60%. Sementara itu, test score sebesar 96% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang baik pada data testing yang belum pernah dilihat sebelumnya. MAPE sebesar 0.152% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah.**

***Kata Kunci*— Prediksi Jumlah Penumpang, Multilayer Perceptron, MAPE**

I. PENDAHULUAN

Transportasi memegang peran penting dalam mendukung berbagai kegiatan ekonomi dan sosial masyarakat. Seiring berjalannya waktu, terjadi kemajuan dalam pengembangan sarana dan alat transportasi. Di era modern saat ini, pesawat terbang menjadi salah satu pilihan favorit dalam sarana transportasi. Pesawat terbang dianggap sebagai cara yang efisien untuk menghemat waktu saat bepergian ke lokasi yang jaraknya jauh, dengan memberikan kenyamanan kepada penumpang.

Terhitung hampir 75 persen dari total penumpang angkutan udara di Indonesia berasal dari pasar domestik [1]. Sedangkan menurut data terbaru dari Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah penumpang angkutan udara di Indonesia pada tahun 2022 mencapai 52,6 juta orang untuk penerbangan domestik dan 7,1 juta orang untuk penerbangan internasional. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sekitar 88% dari total penumpang angkutan udara di Indonesia berasal dari pasar domestik [2].

Dalam Provinsi Sulawesi Tenggara, pesawat terbang juga menjadi pilihan utama masyarakat untuk melakukan perjalanan baik dalam wilayah Sulawesi Tenggara maupun ke luar daerah tersebut. Hal ini disebabkan oleh banyaknya opsi maskapai penerbangan yang tersedia, khususnya pada Bandar Udara Halu Oleo, sehingga semakin meningkatkan minat masyarakat terhadap penggunaan pesawat terbang sebagai sarana transportasi.

Bandar Udara Haluoleo Kendari, sebelumnya dikenal sebagai Bandara Wolter Monginsidi, terletak di Kota Kendari, Provinsi Sulawesi Tenggara. Pada tanggal 13 Februari 2010, bandara ini resmi mengadopsi nama baru, yaitu Bandara Haluoleo Kendari [3]. Bandara tersebut merupakan salah satu fasilitas penerbangan yang signifikan di wilayah Sulawesi Tenggara, yang melayani dengan tingkat layanan yang unggul dan kualitas pelayanan yang baik dibanding bandara lain di provinsi yang sama. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) Sulawesi Tenggara, jumlah aktivitas penumpang sekitar 792.383 yang meningkat setiap tahunnya hingga 6.8% [4]. Tentunya, bandar udara yang sedang dalam pengembangan menjadi bandar udara internasional ini masih perlu mempersiapkan dan menyesuaikan kapasitas infrastruktur dan layanan yang diperlukan untuk mengakomodasi jumlah penumpang yang datang dan berangkat.

Data mining memiliki banyak model yang diketahui yang dapat digunakan untuk mendiagnosa penyakit. Banyak orang menggunakan model *neural network* karena kemampuan prediksinya yang bagus. Model *neural network* memiliki banyak algoritma yang memiliki tingkat kemampuan prediksi yang berbeda. Algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP) adalah salah satu algoritma yang memiliki tingkat keakuratan yang tinggi.

Beberapa peneliti telah melakukan penelitian dengan metode *Multilayer Perceptron* (MLP) untuk melakukan prediksi. *Multilayer Perceptron* (MLP) adalah salah satu jenis *neural network* yang dapat digunakan untuk pemodelan data *time series*. Adanya sistem peramalan atau *forecesting* sangat membantu saat ini, karena peramalan dilakukan untuk memprediksi apa yang akan terjadi di masa depan [5].

Prediksi pada jumlah penumpang di suatu bandara sudah dilakukan pada banyak penelitian, contohnya pada penelitian yang berjudul "*Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat dengan Backpropagation Neural Network*" yang dilakukan oleh Desy Pitriyani dan Yurika Permanasari dengan hasil penelitian menunjukkan prediksi dengan metode *Backpropagation Neural Network* menghasilkan prediksi yang baik dengan MAPE 19,77% [6].

Kemudian pada penelitian "*Sistem Prediksi Jumlah Penumpang di Bandar Udara Juanda Surabaya dengan Metode Double Exponential Smoothing*" yang dilakukan oleh Agus Setia Budi dan Purnomo Hadi Susilo dengan tingkat akurasi data model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* yang hasilnya kurang dari 25% [7].

Dengan pertimbangan berbagai kasus pada penelitian yang disebutkan sebelumnya dapat menghasilkan model prediksi dengan nilai MAPE yang rendah, penelitian ini akan mengambil judul "*Prediksi Jumlah Penumpang Bandar Udara Halu Oleo Kendari Menggunakan Multi-layer Perceptron*".

Dengan memprediksi jumlah penumpang menggunakan metode *Multilayer Perceptron*, bandara dapat mengidentifikasi tren dan pola dalam jumlah penumpang yang akan datang, sehingga bandara dapat mengambil tindakan yang tepat untuk mengatasi lonjakan lalu lintas atau kekurangan kapasitas. Pihak bandara juga perlu memiliki informasi mengenai berapa banyak penumpang pada beberapa periode waktu ke depan guna mengetahui perencanaan dan pengoptimalan pengoperasian bandara yang tepat. Hasil dari prediksi ini juga diharapkan dapat memberikan solusi terhadap permasalahan perhitungan penumpang pesawat untuk memprediksi calon penumpang pesawat sehingga dapat ditentukan penjadwalan yang tepat dengan jumlah pesawat yang diperlukan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu yang terkait yang pertama adalah penelitian dengan berjudul "*Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat dengan Backpropagation Neural Network*" yang dilakukan oleh Desy Pitriyani dan Yurika Permanasari. Data yang digunakan pada penelitian tersebut adalah data bulanan jumlah penumpang pesawat penerbangan domestik di Bandara Internasional Soekarno-Hatta mulai Januari 2006 hingga April 2022 dengan hasil penelitian menunjukkan prediksi dengan metode *Backpropagation Neural Network* menghasilkan prediksi yang baik dengan MAPE 19,77% [6].

Penelitian kedua adalah penelitian dengan judul "*Sistem Prediksi Jumlah Penumpang di Bandar Udara Juanda Surabaya dengan Metode Double Exponential Smoothing*" yang dilakukan oleh Agus Setia Budi dan Purnomo Hadi Susilo, mereka memprediksi jumlah penumpang di Bandar Udara Juanda Surabaya dengan Metode *Double Exponential Smoothing*. Pada penelitian tersebut diperoleh tingkat akurasi data model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* yang hasilnya kurang dari 25% [7].

B. Prediksi

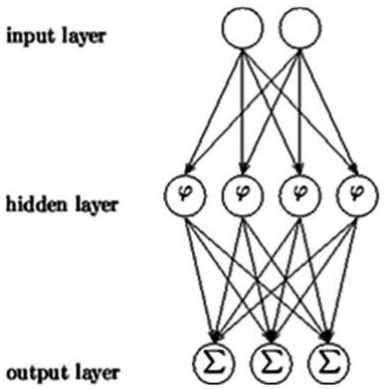
Prediksi merupakan suatu kegiatan meramalkan secara terstruktur mengenai sesuatu yang mungkin terjadi dimasa akan datang yang bersumber pada informasi dari masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya dapat diperkecil [8].

C. Bandara

Bandara adalah area di daratan dan/atau perairan dengan batas-batas tertentu yang digunakan sebagai tempat pesawat mendarat dan lepas landas, masuk dan keluar penumpang, bongkar muat barang, perpindahan transportasi intra dan antar, dilengkapi dengan fasilitas keamanan dan keselamatan penerbangan, serta fasilitas dasar dan fasilitas pendukung lainnya [9].

D. Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron adalah jenis *neural network* yang melakukan pembelajaran *feedforward* atau maju mundur. Jaringan ini menggunakan metode *Backpropagation* untuk proses pembelajarannya. MLP terdiri dari lapisan masukan yang berfungsi sebagai penerima, satu atau lebih lapisan tersembunyi yang menghitung data dan mengalami iterasi, serta lapisan keluaran yang digunakan untuk memprediksi hasil keluaran [10].



Gbr. 1. Lapisan dalam MLP

Ketika ada lebih dari satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*), keluaran (*output*) dari lapisan tersembunyi dimasukkan ke *hidden layer* berikutnya dan bobot terpisah digunakan untuk penjumlahan ke setiap lapisan berikutnya.

MLP terdiri dari *input layer*, satu atau lebih *hidden layer*, dan *output layer*. Berikut penjelasan masing-masing *layer*:

1) Input layer

Input layer berfungsi untuk menerima nilai masukan dari setiap rekaman dalam data. Jumlah simpul input pada layer ini sama dengan jumlah variabel prediktor yang ada.

2) Hidden layer

Hidden layer berperan dalam mengubah nilai masukan di dalam jaringan. Setiap simpul pada *hidden layer* terhubung dengan simpul-simpul pada *hidden layer* sebelumnya, atau simpul-simpul pada *input layer*, serta ke simpul-simpul pada *hidden layer* berikutnya atau *output layer*. Jumlah *hidden layer* dapat bervariasi.

3) Output layer

Garis yang menghubungkan dengan *output layer* berasal dari *hidden layer* atau *input layer*, dan menghasilkan nilai keluaran yang sesuai dengan variabel prediksi. Keluaran dari *output layer* umumnya merupakan nilai numerik *float* antara 0 hingga 1.

Adapun langkah-langkah dari penerapan algoritma MLP [11] adalah sebagai berikut:

1) Inisiasi bobot, dapat menggunakan bobot acak dengan rentang antara 0 hingga 1.

2) Inisiasi bias, dapat menggunakan bias acak dengan rentang antara 0 hingga 1.

3) Menghitung besarnya *input* dari *input layer* menuju *hidden layer* dengan rumus berikut:

$$Input_j = \Sigma_{i=1}^{n} O_i W_{ij} + \bar{\theta_j} \quad (1)$$

Keterangan:
O_i = *output* simpul i dari *layer* sebelumnya

W_{ij} = bobot relasi dari simpul *i* pada *layer*, sebelumnya ke simpul *j*

θ_j = bias (sebagai pembatas)

4) Menurut langkah ke-3, proses dilanjutkan dengan menghasilkan keluaran dari *hidden layer* menuju *output layer*. Ini dilakukan dengan menggunakan fungsi aktivasi *tansig* atau *sigmoid bipolar*.

$$f(net) = 2/(1 + e\text{^}(-net)\ ) - 1 \quad (2)$$

5) Hitung nilai *error* antara nilai data prediksi dengan nilai data aktual dengan rumus berikut:

$$Error_j = O_j \times (1 - O_j) \times (Target_j - O_j) \quad (3)$$

Keterangan:
O_j = *output* aktual dari *j*

$Target_j$ = nilai target yang sudah diketahui pada data *training*

6) Setelah nilai *error* dihitung, selanjutnya kembali ke *layer* sebelumnya, untuk menghitung *error* pada *hidden layer* dengan rumus berikut:

$$Error_j = O_j \times (1 - O_j) \times \sum_{k=1}^{n} Error_k W_{ij} \quad (4)$$

Keterangan:
O_j = *output* aktual dari *j*

$Error_k$ = *error* simpul *k*

W_{jk} = bobot relasi dari simpul *j* ke simpul *k* pada *layer* berikutnya

7) Nilai *error* sebelumnya digunakan untuk memperbaiki bobot.

$$W_{ij} = W_{ij} + l \times Error_j \times Output_i \quad (5)$$

Keterangan:
W_{ij} = bobot relasi dari unit *i* pada *layer* sebelumnya ke unit *j*

l = *learning rate* (konstanta, nilainya rentang 0 – 1)

8) Iterasi MLP akan berhenti jika sudah memenuhi maksimal *epoch* yang ditentukan atau *error* bernilai 0.

E. Perhitungan Kesalahan

Menghitung kesalahan yang terjadi, juga dikenal sebagai kesalahan perhitungan, adalah cara untuk mengetahui keakuratan model matematika yang digunakan untuk peramalan. Kesalahan perhitungan terdiri dari rata-rata dari sejumlah fungsi yang mewakili perbedaan antara nilai aktual dan perkiraan [12].

Nilai residual adalah selisih antara nilai peramalan yang sebenarnya. Persamaan untuk menghitung nilai residual atau error asli dari setiap periode prediksi [13] adalah sebagai berikut:

$$E = D_t - F_t \quad (6)$$

Adapun fungsi perhitungan kesalahan dari sebuah metode perhitungan prediksi adalah sebagai berikut:

- Membantu menemukan model yang optimal.
- Sebagai alat pengukur terhadap teknik yang digunakan apakah baik untuk digunakan atau tidak.
- Membandingkan akurasi dua atau lebih metode berbeda.

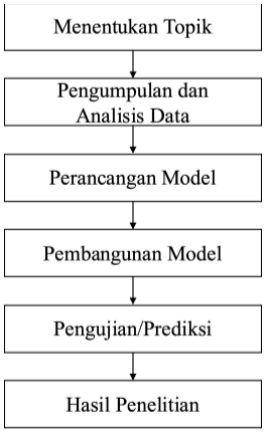
Kesalahan dapat diungkapkan dalam bentuk nilai dan persentase asli. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi suatu model, di mana kesalahan dihitung dalam bentuk persentase absolut rata-rata dari seluruh kesalahan. Rumus untuk menghitung MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} \frac{|D_t - F_t|}{D_t} \quad (7)$$

Keterangan:
D_t = nilai data aktual periode t
F_t = nilai data prediksi periode t
n = banyak data

III. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian adalah metode yang digunakan untuk menyelesaikan penelitian dengan mengikuti alur kerja yang telah direncanakan untuk mendapatkan hasil yang sesuai dengan harapan. Alur langkah kerja atau skema yang telah direncanakan digambarkan pada Gbr. 2.



Gbr. 2. Skema Metodologi Penelitian

Kerangka kerja yang telah digambarkan di atas, dapat dijabarkan pembahasan masing-masing dalam penelitian adalah sebagai berikut:

1) Menentukan Topik: Penentuan topik dilakukan untuk memutuskan masalah yang akan diangkat dalam penelitian.

2) Pengumpulan dan Analisis Data: Pengumpulan data dilakukan guna memperoleh informasi yang dibutuhkan dalam rangka mencapai tujuan penelitian, sedangkan analisis data dilakukan untuk mengetahui informasi dari data yang telah dikumpulkan.

3) Perancangan Model: Perancangan model berarti merancang tahapan dan alur dalam pengembangan model.

4) Pembangunan Model: Pembangunan model berarti membangun model berdasarkan perancangan sebelumnya.

5) Pengujian/Prediksi: Pengujian dilakukan untuk menilai apakah model yang dibuat telah sesuai dengan apa yang diharapkan, sedangkan prediksi berarti melakukan peramalan menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya.

6) Hasil Penelitian: Hasil penelitian adalah kesimpulan terkait hasil pengujian dan prediksi.

IV. *HASIL DAN PEMBAHASAN*

A. Analisis Data

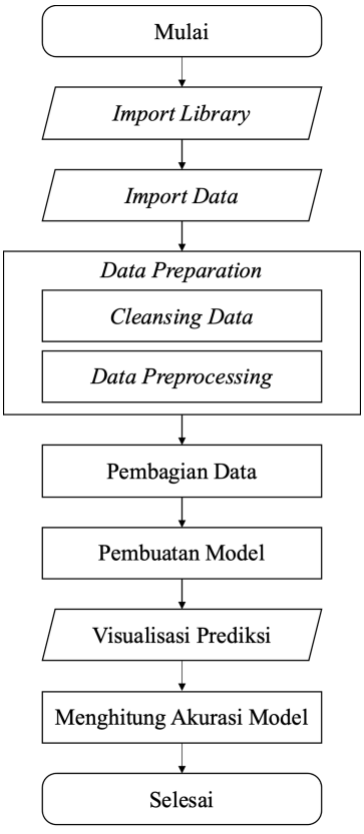
Data pada penelitian ini bersumberkan dari Bandar Udara Halu Oelo dalam format *csv* yang berisi data jumlah pesawat dan penumpang (datang dan berangkat) dari tahun 2003 sampai tahun 2021. Data tersebut diperoleh dari publikasi BPS RI pada tahun 2022. Gambaran data dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I. DATA LALU LINTAS BANDARA HALU OLEO

Tahun	Pesawat Datang	Pesawat Berangkat	Penumpang Datang	Penumpang Berangkat
2003	1102	1102	80337	80390
2004	1491	1491	135940	140503
2005	1205	1205	125886	125184
2006	1443	1439	158674	158261
2007	1731	1729	200911	203260
…				
2021	3103	3098	284688	281143

B. Perancangan Model

Adapun rancangan dari model prediksi yang akan dibangun adalah sebagai berikut:



Gbr. 3 Skema Perancangan Model

C. Pembangunan Model

Pembangunan model dilakukan berdasarkan skema yang telah dirancang sebelumnya. Adapun penjelasan dari tiap proses adalah sebagai berikut:

1) Import Library

Dalam membangun model, perlu untuk memasukkan atau meng-*import* beberapa *library* guna menunjang fungsi-fungsi yang akan digunakan dalam model.

2) Import Data

Data yang akan digunakan (terdapat pada Tabel I) akan dimasukkan ke dalam model.

3) Data Preparation

Data yang telah dimasukkan ke dalam model akan disiapkan sebelum dilakukan proses pembuatan model. Persiapan data ini terdiri dari dua, yaitu *cleansing data* (pembersihan data) dan *data preprocessing* (pre-pemrosesan data).

4) Pembagian Data

Data dibagi menjadi data fitur dan data label, kemudian keduanya dibagi menjadi data *training* (data pelatihan) dan data *testing* (data pengujian). Idealnya rasio pembagian adalah 90%:10% hingga 80%:10%

5) Pembuatan Model

Akan dibangun sebuah model menggunakan fungsi data *training*.

6) Visualisasi Prediksi

Model yang telah dibangun akan digunakan untuk memprediksi label dari data *testing*, kemudian hasil prediksi akan disandingkan dengan data aktual melalui sebuah visualisasi.

7) Menghitung Akurasi Model

Akan dibandingkan nilai antara data fitur dan data label dari data *training* dan data *testing* untuk melihat skor yang dihasilkan dari model. Kemudian akan didapatkan persentase akurasi dari model tersebut.

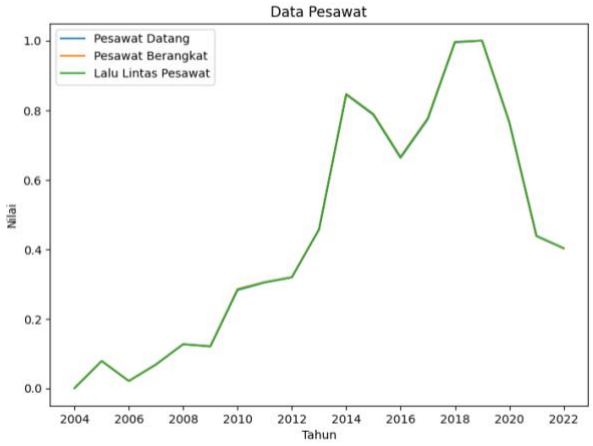
D. Pengujian/Prediksi

Pengujian atau prediksi dilakukan setelah suatu model selesai dibangun. Data *testing* akan digunakan dalam model, kemudian model akan memberikan output berupa data prediksi.

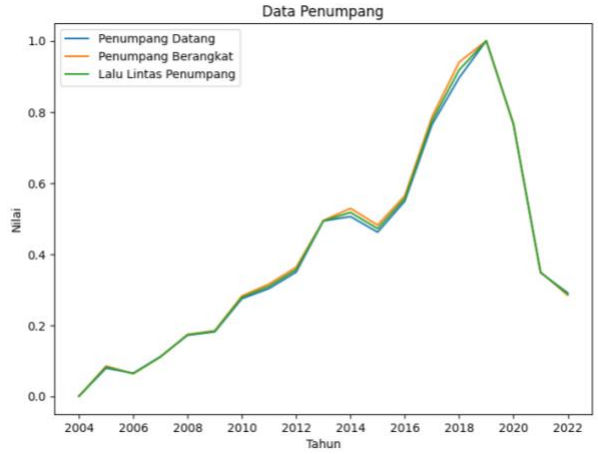
E. Hasil Penelitian

Gbr. 4. menunjukkan grafik data pesawat yang terdiri dari pesawat datang, pesawat berangkat, dan lalu lintas pesawat. Lalu lintas pesawat dihitung sebagai rata-rata antara data datang dan berangkat. Sumbu x memuat nilai dengan rentang nilai 0.0 – 1.0. Hal ini terjadi karena data telah melalui proses *preprocessing* yaitu *scalling* angka.

Gbr. 5. menunjukkan grafik data penumpang yang terdiri dari data penumpang datang, data penumpang berangkat, dan data lalu lintas penumpang. Sama seperti grafik sebelumnya, lalu lintas pesawat merupakan rata-rata antara data kedatangan dan keberangkatan, serta sumbu x memiliki rentang nilai 0.0 – 1.0 karena adanya *scalling* angka.



Gbr. 4 Grafik Data Pesawat



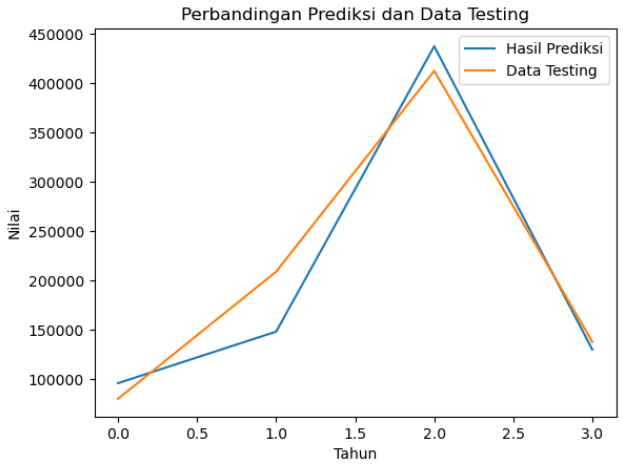
Gbr. 5 Grafik Data Penumpang

Pada kedua gambar di atas terlihat bahwa terdapat keterkaitan antara data pesawat dan data penumpang, di mana kedua data berbanding lurus. Terlihat juga data pada tahun 2020 – 2021 terjadi pemerosotan dikarenakan pandemi COVID-19 yang melanda sehingga terjadi pembatasan penerbangan di seluruh bandara, termasuk Bandar Udara Halu Oleo Kendari.

TABEL II. PERBANDINGAN DATA AKTUAL DAN DATA HASIL PREDIKSI

Tahun	Data Aktual	Hasil Prediksi
2003	80363.5	96277.416114
2008	209173.5	148433.910667
2014	412647.0	437586.024818
2004	138221.5	130233.694576

Data dari Tabel II. menunjukkan perbandingan data aktual (berasal dari data *testing*) dan data dari hasil prediksi model. Terlihat bahwa data tahun yang dibagi ke data *training* dan data *testing* di acak dan tidak berurutan. Hal ini karena pada proses pembagian data dilakukan menggunakan fungsi *train_test_split()* oleh *library sklearn.model_selection*. Untuk melihat kemiripan antara data aktual dan data hasil prediksi yaitu pada Gbr. 6.



Gbr. 6. Grafik Perbandingan Data Prediksi dan Data *Testing*

Terlihat pada Gbr. 6. bahwa grafik hasil prediksi cenderung mirip dengan grafik data *testing*. Hal ini merupakan hal yang bagus karena tujuan dari model adalah dapat meramalkan data *testing* semirip mungkin dengan data aktual.

Dengan menghitung skor antara data aktual dan data prediksi, diperoleh data pada Tabel III.

TABEL III. HASIL SKOR PELATIHAN DAN PENGUJIAN

Skor Pelatihan	Skor Pengujian
60.8	92.66

Dengan menggunakan fungsi MAPE dari *library sklearn.metrics*, diperoleh nilai MAPE berdasarkan data aktual dan data hasil prediksi pada Tabel IV.

TABEL IV. HASIL SKOR PELATIHAN DAN PENGUJIAN

Nilai MAPE
0.15165744076382048 %

V. KESIMPULAN

Train score mengindikasikan seberapa baik model MLP dapat memprediksi data yang telah dilihat sebelumnya, yaitu data *training*. *Train score* yang tinggi menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mempelajari pola-pola dalam data *training* dan dapat dengan akurat memprediksi *output* yang sesuai.

Test score mengindikasikan seberapa baik model dapat melakukan prediksi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, yaitu data *testing*. *Test score* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan prediksi berdasarkan data fitur *testing*.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengukur keakuratan nilai dugaan suatu model yang dinyatakan dalam bentuk persentase absolut rata-rata dari keseluruhan *error*. Semakin kecil nilai MAPE nya, semakin minimal *error* dari model tersebut.

Berdasarkan hasil penelitian, *train score* sebesar 60% menunjukkan bahwa model dapat memprediksi dengan akurasi 60% pada data *training* itu sendiri. *Test score* sebesar 96% menunjukkan bahwa model dapat memprediksi dengan akurasi sekitar 96% pada data *testing* (di luar data *training*). MAPE sebesar 0.152% menunjukkan bahwa model memiliki rata-rata absolut kesalahan yang cukup rendah.

Dapat disimpulkan bahwa model yang dibuat menggunakan *Multilayer Perceptron* ini memiliki skor pelatihan sebesar 60%, skor pengujian sebesar 96%, dan nilai MAPE sebesar 0.152%.

DAFTAR PUSTAKA

[1] F. Pahala, “Prediksi Lalu-lintas Penumpang Bandar Udara Soekarno-hatta Dengan Teknik Time-series Trend Forecasting,” *Jurnal Penelitian*, vol. 4, no. 3, pp. 1–10, 2019.

[2] Badan Pusat Statistik, Statistik Transportasi Udara 2021. BPS RI, 2021. [Online]. Available: http://www.bps.go.id

[3] R. Zulfauzi and Y. Setyawan, “Peramalan Menggunakan Metode Double Exponensial Smoothing Dan Fuzzy Time Series Cheng: Study Kasus: Jumlah Penumpang Angkutan Udara Domestik Kota Kendari,” *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, vol. 7, no. 01, pp. 34–45, 2022.

[4] M. Adhyaksa, “ANALASIS ANTRIAN PENUMPANG PADA PINTU KEBERANGKATAN (DEPARTURE GATE) BANDAR UDARA HALU OLEO KENDARI,” UNIVERSITAS HASANUDDIN, 2021.

[5] H. Mukhtar, M. Rifaldo, R. M. Taufiq, and Y. Rizki, “Peramalan Kedatangan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Menurut Kebangsaan Perbulannya Menggunakan Metode Multilayer Perceptron,” *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 2, no. 2, pp. 113–119, 2021.

[6] D. Pitriyani and Y. Permanasari, “Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat dengan Backpropagation Neural Network,” *Jurnal Riset Matematika*, pp. 129–136, 2022.

[7] A. S. Budi and P. H. Susilo, “Sistem Prediksi Jumlah Penumpang Di Bandar Udara Juanda Surabaya Dengan Metode Double Exponential Smoothing,” *Generation Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 31–36, 2022.

[8] S. P. Dewi, N. Nurwati, and E. Rahayu, “Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 4, pp. 639–648, 2022.

[9] H. P. GULTOM, “The Design of Runway of New Yogyakarta International Airport,” *UAJY*, 2018.

[10] M. Desai and M. Shah, “An anatomization on breast cancer detection and diagnosis employing multi-layer perceptron neural network (MLP) and Convolutional neural network (CNN),” *Clinical eHealth*, vol. 4, pp. 1–11, 2021.

[11] K. Khoirudin, D. Nurdiyah, and N. Wakhidah, “Prediksi Penerimaan Mahasiswa Baru Dengan Multi Layer Perceptron,” *Jurnal Pengembangan Rekayasa dan Teknologi*, vol. 14, no. 1, pp. 1–4, 2019.

[12] F. Lawalata, E. Sediyono, and H. Purnomo, “Analisis Prediksi Jumlah Pasien Rawat Inap di Rumah Sakit GMIM Siloam Sonder Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing,” *Jointer: Journal Of Informatics Engineering*, vol. 2, no. 01, pp. 32–36, 2021.

[13] G. N. Ayuni and D. Fitrianah, “Penerapan metode Regresi Linear untuk prediksi penjualan properti pada PT XYZ,” *Jurnal telematika*, vol. 14, no. 2, pp. 79–86, 2019.