



**PENERAPAN *LONG SHORT TERM MEMORY* UNTUK MEMPREDIKSI JUMLAH
PENUMPANG PESAWAT DAN KARGO DI BANDARA SOEKARNO-HATTA**



UNIVERSITAS Sigit Abdurahman S
41519110171
MERCU BUANA

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021**



**PENERAPAN *LONG SHORT TERM MEMORY* UNTUK MEMPREDIKSI JUMLAH
PENUMPANG PESAWAT DAN KARGO DI BANDARA SOEKARNO-HATTA**

Tugas Akhir

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

Oleh:

Sigit Abdurahman
41519110171

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan dibawah ini:

NIM : 41519110171

Nama : Sigit Abdurahman

Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi
Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo Di Bandara
Soekarno-Hatta

Menyatakan bahwa Laporan Tugas Akhir saya adalah hasil karya sendiri dan bukan plagiat. Apabila ternyata ditemukan didalam laporan Tugas Akhir saya terdapat unsur plagiat, maka saya siap untuk mendapatkan sanksi akademik yang terkait dengan hal tersebut.

Jakarta, 25 Juni 2021



Sigit Abdurahman



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Sigit Abdurahman
NIM : 41519110171
Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo di Bandara Soekarno-Hatta.

Dengan ini memberikan izin dan menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Mercu Buana **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*None-exclusive Royalty Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul diatas beserta perangkat yang ada (jika diperlukan).

Dengan Hak Bebas Royalti/Noneksklusif ini Universitas Mercu Buana berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan mempublikasikan tugas akhir saya.

Selain itu, demi pengembangan ilmu pengetahuan di lingkungan Universitas Mercu Buana, saya memberikan izin kepada Peneliti di Lab Riset Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana untuk menggunakan dan mengembangkan hasil riset yang ada dalam tugas akhir untuk kepentingan riset dan publikasi selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 25 Juni 2021

UNIVERSITA
MERCU BUANA



Sigit Abdurahman

SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR

SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Sigit Abdurahman
NIM : 41519110171
Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo di Bandara Soekarno-Hatta.

Menyatakan bahwa:

1. Luaran Tugas Akhir saya adalah sebagai berikut:

No	Luaran	Jenis	Status
1	Publikasi Ilmiah	Jurnal Nasional Tidak Terakreditasi	
		Jurnal Nasional Terakreditasi	✓
		Jurnal Internasional Tidak Bereputasi	
		Jurnal Internasional Bereputasi	Diterima
Disubmit/dipublikasikan di :	Nama Jurnal	: Matrik : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer	
	ISSN	: 2476-9843	
	Link Jurnal	:	
	Link File Jurnal Jika Sudah di Publish	:	

2. Bersedia untuk menyelesaikan seluruh proses publikasi artikel mulai dari submit, revisi artikel sampai dengan dinyatakan dapat diterbitkan pada jurnal yang dituju.
3. Diminta untuk melampirkan scan KTP dan Surat Pernyataan (Lihat Lampiran Dokumen HKI), untuk kepentingan pendaftaran HKI apabila diperlukan

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

UNIVERSITAS Jakarta, 25 Juni 2021
MERCU BUANA



Sigit Abdurahman

Universitas Mercu Buana

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41519110171
Nama : Sigit Abdurahman
Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo Di Bandara Soekarno-Hatta.

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 28 Juli 2021



(Diky Firdaus, S.kom, MM)

Penguji 1

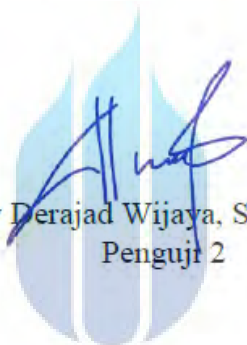
UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41519110171
Nama : Sigit Abdurahman
Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo Di Bandara Soekarno-Hatta.

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 28 Juli 2021



(Hery Derajad Wijaya, S.kom, MM)
Penguji 2


UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41519110171
Nama : Sigit Abdurahman
Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo Di Bandara Soekarno-Hatta.

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 28 Juli 2021



(Wawan Sunawan, S.kom, MT)
Penguji 3

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PENGESAHAN


LEMBAR PENGESAHAN

NIM : 41519110171
Nama : Sigit Abdurahman
Judul Tugas Akhir : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo Di Bandara Soekarno-Hatta

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.


Jakarta, 28 Juli 2021

Menyetujui,




(Dr. Ir. Eliyani)
Dosen Pembimbing

Mengetahui,



(Wawan Gunawan, S.Kom, MT)
Koord. Tugas Akhir Teknik Informatika



(Hery Derajad Wijaya, S.kom, MM)
Ka. Prodi Teknik Informatika

ABSTRAK

Nama : Sigit Abdurahman
NIM : 41519110171
Pembimbing TA : Dr. Ir. Eliyani
Judul : Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo Di Bandara Soekarno-Hatta.

Masa pandemi covid-19 memberikan dampak yang cukup besar bagi dunia penerbangan khususnya di Bandara Soekarno-Hatta, Indonesia. Berdasarkan data yang didapatkan dari aplikasi pelaporan harian di Direktorat Angkutan Udara, arus penumpang dan kargo di Bandara Soekarno-Hatta cenderung fluktuatif di masa pandemi covid-19 ini. Maka dari itu diperlukanlah suatu prediksi arus penumpang pesawat dan kargo di masa yang akan datang agar regulator atau pihak bandara memiliki kesiapan ketika terjadinya lonjakan penumpang. Pada penelitian ini dilakukan prediksi jumlah penumpang pesawat dan kargo di Bandara Soekarno-Hatta dengan menggunakan pemodelan *Long Short Term Memory*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan data dari Direktorat Angkutan Udara, dimana dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data penumpang pesawat domestik dan internasional berjadwal, baik itu kedatangan ataupun keberangkatan di Bandara Soekarno-Hatta dengan periode waktu Januari 2019 hingga Desember 2020. Hasil penelitian ini menunjukkan model *Long Short Term Memory* (LSTM) menunjukkan hasil yang baik dalam melakukan prediksi dengan skenario 90% data *training* dan 10% data *testing*, dengan menghasilkan ketepatan prediksi dengan nilai *root mean squared error* (RMSE) sebesar 12.184 pada data *training* dan 12,402 pada data *testing*. Sedangkan untuk skenario dengan 80% data *training* dan 20% data *testing* menghasilkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 12.781 pada data *training* dan 13.382 untuk data *testing*.

Kata kunci:

Lalu Lintas Angkutan Udara, *Long Short Term Memory*, Prediksi, *Deep Learning*.

ABSTRACT

Name : Sigit Abdurahman
Student Number : 41519110171
Counsellor : Dr. Ir. Eliyani
Title : *Application of Long Short Term Memory to Predict the Number of Passengers, Airplanes, and Cargo at Soekarno-Hatta Airport.*

The COVID-19 pandemic has had a considerable impact on the world of aviation, especially at Soekarno-Hatta Airport, Indonesia. Based on data obtained from the daily reporting application at the Directorate of Air Transport, the flow of passengers and cargo at Soekarno-Hatta Airport tends to fluctuate during this COVID-19 pandemic. Therefore, it is necessary to predict the flow of aircraft passengers and cargo in the future so that regulators or airports have readiness when there is a surge in passengers. In this study, predictions of the number of aircraft passengers and cargo at Soekarno-Hatta Airport were carried out using Long Short Term Memory modeling. The data used in this study is based on data from the Directorate of Air Transport, where the dataset used in this study is data on scheduled domestic and international aircraft passengers, both arrivals and departures at Soekarno-Hatta Airport with a period of January 2019 to December 2020. The results of the study This shows that the Long Short Term Memory (LSTM) model shows good results in making predictions with scenarios of 90% training data and 10% testing data, by producing prediction accuracy with a root mean squared error (RMSE) of 12,184 on training data and 12,402 on testing data. Meanwhile, the scenario with 80% training data and 20% test data resulted in a Root Mean Square Error (RMSE) value of 12.781 for training data and 13,382 for test data

Key words:

Air Transport Traffic, Long Short Term Memory, Predictions, Deep Learning

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat, rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini dengan judul Penerapan *Long Short Term Memory* untuk Memprediksi Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo di Bandara Soekarno-Hatta.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan pihak-pihak terkait Tugas Akhir ini tidak bisa selesai tepat waktu, Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT, karena dengan Rahmat dan Ridho-Nya penulis dapat menyelesaikan tugas ini.
2. Kedua orang tua saya yang selalu memberikan dukungan dan doa sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan jurnal dan tugas akhir beserta laporannya dengan lancar dan tepat waktu.
3. Ibu Dr. Ir. Eliyani selaku dosen pembimbing tugas akhir yang telah meluangkan waktu dan pikirannya untuk membimbing penulis sehingga dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan tepat waktu.
4. Bapak Diky Firdaus, S.Kom, MM selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing penulis sejak awal semester yang selalu memberi dukungan dan motivasi agar lulus tepat waktu.
5. Bapak/Ibu dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Mercu Buana yang telah memberikan ilmu dan membimbing agar bisa menjadi mahasiswa yang berguna bagi orang lain.
6. Pimpinan dan staff di Direktorat Angkutan Udara yang telah memberikan izin dan mendukung dalam melakukan penelitian saya ini.
7. Seluruh teman-teman yang memberikan dukungan dan membantu saya dalam menyusun laporan Tugas Akhir ini.

Akhir kata, penulis berharap tugas akhir ini dapat berguna khususnya bagi saya sendiri umumnya bagi orang lain, jika ada kritik maupun saran penulis akan menerima dengan senang hati.

Jakarta, 28 Juli 2021
Sigit Abdurahman

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL.....	i
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS.....	ii
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR... iii	
SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR.....	iv
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI	v
LEMBAR PENGESAHAN	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
NASKAH JURNAL	1
KERTAS KERJA.....	12
BAB 1. LITERATUR REVIEW	13
BAB 2. ANALISIS DAN PERANCANGAN.....	24
BAB 3. SOURCE CODE	34
BAB 4. DATASET.....	42
BAB 5. TAHAPAN EKSPERIMEN	43
BAB 6. HASIL SEMUA EKSPERIMEN.....	45
DAFTAR PUSTAKA	56
LAMPIRAN DOKUMEN HAKI.....	58
LAMPIRAN KORESPONDENSI	60

NASKAH JURNAL

Penerapan *Long Short Term Memory* Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang Pesawat dan Kargo di Bandara Soekarno-Hatta

Sigit Abdurahman¹, Eliyani²
Universitas Mercu Buana, Indonesia

Article Info

Article history:

Received, 24 Juni 2021
Revised, xxx xx xxxx
Accepted, xxx xx xxx

Kata Kunci:

Lalu Lintas Angkutan Udara
Long Short Term Memory
Penumpang, Kargo
Prediksi
Deep Learning.

ABSTRAK

Masa pandemi covid-19 memberikan dampak yang cukup besar bagi dunia penerbangan khususnya di Bandara Soekarno-Hatta, Indonesia. Berdasarkan data yang didapatkan dari aplikasi pelaporan harian di Direktorat Angkutan Udara, arus penumpang dan kargo di Bandara Soekarno-Hatta cenderung fluktuatif di masa pandemi covid-19 ini. Maka dari itu diperlukanlah suatu prediksi arus penumpang pesawat dan kargo di masa yang akan datang agar regulator atau pihak bandara memiliki kesiapan ketika terjadinya lonjakan penumpang. Pada penelitian ini dilakukan prediksi jumlah penumpang pesawat dan kargo di Bandara Soekarno-Hatta dengan menggunakan pemodelan *Long Short Term Memory*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan data dari Direktorat Angkutan Udara, dimana dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data penumpang pesawat domestik dan internasional berjadwal, baik itu kedatangan ataupun keberangkatan di Bandara Soekarno-Hatta dengan periode waktu Januari 2019 hingga Desember 2020. Hasil penelitian ini menunjukkan model *Long Short Term Memory* (LSTM) menunjukkan hasil yang baik dalam melakukan prediksi dengan skenario 90% data *training* dan 10% data *testing*, dengan menghasilkan ketepatan prediksi dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 12.184 pada data *training* dan 12,402 pada data *testing*. Sedangkan untuk skenario dengan 80% data *training* dan 20% data *testing* menghasilkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 12.781 pada data *training* dan 13.382 untuk data *testing*.

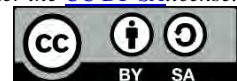
ABSTRACT

Keywords:

Air Transport Traffic
Long Short Term Memory
Passengers, Cargo
Predictions
Deep Learning.

The COVID-19 pandemic has had a considerable impact on the world of aviation, especially at Soekarno-Hatta Airport, Indonesia. Based on data obtained from the daily reporting application at the Directorate of Air Transport, the flow of passengers and cargo at Soekarno-Hatta Airport tends to fluctuate during this COVID-19 pandemic. Therefore, it is necessary to predict the flow of aircraft passengers and cargo in the future so that regulators or airports have readiness when there is a surge in passengers. In this study, predictions of the number of aircraft passengers and cargo at Soekarno-Hatta Airport were carried out using *Long Short Term Memory* modeling. The data used in this study is based on data from the Directorate of Air Transport, where the dataset used in this study is data on scheduled domestic and international aircraft passengers, both arrivals and departures at Soekarno-Hatta Airport with a period of January 2019 to December 2020. The results of the study This shows that the *Long Short Term Memory* (LSTM) model shows good results in making predictions with scenarios of 90% training data and 10% testing data, by producing prediction accuracy with a root mean squared error (RMSE) of 12,184 on training data and 12,402 on testing data. Meanwhile, the scenario with 80% training data and 20% test data resulted in a *Root Mean Square Error* (RMSE) value of 12.781 for training data and 13,382 for test data.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Eliyani,
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Mercu Buana,
Email: eliyani@mercubuana.ac.id

1. PENDAHULUAN

Pada masa pandemi covid-19 ini, industri transportasi penerbangan di Indonesia mengalami dampak yang cukup besar. Dampak tersebut membuat jumlah penumpang turun sebanyak 49% selama periode Januari hingga Juni 2020 [1]. Hal ini menyebabkan Bandar Udara diseluruh Indonesia mengalami penurunan secara signifikan. Masa pandemi covid-19 membuat *trend* jumlah penumpang menurun dan fluktuatif. Oleh karena itu perluantisipasi oleh regulator atau pihak bandara untuk mengatasi jumlah lonjakan penumpang di Bandar Udara Soekarno-Hatta pada waktu tertentu dimasa yang akan datang. Bandara Soekarno-Hatta dipilih sebagai studi kasus penelitian ini yaitu karena merupakan salah satu bandara terbesar dan sebagai bandara hub utama di Indonesia[2]. Maka dari itu diperlukan suatu prediksi untuk mengetahui trend arus penumpang dimasa yang akan datang.

Prediksi merupakan suatu langkah yang dapat dilakukan untuk mengetahui lonjakan jumlah penumpang di suatu bandara berdasarkan data yang dimiliki. Pada penelitian ini data penumpang pesawat dan kargo di Bandar Udara Soekarno-Hatta untuk penerbangan berjadwal akan dijadikan dataset untuk memprediksi jumlah penumpang pesawat, kargo, domestik dan internasional baik itu kedatangan ataupun keberangkatan dimasa yang akan datang dengan menggunakan metode *Long Short Term Memory*. Metode ini akan meramalkan jumlah penumpang pesawat dan kargo baik itu domestik dan internasional di kedatangan dan keberangkatan berdasarkan dataset dua tahun kebelakang.

Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk memprediksi jumlah penumpang pesawat dan kargo baik itu domestik maupun internasional kedatangan dan keberangkatan di Bandara Soekarno-Hatta menggunakan metode *Long Short Term Memory*. Dalam penelitian ini, penggunaan algoritma *Long Short Term Memory* dapat digunakan untuk menganalisa dan memprediksi tren arus penumpang di masa yang akan datang, dan dapat membantu bagi pimpinan di Direktorat Angkutan Udara atau stakeholder dan pengelola bandara untuk memahami tren evolusi arus penumpang secara tepat waktu dan mengalokasikan sumber daya layanan di Bandara secara wajar. Dengan perkembangan kecerdasan buatan dan munculnya big data, *intelligent computing*, dan metode *machine learning* secara bertahap dapat diterapkan pada berbagai skenario aplikasi dan mencapai hasil yang baik [3].

Adapun beberapa penelitian yang menggunakan arsitektur *Long Short Term Memory* yang menjadi rujukan dalam penelitian ini diantaranya dilakukan oleh H. Huang, T. Wang, J. Liu and S. Xie “*Predicting Urban Rail Traffic Passenger Flow Based on LSTM*” [4] Pada penelitian ini, dijelaskan bahwa penelitian membangun model LSTM untuk memprediksi jumlah penumpang pada urban rail transport di Kota Shanghai yang terdiri dari 19 *subway lines* dan 299 stasiun. Penelitian tersebut menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebagai alat ukur untuk membandingkan model LSTM dengan model lainnya yaitu Arima, SVM, dan Xgb. LSTM menunjukkan performansi yang tinggi dengan nilai RMSE dan MAPE yang rendah jika dibandingkan dengan model lainnya.

Peng Kaibei, Bai Wei dan Wu LiuYi Floranica [5] membahas tentang Prediksi Arus Penumpang di Stasiun Kereta Api berdasarkan metode *LSTM* yang ditingkatkan, hasilnya menunjukkan bahwa dari data yang diambil dari hari biasa dan akhir pekan, model memiliki akurasi prediksi yang tinggi baik di hari biasa maupun akhir pekan, dan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) berkurang 3% hingga 5% dibandingkan dengan prediksi lainnya. Adhitya E. P.[6] Memprediksi Jumlah Penggunaan Obat Enzim Pencernaan dengan menggunakan metode *LSTM*, dari hasil penelitian ini diketahui bahwa hasil ramalan yang terbaik berupa model LSTM dengan 500 epoch dan 1 *neuron* dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil adalah 12.733. Dari hasil tersebut dapat dianalisis bahwa untuk peramalan dataset yang ada, penggunaan model LSTM dengan ukuran epoch yang lebih besar dan jumlah *neuron* yang lebih kecil akan menghasilkan

tingkat akurasi yang lebih tinggi. Namun, jika epoch yang lebih besar digunakan, ini akan membutuhkan waktu pemrosesan yang lebih lama.

B. A. Aprian, Y. Azhar and V. R. S. Nastiti, "Prediksi Pendapatan Kargo Menggunakan Arsitektur *Long Short Term Memory*" [7] penelitian ini berisi mengenai prediksi pendapatan kargo pada CSC Tangerang City menggunakan arsitektur LSTM yang memiliki hasil pengujian terbaik berada pada komposisi data train 50% dan data test 50% dengan nilai RMSE sebesar 648466.19. Jumlah epoch yang diklaim paling optimal pada penelitian tersebut yaitu sebanyak 900 epoch dengan nilai data train *loss* pada model sebesar 0.015492.

Berdasarkan pemaparan masalah dan penelitian terkait, maka dalam permasalahan ini diperlukanlah pengolahan data yang dapat memprediksi jumlah penumpang pesawat dan jumlah kargo yang cenderung fluktuatif sehingga dapat membantu pengelola bandara dalam menganalisis dan mengambil keputusan untuk mengatasi peningkatan jumlah penumpang atau lonjakan jumlah penumpang dimasa yang akan datang, sehingga pihak bandara dapat mempersiapkan layanan yang baik. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, walaupun sekarang mengalami penurunan jumlah penumpang, namun bandara Soekarno-Hatta tetap memiliki jumlah penumpang paling banyak di antara bandara lain. Oleh karena itu prediksi jumlah penumpang harus dilakukan agar tidak terjadi *undercapacity* di masa yang akan datang.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *deep learning* untuk memprediksi jumlah penumpang pesawat dan jumlah kargo di Bandara Soekarno-Hatta dari periode Januari 2019 hingga Desember 2020. Dataset yang digunakan berupa data penerbangan berjadwal domestik dan internasional baik kedatangan ataupun keberangkatan. Terdapat beberapa algoritma *deep learning* yang dapat dikembangkan atau dikombinasikan untuk memprediksi suatu data [8]. Pada penelitian ini, metode yang digunakan yaitu *Long Short Term Memory*. Adapun tahapan-tahapan dalam pelaksanaan penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

a. Pengumpulan Data

Pada tahap penelitian ini, langkah pertama yang dilakukan adalah pengumpulan dataset. Dataset diperoleh dari database sisfoangud posko angkutan udara Kementerian Perhubungan Udara Direktorat Angkutan Udara. Data yang diambil merupakan data penumpang pesawat dan kargo untuk penerbangan berjadwal domestik dan internasional baik kedatangan ataupun keberangkatan dari tahun 2019 hingga 2021. Pada dataset tersebut terdapat atribut-atribut berupa *report_date*, tanggal, *event_id*, *airport_id*, *airport_name*, tujuan penerbangan, status_penerbangan, jumlah_kargo, jumlah_penumpang, dan jumlah_pesawat.

b. Analisa Struktur Data dan Penentuan

Pada tahap ini menentukan atribut sebagai inputan dalam prediksi data angkutan udara yang akan diolah sebagai bahan penelitian. Data inputan yang digunakan adalah kode *event_id* (tahun kegiatan penerbangan), kode *airport_id* (dimana kode *id_airport* 7

merupakan Bandara Soekarno-Hatta), tujuan penerbangan (domestik dan internasional), status penerbangan (kedatangan dan keberangkatan), jenis penerbangan_id (berjadwal), jumlah kargo, jumlah penumpang dan jumlah pesawat. Berikut contoh data yang akan digunakan sebagai inputan seperti pada gambar 2 dibawah ini:

event_id	airport_id	tujuan_pnbr	status_pnbr	jenis_pnbr_id	jml_krg	jml_pnp	jml_pswt
2019-03-01	1	7	domestik	kedatangan	2	141282	52469
2019-03-01	1	7	domestik	keberangkatan	2	321683	54761
2019-03-02	1	7	domestik	kedatangan	2	191492	48915
2019-03-02	1	7	domestik	keberangkatan	2	280716	48102
2019-03-03	1	7	domestik	kedatangan	2	136319	54546

Gambar 2. Contoh Data yang akan digunakan sebagai inputan

c. Data Pre- Processing

Tahapan *preprocessing* data merupakan tahapan untuk membersihkan data dari dataset yang didapat.[9] Tujuannya agar dataset yang akan diolah dan dianalisis tidak memiliki banyak *noise* sehingga akurasi dari penelitian akan akurat. Berikut tahapan *preprocessing* data yang dilakukan pada penelitian ini:

- *Cleaning*

Data *cleaning* merupakan proses pembersihan dataset.[10] Proses pembersihan data meliputi penghapusan karakter yang tidak perlu dan penghapusan duplikasi data agar dapat mempercepat proses analisis dan mendapatkan akurasi yang maksimum.

- *Normalization*

Perhitungan yang digunakan untuk normalisasi data adalah perhitungan *Min-Max Normalization* dikarenakan pada data asli terdapat nilai aktual minimum dan maksimum. *Min-Max normalization* merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antara data saat sebelum dan sesudah proses[11]. Hasil perhitungan *Min-Max Normalization* memiliki rentang nilai antara 0 dan 1. Pada perhitungan *Min-Max Normalization* dibutuhkan nilai minimum dan nilai maksimum dari data yang akan dinormalisasi. Nilai minimum dan nilai maksimum yang digunakan diambil berdasarkan data terkecil dan data terbesar yang sebelumnya tidak pernah dijangkau pada keseluruhan data. Berikut adalah perhitungan *Min-Max Normalization* yang dapat dilihat pada persamaan formula (1):

$$X_n = \frac{(X_0 - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad (1)$$

Keterangan:

- X_0 = Data yang akan dinormalisasikan
- X_n = Data setelah dinormalisasikan
- X_{max} = Nilai maksimum dari keseluruhan data
- X_{min} = Nilai minimum dari keseluruhan data

- *Attribute Removal*

Dataset yang sudah dikumpulkan dan sudah melalui tahapan data *cleaning* akan dilakukan *attribute removal* yang mana pada tahapan ini akan menghapus atribut yang tidak dibutuhkan. Hal ini dilakukan agar atribut pada dataset tidak terlalu banyak dan proses prediksi dan analisis akan semakin cepat dan akurat.

- *Labeling*

Setelah melalui proses data *cleaning* dan *attribute removal*, proses selanjutnya adalah *labelling*. Pada tahapan ini data akan diberi label dengan nilai [0.1].

Pengkodean label merupakan proses yang dilakukan untuk mengubah data dari suatu kategori yang dalam penelitian ini labelnya menjadi *numerik* sehingga kategori atau label dapat diproses dan dipahami oleh mesin. Proses pengkodean label dilakukan dengan menggunakan salah satu fungsi yang terdapat pada *library python* yaitu *sklearn label encoder*. [12]

- *Denormalization*

Denormalisasi data merupakan kebalikan dari normalisasi data. Jika normalisasi data digunakan untuk mengubah data dalam *range* tertentu, maka denormalisasi data digunakan untuk mengembalikan data tersebut menjadi data yang sebenarnya [13]. Berikut merupakan rumus *denormalization* yang dapat dilihat pada persamaan formula (2):

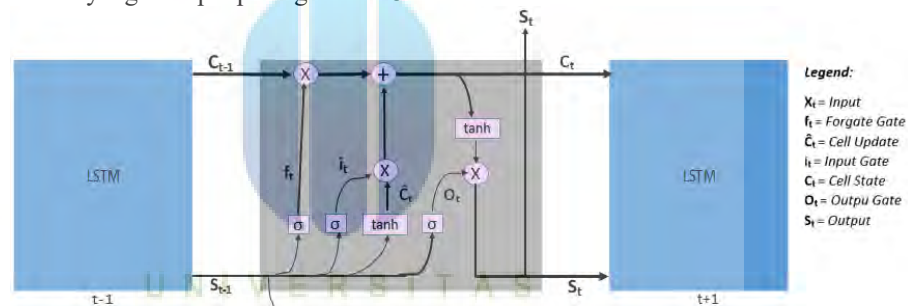
$$X_n = X_0 \cdot (X_{Max} - X_{min}) + X_{min} \quad (2)$$

Keterangan:

- X_0 = Data yang akan didenormalisasi
- X_n = Data setelah didenormalisasi
- X_{max} = Nilai maksimum dari keseluruhan data
- X_{min} = Nilai minimum dari keseluruhan data

d. Implementasi *Long Short Term Memory* (LSTM)

Dalam mengimplementasikan algoritma LSTM membutuhkan banyak lapisan (*layer*) untuk memproses data masukan (*input*) yang kemudian akan diproses dan di panggil secara berulang-ulang sehingga menghasilkan *output*. Berikut merupakan arsitektur LSTM yang terdapat pada gambar 3 dibawah ini:



Gambar 3. Arsitektur LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) termasuk jenis (*Recurrent Neural Network*) RNN. LSTM ini pertama kali dikenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 [14]. LSTM akan menyimpan informasi berdasarkan pola yang ditemukan dalam data [15]. Model LSTM terdiri dari satu set unik sel memori yang menggantikan *neuron* lapisan tersembunyi dari RNN [16]. adalah keadaan sel memori. Lapisan LSTM terbuat dari empat lapisan jaringan saraf yang berinteraksi dalam metode tertentu. Unit LSTM biasa melibatkan tiga bagian berbeda *Input gate*, *Output gate*, *Forget gate*. Tugas utama sel adalah mengenali nilai-nilai selama interval waktu acak dan tugas mengontrol aliran informasi ke dalam sel dan keluar dari dalamnya milik gerbang [17]. Pada setiap blok memori LSTM memiliki tiga pintu gerbang antara lain yaitu:

- 1) *Input gate*: Gerbang masukan mengontrol aliran aktivasi masukan ke dalam sel memori. Perhitungan *input gate* digunakan untuk mengontrol jumlah informasi yang harus disimpan dalam sel [18]. Pada persamaan formula (3) dan (4) merupakan perhitungan *input gate* dibutuhkan nilai data fitur yang telah dinormalisasi dan ditranspose, kemudian *bobot W*, *bobot U*, dan *bias*.

$$i_t = \sigma (U_i \cdot X_t + W_i \cdot H_{t-1} + B_i) \quad (3)$$

$$\hat{C}_t = \tanh (U_c \cdot X_t + W_c \cdot H_{t-1} + B_c) \quad (4)$$

Keterangan:

- i_t = *Input Gate Output*
- σ = *Aktivasi Sigmoid Biner*
- U_i, W_i, B_i = *Matrix bobot U , bobot W dan Bias pada *input gate*.*
- X_t = *Input fitur*
- H_{t-1} = *Hidden state sebelumnya (previous hidden state)*

- 2) *Output gate*: Perhitungan *output gate* digunakan untuk menentukan nilai *hidden state* dan *cell state* baru untuk digunakan pada step berikutnya. Proses perhitungan *output gate* membutuhkan nilai yang dihasilkan oleh proses *forget gate* dan *input gate*[18]. Setelah mendapatkan *output state*, langkah selanjutnya adalah menghitung *cell state* yang baru menggunakan nilai *cell state* sebelumnya, *forget state*, *input state* dan *intermediate cell state*. Berikut adalah perhitungan untuk *output gate* baru yang dapat dilihat pada persamaan formula (5):

$$O_t = \sigma(U_o \cdot x_t + W_o \cdot H_{t-1} + b_o) \quad (5)$$

Keterangan:

- O_t = *Output gate*
- σ = *Aktivasi Sigmoid Biner*
- U_o, W_o, b_o = *Matrix bobot U , bobot W dan Bias pada *output gate**
- x_t = *Input fitur.*
- H_{t-1} = *Hidden state sebelumnya (previous hidden state)*

Setelah mendapatkan *cell state* baru, langkah selanjutnya adalah menghitung *hidden state* yang baru menggunakan nilai *output state* dan *cell state* baru. Berikut adalah perhitungan untuk menentukan *hidden state* baru yang dapat dilihat pada persamaan formula (6)

$$H_t = O_t + \tanh(C_t) \quad (6)$$

Keterangan:

- H_t = *Nilai Hidden State baru*
- O_t = *Nilai Output Gate*
- C_t = *Cell State baru*
- \tanh = *Fungsi aktivasi \tanh*

- 3) *Forget gate*: *forget gate* digunakan untuk mengontrol nilai agar tetap di dalam sel memori atau tidak. Jika nilai yang dihasilkan *forget gate* semakin mendekati 1 maka nilai tersebut akan tetap disimpan di dalam sel memori, namun sebaliknya jika nilai yang dihasilkan *forget gate* semakin mendekati 0 maka nilai tersebut akan di buang dari sel memori[18]. Pada perhitungan *forget gate* dibutuhkan nilai data fitur yang telah dinormalisasi dan ditranspose, kemudian *bobot U* dan *bias*. Berikut adalah rumus untuk menghitung *forget gate* yang dapat dilihat pada persamaan formula (7):

$$f_t = \sigma(U_f \cdot X_t + w_f \cdot H_{t-1} + B_f)$$

$$\sigma = \frac{x}{1 + \exp(-x)} \quad (7)$$

Keterangan:

- f_t = *Forget Gate Output*
- σ = *Aktivasi Sigmoid Biner*
- U_f, w_f, B_f = *Matrix bobot U , bobot W dan Bias pada *forget gate*.*
- X_t = *Input fitur*
- H_{t-1} = *Hidden state sebelumnya (previous hidden state)*

- 4) *Cell states*: garis horizontal yang menghubungkan semua *output layer* pada LSTM. Setelah nilai *input gate* didapatkan langkah selanjutnya adalah menghitung *intermediate cell state*. Perhitungan ini terjadi dalam proses *input gate* yang mana bertujuan untuk mengupdate nilai *cell state*. Berikut perhitungan *cell state* menggunakan fungsi *sigmoid* yang dapat dilihat pada persamaan formula (8)

$$C_t = \sigma(f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \hat{C}_{t1}) \quad (8)$$

Keterangan:

- C_t = *Cell State* baru
- C_{t-1} = Nilai *Cell State* pada timestep sebelumnya
- f_1 = Nilai *Forget Gate* pada timestep pertama.
- i_i = Nilai *Input Gate* pada timestep pertama.
- $\sim C_{t1}$ = Nilai *intermediate cell state* atau *candidate cell state*.

- e. Proses Prediksi Jumlah Penumpang dan Kargo dengan LSTM

Pada tahap ini, algoritma ini menghasilkan informasi prediksi data jumlah penumpang dan kargo di tahun berikutnya berdasarkan dataset dua tahun kebelakang dengan memproses data masukkan (*input*) yang kemudian akan diproses secara berulang-ulang sehingga menghasilkan prediksi jumlah penumpang dan kargo sesuai data masukkan, hal ini bertujuan untuk membantu perusahaan atau pengelola bandara untuk merencanakan dan mengevaluasi lonjakan penumpang. Untuk LSTM model *training* dan *testing*, data yang digunakan sebagai data train dan test adalah data penumpang, pesawat, dan kargo di Bandar Udara Soekarno-Hatta dengan periode waktu dari Januari 2019 hingga Desember 2020. LSTM Model dijalankan menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan menjalankan beberapa skenario yang berbeda dengan detail sebagai berikut:

- 1) Skenario 1: 50% data train dan 50% data test
- 2) Skenario 2: 60% data train dan 40% data test
- 3) Skenario 3: 70% data train dan 30% data test
- 4) Skenario 4: 80% data train dan 20% data test
- 5) Skenario 5: 90% data train dan 10% data test

- f. *Evaluation RMSE*

Setelah dilakukan *training* data dan *testing* data menggunakan LSTM Model, maka akan dilakukan evaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur akurasi atau tingkat kesalahan terhadap data prediksi dengan menentukan akurasi berdasarkan kedekatan nilai prediksi yang dihasilkan dengan data aktual. *Root Mean Square Error* (RMSE) merupakan suatu perhitungan yang bertujuan untuk mengevaluasi hasil prediksi dan menentukan akurasi berdasarkan kedekatan nilai prediksi yang dihasilkan dengan data aktual atau data target[7]. Perhitungan ini membutuhkan data aktual dan hasil prediksi yang telah dinormalisasi.

3. HASIL DAN ANALISIS

Pada bagian ini menjelaskan hasil evaluasi dan analisis penelitian yang telah dilakukan. Bagian ini melakukan data *collection*, data *preprocessing*, evaluasi hasil perbandingan skenario pengujian seperti variasi data split test, dan variasi epoch.

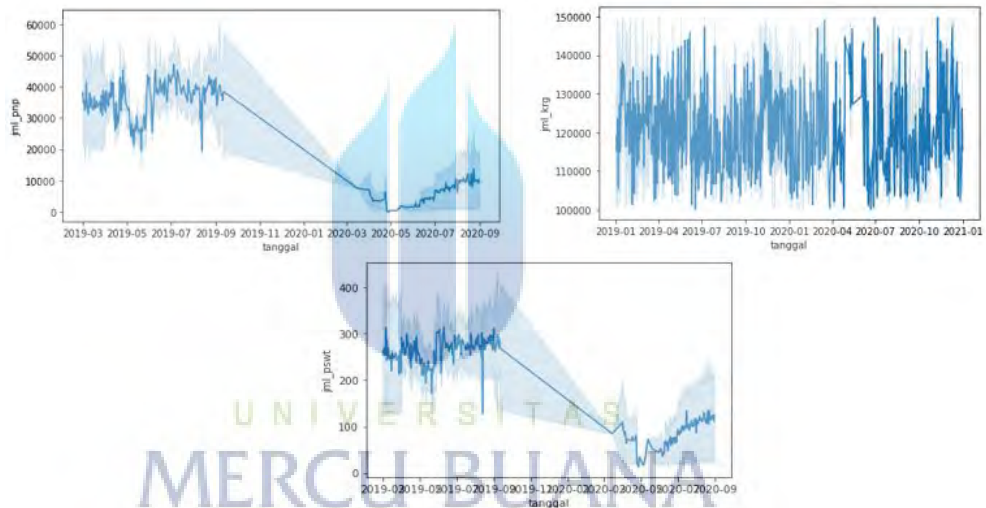
3.1. Data Collection

Tahapan yang pertama kali dilakukan adalah pengumpulan dataset yang didapatkan dari Direktorat Angkutan Udara. Data yang digunakan untuk dataset adalah data penerbangan domestik dan internasional meliputi keberangkatan dan kedatangan periode Januari 2019 hingga Desember 2020. Contoh data disajikan pada gambar 4 dibawah ini:

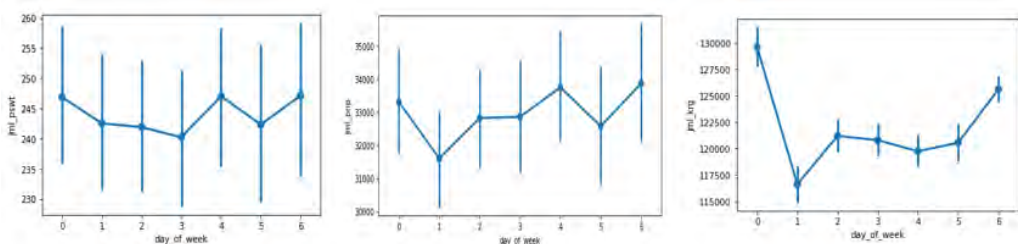
	id	report_date	event_id	airport_id	airport_nm	tujuan_pnbr	status_pnbr	jenis_pnbr_id	jml_krg	jml_pnp	jml_pswt	verifikasi_st	data_st
tanggal													
2019-03-01	564	4/11/2020 17:47	1	7	Soekarno - Hatta	domestik	kedatangan	2	141282	52469	398	1	final
2019-03-01	565	4/11/2020 17:47	1	7	Soekarno - Hatta	domestik	keberangkatan	2	321683	54761	384	1	final
2019-03-02	566	4/11/2020 17:48	1	7	Soekarno - Hatta	domestik	kedatangan	2	191492	48915	388	1	final
2019-03-02	567	4/11/2020 17:48	1	7	Soekarno - Hatta	domestik	keberangkatan	2	280716	48102	372	1	final
2019-03-03	568	4/11/2020 18:40	1	7	Soekarno - Hatta	domestik	kedatangan	2	136319	54546	417	1	final

Gambar 4. Contoh Data Collection

Pada gambar diatas, terdapat beberapa atribut yang ada pada dataset ini yaitu tanggal, *report_date* yaitu merupakan tanggal pelaporan dari setiap bandara, *event_id* merupakan tahun kegiatan penerbangan, *airport_id* merupakan id dari setiap bandara, *airport_name*, tujuan penerbangan yaitu penerbangan domestik atau internasional, *status_penerbangan* yaitu merupakan penerbangan keberangkatan atau kedatangan, *jenis_penerbangan_id* menunjukkan penerbangan regular (berjadwal), jumlah kargo, jumlah penumpang, jumlah pesawat dan data status (menunjukkan data pelaporan final). Nilai dari sample dataset dalam bentuk grafik dapat dilihat pada gambar 5 dan gambar 6 dibawah ini:



Gambar 5. Analisa Grafik Dari Dataset Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo per tanggal



Gambar 6. Analisa Grafik Dari Dataset Jumlah Penumpang, Pesawat dan Kargo per Hari dalam Satu Minggu

Dari gambar 5 dan 6 diatas merupakan tahapan analisa dari dataset yang didapatkan pada penelitian ini. Dapat dilihat dari grafik di atas menunjukkan bahwa data dari jumlah penumpang, pesawat dan kargo mengalami penurunan pada saat pandemi covid-19 ini.

3.2. Data Preprocessing

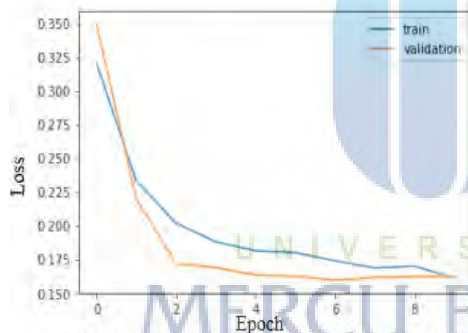
Setelah dilakukan pengumpulan data, tahapan selanjutnya adalah data *preprocessing*. Pada tahapan ini akan melakukan beberapa proses untuk membersihkan dataset yang terdiri dari penghapusan atribut yang tidak dibutuhkan, pemberian label pada atribut serta melakukan *convert* data berupa *String* menjadi berbentuk *numerical* untuk keperluan proses *preprocessing*. Dataset yang sudah melewati proses data *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 7 dibawah ini:

event_id	airport_id	tujuan_pnbr	status_pnbr	jenis_pnbr_id	jml_krg	jml_pnp	jml_pswt
2019-03-01	1.0	7.0	0.0	1.0	2.0	141282.0	52469.0
2019-03-03	1.0	7.0	0.0	1.0	2.0	136319.0	54546.0
2019-03-04	1.0	7.0	0.0	1.0	2.0	124686.0	47118.0
2019-03-08	1.0	7.0	0.0	1.0	2.0	137808.0	27961.0
2019-03-08	1.0	7.0	0.0	1.0	2.0	137808.0	27961.0

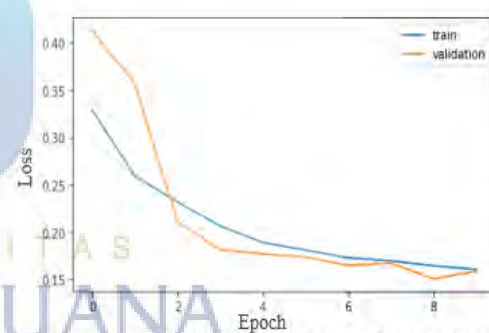
Gambar 7. Hasil Dataset Setelah Tahap Proses *Labelling*

3.3. Evaluation

Pada tahap ini dilakukan *training* menggunakan LSTM model pada dataset jumlah penumpang, pesawat dan kargo di Bandar Udara Soekarno-Hatta dengan menggunakan 10 epoch. Hasil perbandingan data train dengan data test *validation* untuk skenario data train 90 % dan data test 10 % dapat dilihat pada gambar 8 dan skenario data train 80% dan data test 20 % dapat dilihat pada gambar 9:



Gambar.8 Perbandingan data train dan data test validation dengan skenario 90:10



Gambar.9 Perbandingan data train dan data test validation dengan skenario 80:20

Pada penelitian ini, untuk pengukuran akurasi prediksi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) pada beberapa skenario menghasilkan data seperti pada tabel I berikut:

Tabel I. Perbandingan komposisi data split test

Split Test	Epoch	RMSE Train	RMSE Test
90:10	10	12.184	12.402
80:20	10	12.781	13.382
70:30	10	13.057	13.431
60:40	10	13.574	13.594
50:50	10	13.351	13.732

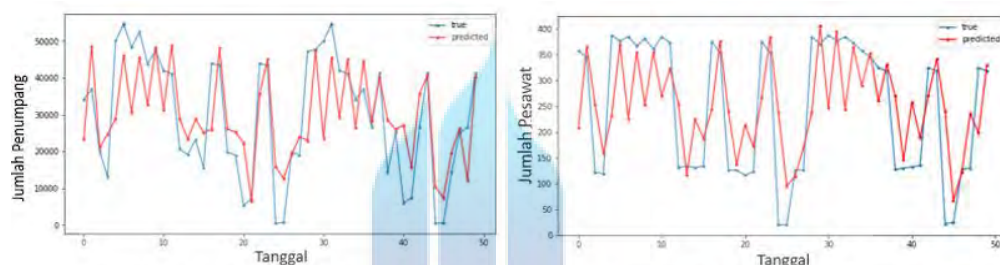
Tabel I. menghasilkan perbandingan data *split test* dengan menggunakan perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE) dengan jumlah data train 3600 dan data test 400 dimana *epoch* yang dipakai adalah 10 *epoch*. Akurasi terbaiknya data train set 90% dan test set 10% dengan hasil 12.184 untuk data *training* dan 12.402 untuk data *testing*.

Tabel II. Kombinasi Parameter Jumlah Epoch

Split Test	Epoch	RMSE Train	RMSE Test
90:10	10	12.184	12.402
80:20	20	13.334	14.015
70:30	30	13.533	14.241
60:40	40	14.574	14.381
50:50	50	14.371	14.283

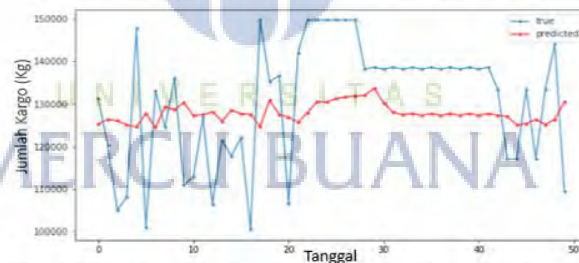
Tabel II. kombinasi perbandingan jumlah epoch dengan menggunakan perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE). Menunjukkan bahwa 10 epoch menghasilkan nilai yang lebih optimal dengan data train set 90% dan test set 10% dengan hasil 12.184 untuk data *training* dan 12.402 untuk data *testing*.

Hasil prediksi dari LSTM model untuk data penumpang, pesawat dan kargo menghasilkan grafik prediksi, dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar.10 Grafik perbandingan prediksi dan data aktual Jumlah Penumpang

Gambar.11 Grafik perbandingan prediksi dan data aktual Jumlah Pesawat



Gambar.12 Grafik perbandingan prediksi dan data aktual Jumlah Kargo

Selanjutnya setelah diketahui nilai *error* yang didapatkan dari perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE) tahap selanjutnya yaitu menampilkan data grafik hasil prediksi. Dapat dilihat gambar dari grafik di atas, menampilkan jumlah perbandingan hasil prediksi yang ditunjukkan oleh garis berwarna merah dan data aktual yang di tunjukan oleh garis berwarna biru. Untuk trend pergerakan penumpang, pesawat dan kargo tidak ada kenaikan atau penurunan yang signifikan dibandingkan tahun sebelumnya.

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini berhasil di lakukan prediksi jumlah pergerakan penumpang pesawat dan kargo di Bandara Internasional Soekarno-Hatta, dengan melakukan tahapan proses penumpulan dataset. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu penerbangan berjadwal domestik dan internasional baik itu kedatangan ataupun keberangkatan. Kemudian melakukan *preprocessing* mengubah transformasi data, lalu memvalidasi dengan uji *split test* data *training* dan *testing*, setelah itu pembuatan model LSTM. Disimpulkan bahwa, LSTM model ini memiliki akurasi yang baik ketika komposisi data train dan data test 90:10 dengan menghasilkan nilai *Root Mean Square Error* (RSME) sebesar 12.184 pada data *training* dan 12,402 pada data *testing*. Variasi epoch yang digunakan dalam proses analisis data prediksi ini yaitu proses paling baik dengan 10 kali proses

epoch. Hal ini karena jumlah 10 epoch memiliki tingkat *error* yang paling rendah dibandingkan dengan yang lain.

REFERENSI

- [1] “Badan Pusat Statistik, ‘Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara Utama (Orang), 2020,’ 2020. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/indicator/17/66/2/jumlah-penumpang-pesawat-di-bandara-utama.html>. [Accessed 10 June 2021].,” no. June, p. 6, 2021.
- [2] Fitria, “Prediksi Lalu-Lintas Penumpang Bandar Udara Soekarno-Hatta Dengan Teknik Time-Series Trend Forecasting,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.
- [3] H. Sulastri and A. I. Gufroni, “Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Penderita Thalassaemia,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 299–305, 2017, doi: 10.25077/teknosi.v3i2.2017.299-305.
- [4] H. Huang, T. Wang, J. Liu, and S. Xie, “Predicting urban rail traffic passenger flow based on LSTM,” *Proc. 2019 IEEE 3rd Inf. Technol. Networking, Electron. Autom. Control Conf. ITNEC 2019*, no. Itnc, pp. 616–620, 2019, doi: 10.1109/ITNEC.2019.8729419.
- [5] K. Peng, W. Bai, and L. Y. Wu, “Passenger flow forecast of railway station based on improved LSTM,” *Proc. - 2020 2nd Int. Conf. Adv. Comput. Technol. Inf. Sci. Commun. CTISC 2020*, pp. 166–170, 2020, doi: 10.1109/CTISC49998.2020.00033.
- [6] A. E. Permanasari, A. M. Zaky, S. Fauziati, and I. Fitriana, “Predicting the amount of digestive enzymes medicine usage with LSTM,” *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 8, no. 5, pp. 1845–1849, 2018, doi: 10.18517/ijaseit.8.5.6511.
- [7] B. A. Aprian, Y. Azhar, and V. R. S. Nastiti, “Prediksi Pendapatan Kargo Menggunakan Arsitektur Long Short Term Memory,” vol. 6, no. 2, pp. 148–157, 2020.
- [8] L. Wiranda and M. Sadikin, “Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019.
- [9] V. K. Ayyadevara, “Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network,” *Pro Mach. Learn. Algorithms*, pp. 217–257, 2018, doi: 10.1007/978-1-4842-3564-5_10.
- [10] I. Nurhaida *et al.*, “Implementation of Deep Learning Predictor (LSTM) Algorithm for Human Mobility Prediction,” *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, vol. 14, no. 18, pp. 132–144, 2020, doi: 10.3991/ijim.v14i18.16867.
- [11] D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, “Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN,” *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, p. 78, 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11458.
- [12] F. A. Nugraha, N. H. Harani, R. Habibi, and R. N. S. Fatonah, “Sentiment Analysis on Social Distancing and Physical Distancing on Twitter Social Media using Recurrent Neural Network (RNN) Algorithm,” *J. Online Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 195–204, 2020, doi: 10.15575/join.
- [13] R. S. F. Ferraz, R. S. F. Ferraz, L. F. S. Azeredo, and B. A. de Souza, “Data Preprocessing for Load Forecasting using Artificial Neural Network,” pp. 1–6, 2021, doi: 10.48011/sbse.v1i1.2459.
- [14] A. G. Salman, Y. Heryadi, E. Abdurahman, and W. Suparta, “Weather forecasting using merged Long Short-Term Memory Model (LSTM) and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model,” *J. Comput. Sci.*, vol. 14, no. 7, pp. 930–938, 2018, doi: 10.3844/jcssp.2018.930.938.
- [15] K. Johan, J. C. Young, and S. Hansun, “LSTM - RNN Automotive Stock Price Prediction,” vol. 8, no. 09, September 2019.
- [16] J. Qiu, B. Wang, and C. Zhou, “Forecasting stock prices with long-short term memory neural network based on attention mechanism,” *PLoS One*, vol. 15, no. 1, pp. 1–15, 2020, doi: 10.1371/journal.pone.0227222.
- [17] M. Nabipour, P. Nayyeri, H. Jabani, S. Shahab, and A. Mosavi, “Predicting Stock Market Trends Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms Via Continuous and Binary Data; A Comparative Analysis,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 150199–150212, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3015966.
- [18] Y. Liu, Y. Qin, J. Guo, C. Cai, Y. Wang, and L. Jia, “Short-term forecasting of rail transit passenger flow based on long short-term memory neural network,” *2018 Int. Conf. Intell. Rail Transp. ICIRT 2018*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/ICIRT.2018.8641683.

KERTAS KERJA

Ringkasan

Hasil dari penulisan laporan ini adalah berupa informasi prediksi jumlah penumpang, pesawat dan kargo di masa yang akan datang di Bandara Soekarno-Hatta dengan menggunakan metode *Long Short Term Memory*. Penelitian ini bertujuan untuk membantu bagi pengelola bandara/stakeholder maupun pimpinan di Direktorat Angkutan Udara dalam mengevaluasi dan mengambil keputusan untuk mengatasi peningkatan atau lonjakan jumlah penumpang di masa yang akan datang. Metode penelitian ini meliputi beberapa tahapan yaitu proses pengumpulan data, dimana data diambil dari database sisfoangud posko angkutan udara dari bulan Januari 2019 s.d Desember 2020, data ini diperoleh dari 50 Bandara yang melaporkan setiap harinya melalui aplikasi posko Angkutan Udara. Tahapan selanjutnya yaitu analisa struktur data dan penentuan, tahapan ini menentukan atribut sebagai inputan dalam memprediksi jumlah penumpang pesawat dan kargo. Tahap selanjutnya data *pre-processing*, pemrosesan data dimana dataset tersebut diolah dengan memanfaatkan beberapa library *python*. Pada tahapan data *pre-processing* ini meliputi data *cleaning*, dan data *transformation*. Setelah tahapan data *preprocessing* langkah selanjutnya implementasi dan pembangunan model algoritma *long short term memory* dengan *python*. Setelah pembangunan model algoritma *long short term memory*, data dibagi kedalam data *training* dan data *testing* yang nantinya akan diuji coba untuk menghasilkan berupa output prediksi, *Output* ini menghasilkan prediksi terhadap jumlah penumpang pesawat dan jumlah kargo di Bandara Soekarno-Hatta pada waktu tertentu di masa yang akan datang. Selanjutnya evaluasi dengan RMSE (*Root Mean Absolute Squared Error*) merupakan suatu perhitungan yang bertujuan untuk mengevaluasi hasil prediksi dan menentukan akurasi berdasarkan kedekatan nilai prediksi yang dihasilkan dengan data aktual atau data target. Dari hasil penelitian ini menunjukkan model *Long Short Term Memory* (LSTM) menunjukkan hasil yang baik dalam melakukan prediksi dengan skenario 90% data *training* dan 10% data *testing*, dengan menghasilkan ketepatan prediksi dengan nilai *root mean squared error* (RMSE) sebesar 12.184 pada data *training* dan 12,402 pada data *testing*.