

**ANALISIS PERBANDINGAN FORECASTING DATA EMISI KARBON
ANTARA METODE LONG SHORT-TERM MEMORY DENGAN
FBPROPHET**

(Skripsi)

Oleh

STEVEN ARYA DIJAYA



**JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2023

ABSTRAK

ANALISIS PERBANDINGAN FORECASTING DATA EMISI KARBON ANTARA METODE LONG SHORT-TERM MEMORY DENGAN FBPROPHET

Oleh

STEVEN ARYA DIJAYA

Emisi karbon yang terutama disebabkan oleh aktivitas manusia seperti industri, transportasi, dan produksi energi sangat berdampak signifikan terhadap pemanasan global dan perubahan iklim. *Forecasting* adalah seni dan ilmu memprediksi kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan mengambil data historis dan memproyeksikannya ke masa depan. Analisis korelasi adalah metode statistik yang digunakan untuk menentukan besaran yang menentukan seberapa kuat hubungan suatu variabel dengan variabel lain tanpa mempertanyakan apakah suatu variabel tertentu bergantung pada variabel lain. Berdasarkan permasalahan, maka diterapkan *forecasting* data emisi karbon pada *eddy station* dengan ketinggian 1 meter dan 7 meter yang terletak di belakang gedung laboratorium Teknik elektro Universitas Lampung menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan FBProphet. Lalu diterapkan evaluasi metrik dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absoluter Error* (MAE), dan *R-squared* (R^2) untuk mengevaluasi model berjalan dengan baik atau tidak. Setelah itu dilakukan validasi data dengan menggunakan korelasi pearson dari data *forecasting* metode LSTM dan FBProphet dengan data aktual selama 7 hari kedepan.

Kata kunci: Emisi Karbon, *Forecasting*, Long Short-Term Memory, FBProphet, Korelasi Pearson

ABSTRACT

COMPARATIVE ANALYSIS OF FORECASTING CARBON EMISSION DATA BETWEEN LONG SHORT-TERM MEMORY METHOD AND FBPROPHET

By

STEVEN ARYA DIJAYA

Carbon emissions caused mainly by human activities such as industry, transportation, and energy production have a significant impact on global warming and climate change. Forecasting is the art and science of predicting future events. This can be done by taking historical data and projecting it into the future. Correlation analysis is a statistical method used to determine quantities that determine how strongly a variable is related to other variables without questioning whether a particular variable depends on other variables. Based on the problem, forecasting carbon emission data was applied at the eddy station with a height of 1 meter and 7 meters located behind the electrical engineering laboratory building of the University of Lampung using the Long Short-Term Memory (LSTM) and FBProphet methods. Then metric evaluation is applied using Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and R-squared (R²) to evaluate whether the model is running well or not. After that, data validation was carried out using Pearson correlation from LSTM and FBProphet method forecasting data with actual data for the next 7 days.

Keywords: Carbon Emissions, Forecasting, Long Short-Term Memory, FBProphet, Pearson Correlation

**ANALISIS PERBANDINGAN FORECASTING DATA EMISI KARBON
ANTARA METODE LONG SHORT-TERM MEMORY DENGAN
FBPROPHET**

Oleh

STEVEN ARYA DIJAYA

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar
SARJANA TEKNIK**

Pada

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknik Universitas Lampung**



**FAKULTAS TEKNIK
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
UNIVERSITAS LAMPUNG
2023**

Judul Skripsi : **ANALISI PERBANDINGAN FORECASTING
DATA EMISI KARBON ANTARA METODE
LONG SHORT-TERM MEMORY DENGAN
FBPROPHET**

Nama Mahasiswa : **Steven Arya Dijaya**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1855031003**

Jurusan : **Teknik Elektro**

Fakultas : **Teknik**

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

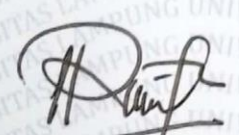

Dr. Ing. Ardian Ulvan, S.T., M.Sc.
NIP. 19731128 199903 1 005

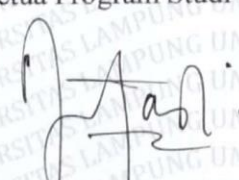

Aryanto, S.T., M.T.
NIP. 19900621 21201903 1 001

2. Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Elektro

Ketua Program Studi Teknik Elektro


Herlinawati, S.T., M.T.
NIP. 19710314 199903 2 001

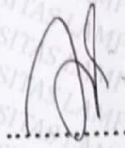

Sumadi, S.T., M.T.
NIP. 19731104 200003 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

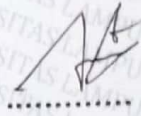
Ketua

: Dr. Ing. Ardian Ulvan, S.T., M.Sc.



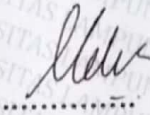
Sekretaris

: Aryanto, S.T., M.T.



Penguji

: Dr. Ing. Melvi, S.T., M.T.



2. Dekan Fakultas Teknik

Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc. }

NIP. 19750928 200112 1 002



Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 22 Desember 2023

SURAT PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Steven Arya Dijaya

NPM : 1855031003

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah dilakukan orang lain dan sepanjang sepengetahuan saya tidak terdapat atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini sebagaimana yang disebutkan dalam daftar pustaka. Selain itu, saya menyatakan pula bahwa skripsi ini dibuat oleh saya sendiri.

Apabila pernyataan saya tidak benar, maka saya bersedia dikenai sangsi sesuai dengan hukum yang berlaku.

Bandar Lampung, 22 Desember 2023



Steven Arya Dijaya
NPM. 1855031003

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandarlampung pada tanggal 5 Mei 2000. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara dari pasangan Bapak Bambang Sumitro dan Ibu Lenny Wijaya. Penulis memulai pendidikan di SD Fransiskus 1 Bandarlampung pada tahun 2006 hingga 2012, SMP Fransiskus 1 Bandarlampung pada tahun 2012 hingga 2015, dan SMA Fransiskus 1 Bandarlampung pada tahun 2015 hingga 2018. Penulis menjadi mahasiswa Jurusan Teknik Elektro, Universitas Lampung pada tahun 2018 melalui jalur SMMPTN. Selama menjadi mahasiswa penulis pernah tergabung dalam lembaga kemahasiswaan yang ada di Jurusan Teknik Elektro (HIMATRO). Selain itu, penulis juga mengikuti kegiatan Merdeka Belajar Kampus Merdeka pada tahun 2022 yang berfokus pada *Front-end Engineering* Ruangguru.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Alhamdulillah, Atas Izin Allah yang Maha Kuasa

KUPERSEMBAHKAN KARYA INI UNTUK

Ayah dan Ibu Tercinta

Bambang Sumitro dan Lenny Wijaya

Kakak Tersayang

Nenden Tresna Nursari

Keluarga Besar, Dosen, Teman dan Almamater



MOTTO

“Hidup itu terkadang rumit, namun serumit apa pun kehidupan ini tetap harus kita jalani, karena Tuhan punya rencana di balik semua ini”

(Jefri Al Buchori)

"Jangan bersedih atas apa yang telah berlalu kecuali kau tahu itu bisa membuatmu bekerja lebih keras untuk apa yang akan datang."

(Umar Bin Kahttab)

SANWACANA

Segala puji bagi Allah SWT, atas limpahan nikmat-Nya yang diberikan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini. Shalawat dan salam senantiasa dicurahkan kepada Nabi Muhammad saw. suri teladan yang mampu membuka sesuatu yang terkunci, penutup dari semua yang terdahulu, penolong kebenaran dengan jalan yang benar, dan petunjuk kepada jalan-Mu yang lurus.

Tugas Akhir dengan judul “Analisis Perbandingan Forecasting Data Emisi Karbon Antara Metode Long Short-Term Memory Dengan FBProphet” ini merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung.

Pada kesempatan ini, penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., I.P.M. selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Lampung.
3. Ibu Herlinawati, S.T., M.T. selaku Kepala Jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung.
4. Bapak Meizano Ardhi Muhammad, S.T., M.T. selaku Sekretaris Jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung.
5. Ibu Dr.Eng. Nining Purwasih, S.T., M.T. selaku Kepala Prodi Teknik Elektro Universitas Lampung.

6. Bapak Dr. Ing. Ardian Ulvan, S.T., M.Sc. selaku dosen pembimbing utama yang telah memberikan bimbingan rutin, motivasi dan arahan kepada penulis dengan baik.
7. Bapak Aryanto, S.T., M.T. selaku pembimbing pendamping yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan nilai-nilai kehidupan kepada penulis dengan baik.
8. Ibu Dr. Ing. Melvi, S.T., M.T. selaku dosen penguji yang telah memberikan masukan, kritik, dan saran yang membangun kepada penulis.
9. Ibu Yetti Yuniati, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing akademik (PA) yang telah memberikan nasihat, arahan, dan bimbingan bagi penulis dalam mempersiapkan diri menjadi seorang Sarjana Teknik.
10. Segenap Dosen di Jurusan Teknik Elektro yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat, wawasan, dan pengalaman bagi penulis
11. Segenap Staff di Jurusan Teknik Elektro dan Fakultas Teknik yang telah membantu penulis baik dalam hal administrasi dan hal-hal lainnya.
12. Rekan-rekan mahasiswa Teknik Elektro Universitas Lampung Angkatan 2018 (ELTICS 2018) yang telah banyak memberi dukungan moril untuk saya.
13. Sahabat seperjuangan raja, ezza, adit, pian, doyog, erik, ucok, dan edo yang telah banyak membantu, memberikan semangat, pengalaman, cerita, suka dan duka, nasehat dan saran.
14. Semua pihak yang telah membantu selama pelaksanaan skripsi dan penyusunan laporan namun tidak dapat disebutkan satu persatu

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi

ini. Penulis mengharapkan kritik dan saran konstruktif dari semua pihak demi kemajuan bersama. Penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua.

Bandar Lampung, 22 Desember 2023

Steven Arya Dijaya
NPM 1855031003

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK.....	ii
ABSTRACT.....	iii
HALAMAN JUDUL	iv
LEMBAR PERSETUJUAN.....	v
LEMBAR MENGESAHKAN.....	vi
SURAT PERNYATAAN.....	vii
RIWAYAT HIDUP	viii
MOTTO.....	iiix
SANWACANA.....	xi
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xix
DAFTAR TABEL.....	xxiii
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Perumusan Masalah	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
1.6 Hipotesis.....	3
1.7 Sistematika Penulisan.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Penelitian Terdahulu	5
2.2 Emisi Karbon.....	6

2.3	Google Colaboratory.....	7
2.4	Visual Studio Code (VS Code)	8
2.5	Long Short-Term Memory (LSTM).....	9
2.6	FaceBook Prophet (FBProphet).....	11
2.7	Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)	12
2.8	Root Mean Square Error (RMSE).....	13
2.9	Mean Absolute Error (MAE).....	13
2.10	R-Squared (R^2).....	14
2.11	Python	14
2.12	Statistical Package for the Social Sciences (SPSS).....	15
2.13	Korelasi Pearson	16
2.14	Korelasi Spearman	17
III.	METODE PENELITIAN	19
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian.....	19
3.2	Alat dan Bahan Penelitian.....	20
3.3	Prosedur Penelitian.....	20
3.4	Diagram Alir <i>Forecasting</i> dan Korelasi	21
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN.....	24
4.1	Langkah-Langkah <i>Forecasting</i> LSTM.....	24
4.2	Langkah-Langkah <i>Forecasting</i> FBProphet	29
4.3	Hasil <i>Forecasting</i> LSTM.....	30
4.3.1	Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 1 Meter..	30
4.3.2	Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 7 Meter	31
4.3.3	Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 1 Meter	31
4.3.4	Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 7 Meter	32

4.3.5 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Altitude</i> Ketinggian 1 Meter	33
4.3.6 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Altitude</i> Ketinggian 7 Meter	33
4.3.7 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Humidity</i> Ketinggian 1 Meter	34
4.3.8 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Humidity</i> Ketinggian 7 Meter	35
4.3.9 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Temperature</i> Ketinggian 1 Meter	35
4.3.10 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Temperature</i> Ketinggian 7 Meter	36
4.3.11 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor CO2 Ketinggian 1 Meter	37
4.3.12 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor CO2 Ketinggian 7 Meter	37
4.3.13 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor CH4 Ketinggian 7 Meter	38
4.3.14 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 H2O Ketinggian 1 Meter	39
4.3.15 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 H2O Ketinggian 7 Meter	39
4.3.16 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Temperature</i> Ketinggian 1 Meter	40
4.3.17 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Temperature</i> Ketinggian 7 Meter	41
4.3.18 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Humidity</i> Ketinggian 1 Meter	41
4.3.19 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Humidity</i> Ketinggian 7 Meter	42
4.3.20 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Heat</i> Ketinggian 1 Meter	43
4.3.21 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Heat</i> Ketinggian 7 Meter	43
4.4 Hasil <i>Forecasting</i> FBProphet	44
4.4.1 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Pressure</i> Ketinggian 1 Meter	44
4.4.2 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Pressure</i> Ketinggian 7 Meter	46
4.4.3 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Temperature</i> Ketinggian 1 Meter	47
4.4.4 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Temperature</i> Ketinggian 7 Meter	49
4.4.5 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Altitude</i> Ketinggian 1 Meter	50
4.4.6 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor BMP388 <i>Altitude</i> Ketinggian 7 Meter	52

4.4.7 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Humidity</i> Ketinggian 1 Meter.....	53
4.4.8 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Humidity</i> Ketinggian 7 Meter.....	55
4.4.9 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Temperature</i> Ketinggian 1 Meter.....	56
4 4.10 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 <i>Temperature</i> Ketinggian 7 Meter.....	58
4.4.11 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor CO2 Ketinggian 1 Meter.....	59
4.4.12 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor CO2 Ketinggian 7 Meter.....	61
4.4.13 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor CH4 Ketinggian 7 Meter.....	62
4.4.14 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 H2O Ketinggian 1 Meter.....	64
4.4.15 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor SHT85 H2O Ketinggian 7 Meter.....	65
4 4.16 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Temperature</i> Ketinggian 1 Meter.....	67
4 4.17 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Temperature</i> Ketinggian 7 Meter.....	68
4.4.18 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Humidity</i> Ketinggian 1 Meter	70
4.4.19 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Humidity</i> Ketinggian 7 Meter	71
4.4.20 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Heat</i> Ketinggian 1 Meter	73
4.4.21 Hasil <i>Forecasting</i> Sensor DHT22 <i>Heat</i> Ketinggian 7 Meter	74
4.5 Perbandingan Evaluasi Metriks LSTM Dan FBProphet	75
4.5.1 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor BMP388 <i>Pressure</i>	76
4.5.2 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor BMP388 <i>Temperature</i>	76
4.5.3 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor BMP388 <i>Altitude</i>	77
4.5.4 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor SHT85 <i>Humidity</i>	77
4.5.5 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor SHT85 <i>Temperature</i>	78
4.5.6 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor CO2	78
4.5.7 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor CH4	79
4.5.8 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor SHT85 H2O.....	79
4.5.9 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor DHT22 <i>Temperature</i> ...	80
4.5.10 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor DHT22 <i>Humidity</i>	

4.5.11 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor DHT22 <i>Heat</i>	81
4.6 Hasil Korelasi Pearson Antara Data Prediksi dan Data Aktual 7 Hari Kedepan	81
4.6.1 Hasil Korelasi Pearson Sensor BMP388 <i>Pressure</i>	82
4.6.2 Hasil Korelasi Pearson Sensor SHT85 <i>Humidity</i>	83
4.6.3 Hasil Korelasi Pearson Sensor CO2.....	84
4.6.4 Hasil Korelasi Pearson Sensor SHT85 H2O	85
V. KESIMPULAN.....	86
5.1 Kesimpulan	86
5.2 Saran	87
DAFTAR PUSTAKA	88

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2. 1 Google Colaboratory.....	8
Gambar 2. 2 Visual Studio Code.....	9
Gambar 2. 3 Struktur dari LSTM	9
Gambar 2. 4 Program SPSS	16
Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian	20
Gambar 3. 2 Diagram Alir Forecasting LSTM	21
Gambar 3. 3 Diagram Alir <i>Forecasting</i> FBProphet	22
Gambar 3. 4 Diagram Alir Korelasi Pearson	23
Gambar 4. 1 Runtime Pada Google Colaboratory	24
Gambar 4. 2 Dataset Untuk Forecasting	25
Gambar 4. 3 Pembagian Data Train dan Data Test	25
Gambar 4. 4 Normalisasi Data	26
Gambar 4. 5 Inisialisasi Timesteps.....	26
Gambar 4. 6 Inisialisasi Parameter Dan Pembuatan Model.....	27
Gambar 4. 7 Pelatihan Model LSTM.....	28
Gambar 4. 8 Evaluasi Metriks.....	28
Gambar 4. 9 Pembangunan Model FBProphet.....	29
Gambar 4. 10 Hasil Prediksi FBProphet.....	29
Gambar 4. 11 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 1 Meter	30
Gambar 4. 12 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 7 Meter	31
Gambar 4. 13 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 1 Meter	31
Gambar 4. 14 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 7 Meter	32
Gambar 4. 15 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Altitude Ketinggian 1 Meter.	33

Gambar 4. 16 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Altitude Ketinggian 7 Meter.	33
Gambar 4. 17 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Humidity Ketinggian 1 Meter .	34
Gambar 4. 18 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Humidity Ketinggian 7 Meter .	35
Gambar 4. 19 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Temperature Ketinggian 1 Meter	35
Gambar 4. 20 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Temperature Ketinggian 7 Meter	36
Gambar 4. 21 Hasil Forecasting Sensor CO2 Ketinggian 1 Meter	37
Gambar 4. 22 Hasil Forecasting Sensor CO2 Ketinggian 7 Meter	37
Gambar 4. 23 Hasil Forecasting Sensor CH4 Ketinggian 7 Meter.....	38
Gambar 4. 24 Hasil Forecasting Sensor SHT85 H2O Ketinggian 1 Meter	39
Gambar 4. 25 Hasil Forecasting Sensor SHT85 H2O Ketinggian 7 Meter	39
Gambar 4. 26 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Temperature Ketinggian 1 Meter	40
Gambar 4. 27 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Temperature Ketinggian 7 Meter	41
Gambar 4. 28 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Humidity Ketinggian 1 Meter.	41
Gambar 4. 29 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Humidity Ketinggian 7 Meter.	42
Gambar 4. 30 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Heat Ketinggian 1 Meter.....	43
Gambar 4. 31 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Heat Ketinggian 7 Meter.....	43
Gambar 4. 32 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 1 Meter (1).....	44
Gambar 4. 33 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 1 Meter (2).....	45
Gambar 4. 34 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 7 Meter (1).....	46
Gambar 4. 35 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Pressure Ketinggian 7 Meter (2).....	46
Gambar 4. 36 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 1 Meter (1).....	47
Gambar 4. 37 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 1 Meter (2).....	48

Gambar 4. 38 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 7 Meter (1).....	49
Gambar 4. 39 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Temperature Ketinggian 7 Meter (2).....	49
Gambar 4. 40 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Altitude Ketinggian 1 Meter (1)	50
Gambar 4. 41 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Altitude Ketinggian 1 Meter (2)	51
Gambar 4. 42 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Altitude Ketinggian 7 Meter (1)	52
Gambar 4. 43 Hasil Forecasting Sensor BMP388 Altitude Ketinggian 7 Meter (2)	52
Gambar 4. 44 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Humidity Ketinggian 1 Meter (1)	53
Gambar 4. 45 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Humidity Ketinggian 1 Meter (2)	54
Gambar 4. 46 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Humidity Ketinggian 7 Meter (1)	55
Gambar 4. 47 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Humidity Ketinggian 7 Meter (2)	55
Gambar 4. 48 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Temperature Ketinggian 1 Meter (1).....	56
Gambar 4. 49 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Temperature Ketinggian 1 Meter (2).....	57
Gambar 4. 50 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Temperature Ketinggian 7 Meter (1).....	58
Gambar 4. 51 Hasil Forecasting Sensor SHT85 Temperature Ketinggian 7 Meter (2).....	58
Gambar 4. 52 Hasil Forecasting Sensor CO2 Ketinggian 1 Meter (1).....	59
Gambar 4. 53 Hasil Forecasting Sensor CO2 Ketinggian 1 Meter (2).....	60
Gambar 4. 54 Hasil Forecasting Sensor CO2 Ketinggian 7 Meter (1).....	61
Gambar 4. 55 Hasil Forecasting Sensor CO2 Ketinggian 7 Meter (2).....	61

Gambar 4. 56 Hasil Forecasting Sensor CH4 Ketinggian 7 Meter (1).....	62
Gambar 4. 57 Hasil Forecasting Sensor CH4 Ketinggian 7 Meter (2).....	63
Gambar 4. 58 Hasil Forecasting Sensor SHT85 H2O Ketinggian 1 Meter (1)....	64
Gambar 4. 59 Hasil Forecasting Sensor SHT85 H2O Ketinggian 1 Meter (2)....	64
Gambar 4. 60 Hasil Forecasting Sensor SHT85 H2O Ketinggian 7 Meter (1)....	65
Gambar 4. 61 Hasil Forecasting Sensor SHT85 H2O Ketinggian 7 Meter (2)....	66
Gambar 4. 62 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Temperature Ketinggian 1 Meter (1).....	67
Gambar 4. 63 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Temperature 1 Meter (2).....	67
Gambar 4. 64 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Temperature Ketinggian 7 Meter (1).....	68
Gambar 4. 65 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Temperature 7 Meter (2).....	69
Gambar 4. 66 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Humidity Ketinggian 1 Meter (1)	70
Gambar 4. 67 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Humidity 1 Meter (2).....	70
Gambar 4. 68 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Humidity Ketinggian 7 Meter (1)	71
Gambar 4. 69 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Humidity 7 Meter (2).....	72
Gambar 4. 70 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Heat Ketinggian 1 Meter (1) ...	73
Gambar 4. 71 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Heat 1 Meter (2)	73
Gambar 4. 72 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Heat Ketinggian 7 Meter (1) ...	74
Gambar 4. 73 Hasil Forecasting Sensor DHT22 Heat 7 Meter (2)	75
Gambar 4. 74 Variabel Program SPSS	81

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3. 1 Waktu Penelitian.....	19
Tabel 3. 2 Alat dan bahan.....	20
Tabel 4. 1 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor BMP388 Pressure	76
Tabel 4. 2 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor BMP388 Temperature	76
Tabel 4. 3 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor BMP388 <i>Altitude</i>	77
Tabel 4. 4 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor SHT85 Humidity	77
Tabel 4. 5 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor SHT85 Temperature	78
Tabel 4. 6 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor CO2.....	78
Tabel 4. 7 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor CH4.....	79
Tabel 4. 8 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor SHT85 H2O	79
Tabel 4. 9 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor DHT22 Temperature.....	80
Tabel 4. 10 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor DHT22 Humidity	80
Tabel 4. 11 Perbandingan Evaluasi Metriks Sensor DHT22 Heat.....	81
Tabel 4. 12 Hasil Korelasi Pearson Sensor BMP388 Pressure	82
Tabel 4. 13 Hasil Korelasi Pearson Sensor SHT85 Humidity	83
Tabel 4. 14 Hasil Korelasi Pearson Sensor CO2	84
Tabel 4. 15 Hasil Korelasi Pearson Sensor SHT85 H2O	85

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perubahan iklim merupakan masalah yang mengancam masa depan dunia, sehingga masyarakat harus mengantisipasinya. Emisi karbon yang terutama disebabkan oleh aktivitas manusia seperti industri, transportasi, dan produksi energi sangat berdampak signifikan terhadap pemanasan global dan perubahan iklim. Dalam Upaya untuk mengurangi dampak tersebut, dilakukan pemantauan dan analisis emisi karbon untuk mengambil langkah-langkah yang efektif.

Pemerintah Indonesia telah melakukan beberapa upaya untuk mengatasi isu emisi karbon, yang antara lainnya Upaya mendapatkan energi terbarukan mengurangi deforestasi melalui program reboisasi, dan mendorong pertanian berkelanjutan. Namun dalam menerapkan kebijakan yang efektif dan mencapai hasil yang nyata dalam mengurangi emisi karbon tetap menjadi tantangan utama [1].

Peramalan adalah seni dan ilmu memprediksi kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan mengambil data historis dan memproyeksikannya ke masa depan. Dengan menciptakan rumus matematika atau prediksi cerdas yang dapat diamati dan diubah serta rasional. Peramalan merupakan alat penting untuk pengambilan kebijakan organisasi bisnis dan keputusan manajemen penting lainnya [2]. Salah satu kelebihan peramalan adalah dapat membuat rencana yang akurat dari waktu ke waktu, sehingga rencana produksi dapat dibuat berdasarkan rencana tersebut

Analisis korelasi adalah metode statistik yang digunakan untuk menentukan besaran yang menentukan seberapa kuat hubungan suatu variabel dengan variabel

lain tanpa mempertanyakan apakah suatu variabel tertentu bergantung pada variabel lain (Sekaran, 2010). Semakin nyata hubungan linier (garis lurus) maka semakin kuat hubungan tersebut antara dua variabel atau lebih. Korelasi Pearson merupakan korelasi sederhana yang hanya melibatkan satu variabel terikat dan satu variabel bebas. Korelasi Pearson menghasilkan koefisien korelasi yang digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan linier antara dua variabel. Jika hubungan dua variabel bersifat nonlinier, maka koefisien korelasi Pearson tidak mencerminkan kuatnya hubungan kedua variabel yang diteliti, meskipun kedua variabel tersebut mempunyai hubungan yang kuat. Koefisien korelasi ini dinamakan koefisien korelasi Pearson karena pertama kali diperkenalkan oleh Karl Pearson pada tahun 1990 (Firdaus, 2009) [3].

Selain itu, ada beberapa penelitian sebelumnya terkait yang akan digunakan sebagai referensi untuk penelitian ini. Penelitian pertama dengan judul “Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short-Term Memory” oleh Fadil Indra Sanjaya dan Dadang Heksaputra [4]. Penelitian kedua dengan judul “Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan *Deep Learning* Long Short-Term Memory” oleh Heru Purnomo, Hadi Suyono, dan Rini Nur Hasanah [2]. Penelitian ketiga dengan judul “Perbandingan Algoritma ARIMA, Prophet, dan LSTM dalam Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Hiburan” oleh Dienda Rizkya Hayuningtyas Roosaputri dan Christine Dewi [5].

Berdasarkan permasalahan diatas, maka diterapkan *forecasting* data emisi karbon pada *eddy station* dengan ketinggian 1 meter dan 7 meter yang terletak di belakang gedung laboratorium Teknik elektro Universitas Lampung menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan FBProphet. Lalu diterapkan evaluasi metriks dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absooluter Error* (MAE), dan *R-squared* (R^2) untuk mengevaluasi model berjalan dengan baik atau tidak. Setelah itu dilakukan validasi data dengan menggunakan korelasi pearson dari data *forecasting* metode LSTM dan FBProphet dengan data aktual selama 7 hari kedepan.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian tugas akhir ini adalah analisis perbandingan akurasi *forecasting* data emisi karbon dengan menerapkan metode LSTM dan FBProphet. Selain itu akan melakukan korelasi untuk memvalidasi antara nilai *forecasting* yang didapatkan dengan nilai data aktual emisi karbon 7 hari kedepannya dengan menggunakan korelasi pearson.

1.3 Perumusan Masalah

Adapun rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara *forecasting* data emisi karbon menggunakan metode LSTM dan FBProphet?
2. Apakah data *forecast* dengan data aktual 7 hari kedepan pada kedua metode prediksi saat melakukan korelasi pearson valid?

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Forecasting* dengan metode LSTM dan FBProphet menggunakan Google Colaboratory.
2. Data sensor CH₄ pada ketinggian 1 meter tidak di-*forecast* dikarenakan tidak terdapat gas CH₄ pada ketinggian tersebut.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan perbandingan hasil *forecasting* menggunakan metode LSTM dengan FBProphet.
2. Memvalidasi antara data dari kedua metode *forecasting* dengan data aktual selama 7 hari kedepan dengan korelasi pearson.

1.6 Hipotesis

Membandingkan perbedaan *forecasting* antara metode LSTM dan FBProphet dan memvalidasi data *forecasting* dengan data aktual selama 7 hari kedepan menggunakan korelasi pearson.

1.7 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan yang digunakan pada penelitian ini untuk memberikan suatu gambaran sederhana mengenai pembahasan tugas akhir serta untuk memudahkan pemahaman materi pada penelitian ini yang dituliskan menjadi beberapa bab, adalah sebagai berikut:

I. PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, tujuan penelitian, perumusan masalah, batasan masalah, manfaat penelitian, hipotesis serta sistematika penulisan pada penelitian ini

II. TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang teori pendukung yang menjadi pengantar pemahaman dan berkaitan dengan materi penelitian yang diambil dari berbagai sumber ilmiah seperti buku dan jurnal.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini memaparkan metodologi penelitian antara lain waktu dan tempat pengerjaan, alat dan bahan yang digunakan dalam pengerjaan penelitian, serta metode dan diagram penelitian yang akan digunakan dalam pengerjaan penelitian tugas akhir.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan hasil analisa perbandingan *forecasting* menggunakan metode LSTM dengan FBProphet dan memvalidasi data *forecasting* dengan data aktual selama 7 hari kedepan dengan menggunakan korelasi pearson.

V. PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang didapatkan dari hasil analisa dan pembahasan serta saran yang dapat diberikan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian pertama dilakukan oleh Fadil Indra Sanjaya dan Dadang Heksaputra pada tahun 2020 berjudul “Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Pada penelitian ini dilakukan *forecasting* dengan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk mem-*forecasting* harga beras untuk tahun berikutnya dan dilakukan pengujian seberapa erat hubungan variabel prediksi dengan nilai RMSE [4]. Yang membedakan penelitian tersebut dengan penelitian saya adalah penelitian tersebut menggunakan prediksi LSTM untuk mem-*forecasting* harga beras untuk tahun berikutnya sedangkan penelitian saya menggunakan dua metode prediksi yaitu LSTM dan FBProphet untuk *forecasting* nilai emisi karbon selama 7 hari kedepannya. Selain itu penelitian tersebut hanya menggunakan metrik RMSE untuk evaluasi *forecasting* sedangkan penelitian saya menggunakan metrik RMSE, MAE, dan R-squaerd sebagai evaluasi model. Lalu pada penelitian tersebut dilakukan korelasi antara data *forecasting* dengan RMSE yang dihasilkan sedangkan penelitian saya melakukan korelasi antara data *forecasting* dengan data aktual selama 7 hari kedepan.

Penelitian kedua dilakukan oleh Heru Purnomo, Hadi Suyono, dan Rini Nur Hasanah pada tahun 2021 yang berjudul “Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan *Deep Learning Long Short-Term Memory*”. Penggunaan metode *deep learning* LSTM dan ARIMA dianalisis dalam penelitian ini untuk mem-*forecasting* beban listrik jangka pendek di kota Batu dan dilakukan pengujian evaluasi menggunakan RMSE dan MAE [2]. Yang membedakan penelitian tersebut dengan penelitian saya adalah penelitian tersebut menggunakan

metode LSTM dan ARIMA sebagai perbandingan untuk peramalan beban jangka pendek sistem kelistrikan di kota Batu, sedangkan penelitian saya menggunakan metode LSTM dan FBProphet sebagai perbandingan untuk peramalan data sensor emisi karbon selama 7 hari kedepan. Penelitian tersebut tidak menggunakan evaluasi R-squared pada prediksi sedangkan penelitian saya menggunakan evaluasi tersebut. Selain itu penelitian tersebut tidak melakukan korelasi pada kedua metode *forecasting* sedangkan penelitian saya melakukan korelasi antara data *forecasting* dengan data 7 hari kedepannya.

Penelitian ketiga dilakukan oleh Dienda Rizky Hayuningtyas Roosaputri dan Christine Dewi pada tahun 2023 yang berjudul “Perbandingan Algoritma ARIMA, Prophet, dan LSTM dalam Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Hiburan”. Penelitian ini melakukan perbandingan ARIMA, FBProphet dan LSTM untuk menemukan algoritma yang tepat untuk mem-*forecasting* penjualan tiket taman hiburan Saloka. Dari data dilakukan perbandingan nilai RMSE dan MAE untuk ketiga algoritma tersebut [5]. Yang membedakan penelitian tersebut dengan penelitian saya adalah penelitian tersebut membandingkan metode prediksi ARIMA, FBProphet, dan LSTM sedangkan penelitian saya hanya menggunakan LSTM dan FBProphet. Penelitian tersebut tidak menggunakan evaluasi R-squared pada *forecasting* sedangkan penelitian saya menggunakan evaluasi tersebut. Selain itu penelitian tersebut tidak melakukan korelasi pada kedua metode *forecasting* sedangkan penelitian saya melakukan korelasi antara data *forecasting* dengan data 7 hari kedepannya.

2.2 Emisi Karbon

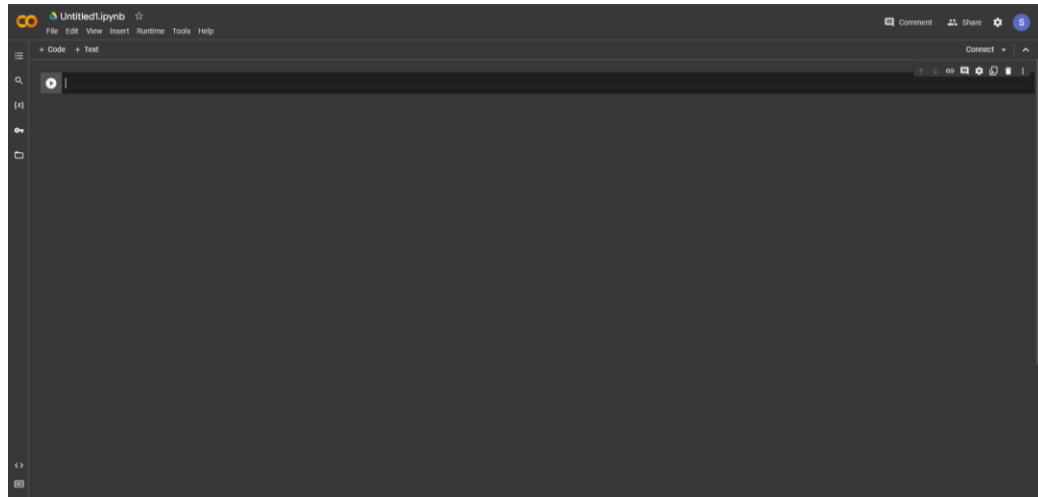
Emisi Karbon didefinisikan sebagai pelepasan gas yang mengandung karbon ke atmosfer bumi. Martinez (2005) menunjukkan bahwa berdasarkan sumbernya, gas rumah kaca dibagi menjadi dua jenis, yaitu gas rumah kaca dan emisi industri. Gas rumah kaca bermanfaat bagi makhluk hidup karena dapat menyebabkan pemanasan global (6°C) sedangkan gas rumah kaca dihasilkan oleh kegiatan industri yang dilakukan oleh manusia. Aktivitas manusia meningkatkan jumlah karbon dioksida, sehingga alam tidak dapat menyerap semua karbon dioksida yang tersedia.

Paparan Emisi karbon merupakan contoh paparan lingkungan yang merupakan bagian dari pelaporan terintegrasi yang disajikan dalam PSAK No. 1 (Revisi 2009) paragraf 12. Indikator lingkungan meliputi emisi gas rumah kaca dan konsumsi energi, tata kelola perusahaan dan inisiatif perubahan iklim, kinerja terhadap target pengurangan gas rumah kaca, risiko dan peluang terkait dampak perubahan iklim [6].

2.3 Google Colaboratory

Sebelum memperkenalkan Google Colaboratory, *Jupyter Notebooks* menjadi fondasi *Colaboratory*. *Jupyter* adalah alat berbasis *browser* sumber terbuka yang mengintegrasikan bahasa interpretasi, perpustakaan, dan alat visualisasi. *Jupyter Notebook* dapat dijalankan secara lokal atau di *cloud*. Setiap dokumen terdiri dari beberapa sel, dimana setiap sel berisi bahasa atau kode *scripting*, dan hasilnya disematkan pada dokumen tersebut. Output tipikal mencakup teks, tabel, bagan, dan grafik. Penggunaan teknologi ini memudahkan berbagi dan mereplikasi karya ilmiah karena eksperimen dan hasil disajikan secara independen.

Google Colaboratory (juga dikenal sebagai Colab) adalah proyek yang bertujuan untuk memajukan pendidikan dan penelitian pembelajaran mesin. Buku catatan kolaboratif didasarkan pada *Jupyter* dan berfungsi seperti buku catatan yang dapat dibagikan dan pengguna dapat berkolaborasi pada buku catatan yang sama. Colaboratory menyediakan *runtime* Python 2 dan 3 yang telah dikonfigurasi sebelumnya dengan pembelajaran mesin dan pustaka AI terkemuka seperti *TensorFlow*, *Matplotlib*, dan *Keras*. Mesin virtual yang berjalan akan dinonaktifkan setelah jangka waktu tertentu dan semua data serta pengaturan pengguna akan hilang [7]. Namun, laptop tetap dipertahankan dan dimungkinkan juga untuk mentransfer file dari hard drive VM ke akun Google Drive pengguna. Terakhir, layanan Google ini memberikan waktu eksekusi yang dipercepat GPU, serta dapat dikonfigurasi sepenuhnya dengan perangkat lunak yang dijelaskan di atas. Infrastruktur hosting Google Colaboratory di platform Google *Cloud*. Pada Gambar 2.1 menunjukkan tampilan dari Google Colaboratory.



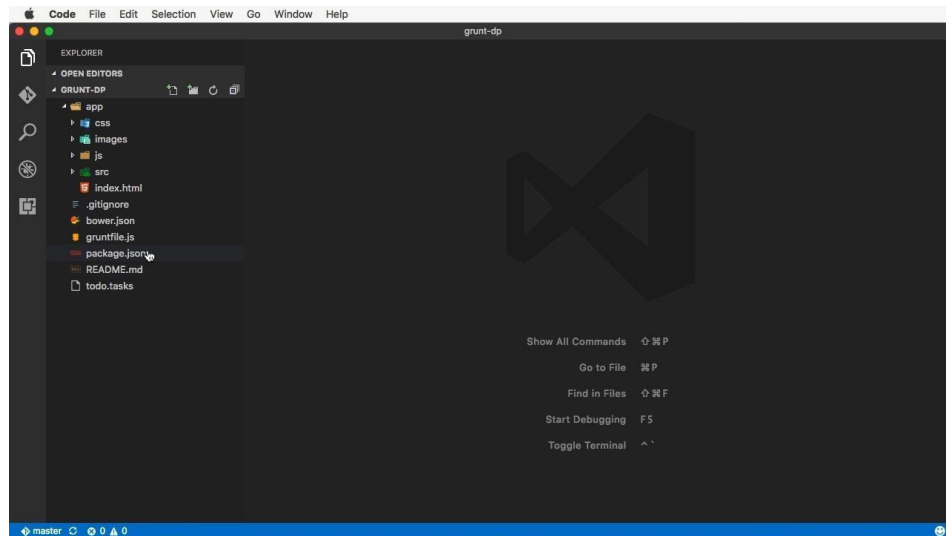
Gambar 2. 1 Google Colaboratory

2.4 Visual Studio Code (VS Code)

Selain Google Colaboratory yang digunakan pada penelitian ini, terdapat Visual Studio Code. Visual Studio Code (VS Code) adalah editor teks ringan dan andal yang dibuat oleh Microsoft untuk sistem operasi lintas platform, yang berarti juga tersedia untuk versi Linux, Mac, dan Windows. Text editor ini mendukung langsung bahasa pemrograman JavaScript, TypeScript, dan Node.js, serta bahasa pemrograman lainnya dengan bantuan plugin yang dapat diinstal melalui Visual Studio Code *Marketplace* (seperti C++, C#, Python, Go, Java, dll).

Ada banyak fitur yang disediakan oleh Visual Studio Code, antara lain *Intellisense*, integrasi Git, *debugging*, dan kemampuan ekstensi yang menambah fungsionalitas editor teks. Fitur-fitur ini akan terus bertambah seiring bertambahnya versi Visual Studio Code. Pembaruan versi Visual Studio Code juga terjadi secara berkala setiap bulan dan inilah yang membedakan VS Code dari editor teks lainnya [8].

Editor teks VS Code juga bersifat *open source*, tempat Anda dapat melihat kode sumber dan berkontribusi pada pengembangannya. Hal ini juga yang menjadikan VS Code menjadi favorit di kalangan pengembang aplikasi, karena pengembang aplikasi nantinya dapat berpartisipasi dalam proses pengembangan VS Code. Pada gambar 2.2 menunjukkan tampilan dari VS Code.

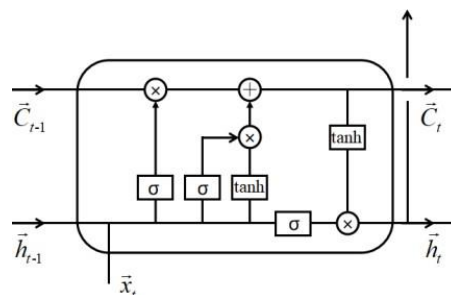


Gambar 2. 2 Visual Studio Code

2.5 Long Short-Term Memory (LSTM)

Deep Learning adalah cabang *Machine Learning*, yang menggunakan *Deep Neural network* untuk memecahkan masalah. *Neural Network*, yang didasarkan pada fungsi neuron di otak manusia. Setiap neuron di otak manusia terhubung erat dan pesan mengalir di antara setiap neuron.

LSTM sering digunakan untuk mengatasi ketidakcukupan yang ditemukan di jaringan saraf berulang, yang merupakan titik hilang dari kerapatan gradien. LSTM memiliki kemampuan generalisasi yang kuat dan kemampuan belajar yang baik untuk dataset besar maupun kecil, serta banyak keuntungan dalam pemrosesan data non-linear, yang dapat meningkatkan peramalan beban listrik jangka pendek. LSTM dapat menggunakan ukuran data yang besar dan menggunakan semua informasi data sebagai masukan. Pada gambar 2.3 menunjukkan struktur dari LSTM.



Gambar 2. 3 Struktur dari LSTM

Dalam proses pendeteksian dan penghilangan sel, informasi ini ditentukan oleh fungsi sigmoid, yang menghasilkan keluaran model LSTM ($ht-1$) pada waktu lain ($t-1$) dan masukan (X_t) dengan waktu t . Selain itu, fungsi sigmoid menentukan bagian *output* lama mana yang harus dihilangkan. Fungsi ini disebut *Forget Gate* dimana ft adalah vektor dengan nilai dari 0 hingga 1, sesuai dengan angka apa pun dalam keadaan sel ($Ct-1$).

Pada titik ini, σ bekerja pada sigmoid. Di lapisan sigmoid, ini akan menghasilkan angka antara 0 dan 1, yang menentukan seberapa banyak setiap segmen harus ditransmisikan. Nilai 0 berarti tidak ada informasi yang dilewatkan dan nilai 1 berarti semua informasi akan diteruskan, jika keluarannya 1 maka 1 karena semua data akan disimpan dikonverter dan keluaran 0 maka akan kehilangan semua data. Prosesnya adalah:

$$it = \sigma (Wi \cdot [ht-1, xt] + bi) \dots\dots\dots(1)$$

$$ft = \sigma (wf \cdot [ht-1, xt] + bf) \dots\dots\dots(2)$$

$$Ot = \sigma (Wo \cdot [ht-1, xt]) + bo \dots\dots\dots(3)$$

Gerbang *input* memiliki dua gerbang yang akan diimplementasikan, yang pertama akan menentukan nilai yang akan diperbarui menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Kemudian diatur nilai dari input yang akan diperbarui dalam keadaan sel, yang dapat dihitung dari persamaan (1). *Forget gate* mengontrol informasi yang akan dihapus dari keadaan sel, yang dapat dihitung dari persamaan (2) dan gerbang keluaran mengontrol nilai yang akan dihasilkan berdasarkan memori dan keadaan sel, yang dapat dihitung dari persamaan (3).

Dimana it adalah gerbang masukan, ft adalah fungsi *forget gate*, dan ot adalah gerbang keluaran. σ adalah fungsi sigmoid, W dan b adalah matriks bobot dan probabilitas, masing-masing dari keadaan sel. ($ht-1$) adalah *concealed state* yaitu memori dalam urutan di *cell state* yang merupakan nilai keluaran sebelum urutan ke- t dan xt adalah input dalam urutan ke- t .

$$Nt = \tanh \cdot (Wn \cdot [ht-1, xt] + bn) \dots\dots\dots(4)$$

$$Ct = Ct-1 \cdot ft + Nt \cdot it \dots\dots\dots(5)$$

Fungsi tanh dalam persamaan (4) memberikan bobot pada nilai yang diabaikan, menentukan tingkat kepentingan (-1 hingga 1). Kedua nilai tersebut dikalikan untuk membuat kondisi sel baru. Memori baru ini ditambahkan ke memori lama ($Ct-1$) yang menghasilkan (Ct). Parameter ($Ct-1$) dan (Ct) adalah keadaan sel pada waktu tertentu ($t - 1$) dan (t), dimana W dan b masing-masing adalah matrik bobot dan bias dari keadaan sel.

$$ht = c \cdot \tanh(Ct) \dots\dots\dots(6)$$

Pada Langkah terakhir, dapat dilihat dari persamaan pada rumus (6) bahwa nilai keluaran (ht) berdasarkan sel keluaran (Ot) adalah versi yang difilter. Pada awal lapisan sigmoid, ia menentukan bagian sel yang memproduksinya. Setelah itu, output dari gerbang sigmoid (Ot) dikalikan dengan nilai baru yang dibuat di lapisan tanh oleh keadaan sel (Ct), dengan nilai antara -1 dan 1 [9].

2.6 *FaceBook Prophet* (FBProphet)

FBProphet adalah paket sumber terbuka yang dikembangkan oleh tim ilmu data Facebook pada tahun 2017 untuk membuat prediksi pada berbagai kumpulan data waktu nyata. Paket FBprophet mudah digunakan dan dikonfigurasi untuk menentukan hyperparameter yang baik untuk pola dan tujuan untuk *mem-forecasting* pola data dan periode waktu (Vishwa & Patel, 2020).

FBProphet menggunakan sistem *time series* yang dapat dibagi menjadi tiga model utama yaitu: *Trend*, *Seasonal* dan *Holidays* (Chung et al, 2014).

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t) \dots\dots\dots(7)$$

Dimana setiap komponen pada persamaan (7) mengandung:

- $y(t)$ adalah model prediktor/regresi aditif.
- $g(t)$ adalah fungsi populer yang mencirikan variasi non-periodik dalam nilai periodik.
- $s(t)$ adalah representasi variasi waktu (misalnya waktu mingguan dan tahunan).

- $h(t)$ mewakili efek hari libur yang terjadi secara *non-real time* selama satu hari atau lebih.
- $\varepsilon(t)$ mewakili setiap variabel unik yang tidak didukung oleh model.

FBProphet memiliki database khusus yang mengelola garis waktu dan garis waktu sederhana. Tipe data membutuhkan dua kolom data yaitu “ds” untuk menyimpan format waktu dan tanggal sedangkan kolom “y” menyimpan nilai time series sesuai dengan tipe datanya. Karena pertumbuhan *trend* adalah inti dari seluruh sifat FBProphet. *Trend* ini mewakili pertumbuhan seluruh periode dan kelompok tersebut diperkirakan akan tumbuh di masa depan (Yan et al., 2019) [10].

2.7 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Selain kedua metode *forecasting* yang digunakan pada penelitian ini, terdapat metode *forecasting* yang lain yaitu ARIMA. Metode ARIMA, sering disebut metode Box-Jenkins, adalah pendekatan pembuatan model yang sangat ampuh untuk analisis deret waktu. ARIMA dikembangkan secara intensif oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970. Metode ini merupakan gabungan dari metode pemulusan, metode regresi dan metode dekomposisi. Metode ini banyak digunakan untuk meramalkan harga, stok, penjualan dan variabel deret waktu lainnya. Model deret waktu ini biasanya digunakan ketika hanya sedikit yang diketahui tentang variabel terikat yang dapat digunakan untuk menjelaskan variabel bebas yang menjadi perhatian.

Model ARIMA terdiri dari dua aspek yaitu autoregressive dan moving average. Secara umum model ARIMA dapat ditulis dengan notasi (p, d, q) dimana p mewakili orde proses autoregresif, d mewakili diferensiasi (I), dan q mewakili orde rata-rata bergerak. Model AR dengan derajat p dan derajat q mengikuti proses (p, d, q) dengan asumsi data dianggap non stasioner dengan selisih lag tertentu atau dilakukan diferensiasi hingga data menjadi stasioner. Model ARIMA (p, d, q) dapat dinyatakan berdasarkan persamaan (8) matematika berikut.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \dots \dots \dots (8)$$

dimana operator stasioner AR dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan (9)

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1(B) - \phi_2(B)^2 - \dots - \phi_p(B)^p \dots\dots\dots(9)$$

dan operator MA yang dapat dibalik dapat dinyatakan dalam persamaan (10) sebagai berikut:

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B)^2 - \dots - \theta_p(B)^q \dots\dots\dots(10)$$

Bagian model musiman dengan menggeser model musiman dengan mengalikan model non musiman dalam persamaan (11):

$$(1 - \phi_p B)(1 - \theta_p B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})Y_t = (1 + \phi_q B)(1 + \theta_q B^{12})a_t \dots\dots\dots(11)$$

dimana y_t adalah nilai pengamatan pada, ϕ_p adalah parameter autoregresif (AR), B adalah operator pergeseran invers, d adalah parameter pembeda, θ_0 adalah parameter konstan, θ_q adalah parameter rata-rata bergerak (MA), dan a_t adalah parameter istilah kesalahan untuk menunjukkan nilai yang tersisa [5].

2.8 Root Mean Square Error (RMSE)

Untuk metode evaluasi kinerja model, digunakan metode *Root Mean Square Error* (RMSE). RMSE sendiri merupakan metode lain untuk mengevaluasi proses peramalan yang digunakan untuk mengukur akurasi hasil peramalan model. Nilai yang dihasilkan RMSE merupakan nilai kuadrat rata-rata dari jumlah *error* pada model prediksi. RMSE merupakan metode sederhana yang dapat diterapkan di berbagai bidang dalam berbagai penelitian yang berkaitan dengan *forecasting* atau peramalan. Untuk perhitungan matematis, RMSE ditunjukkan pada persamaan (12).

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i - y_i)^2} \dots\dots\dots(12)$$

, dimana $\tilde{y}$ merupakan nilai dari permalan, y_i merupakan nilai yang sebenarnya, dan n adalah jumlah data [4].

2.9 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur keakuratan suatu model peramalan. Nilai MAE menunjukkan rata-rata

kesalahan absolut antara hasil prediksi/prediksi dengan nilai sebenarnya (Subagyo, 1986). Proses MAE dijelaskan pada persamaan (13).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \dots\dots\dots (13)$$

Dimana n adalah jumlah data, f_i adalah nilai hasil *forecasting*, dan y_i adalah nilai sebenarnya. MAE secara cerdas menghitung kesalahan rata-rata dengan memberikan nilai yang sama ke semua data. Untuk evaluasi model, MAE lebih intuitif dengan memberikan rata-rata kesalahan semua data [4].

2.10 *R-Squared* (R^2)

R-Squared atau koefisien determinasi bertujuan untuk mengukur seberapa baik model dapat menjelaskan hasil ramalan di luar nilainya. Nilai koefisien determinasi bervariasi dari 0 hingga 1 dan biasanya dinyatakan dalam persentase dari 0% hingga 100%.

Nilai *R-Squared* yang kecil pada hasil prediksi berarti kemampuan prediksi model kurang baik, dan sebaliknya jika nilai tinggi maka model tersebut lebih baik. Koefisien determinasi dapat dihitung dari persamaan (14) berikut.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \dots\dots\dots (14)$$

, dimana y_i adalah nilai aktual, $\hat{y}$ adalah nilai prediksi, dan $\bar{y}$ adalah nilai rata-rata [4].

2.11 Python

Python adalah bahasa pemrograman yang menurut banyak orang mudah untuk digunakan. Bahasa pemrograman python sangat populer dengan yang berkaitan *Data science*, *Machine Learning*, dan *Internet of Things*. Karena mudahnya untuk memahami bahasa pemrograman ini, dan *library* yang banyak digunakan, maka dari itu banyak yang memakai bahasa pemrograman ini seperti *prototyping*, *scripting* dalam mengelola infrastruktur dan pembuatan website berskala besar [11].

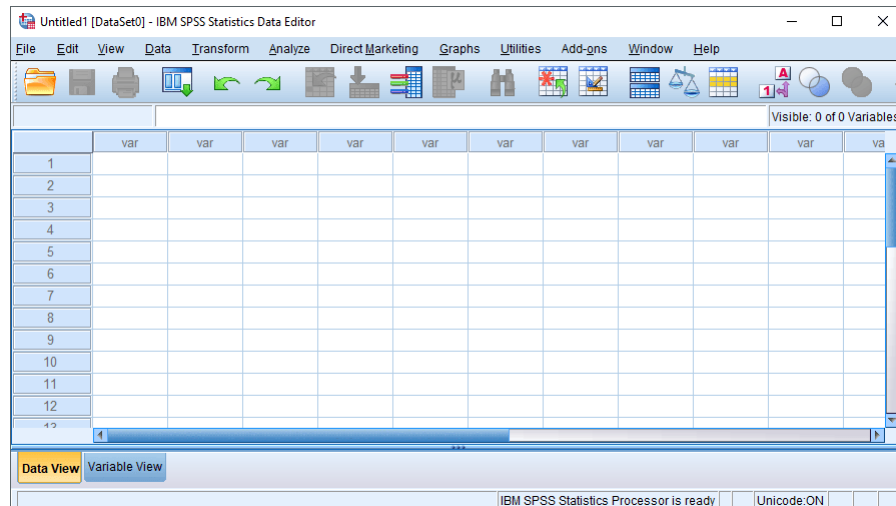
Kelebihan python dibandingkan bahasa pemrograman lainnya adalah:

- Pengembangan dengan mudah membaca dan memahami program dalam bahasa python karena memiliki sintaks dasar sama seperti bahasa inggris.
- Menggunakan baris kode yang lebih sedikit dibandingkan pemrograman lainnya.
- *Library* yang sangat banyak.
- Komunitas python yang besar, sehingga jika mengalami masalah banyak solusi yang didapatkan pada mesin pencari.
- Dapat digunakan dalam sistem operasi Windows, macOS, Linux, dan Unix.

2.12 *Statistical Package for the Social Sciences (SPSS)*

SPSS adalah perangkat lunak yang digunakan untuk analisis statistik yang dikembangkan khusus untuk penelitian ilmu sosial. Perangkat lunak ini pertama kali diperoleh pada tahun 1968, tepatnya SPSS, oleh Norman H. Nie, Dale H. Bent dan kemudian C. Hadlai Hull. Dimulai dengan perangkat lunak versi 10 pada tahun 1983, file data telah diproduksi sedemikian rupa sehingga beberapa catatan dapat dianalisis sekaligus. Sekarang dapat berjalan di MAC, Linux dan Windows.

Perangkat lunak ini dikembangkan untuk penelitian ilmu sosial, yang membantu dalam membaca data yang dikumpulkan melalui kuesioner lapangan dan menyediakan platform untuk berbagai analisis statistik dengan masukan deskriptif. Keunggulan SPSS adalah selain menyediakan alat analisis yang lebih lengkap dibandingkan program komputer lainnya, juga mempunyai kapasitas yang besar untuk menampung dan mengolah data dalam jumlah besar [12]. Oleh karena itu SPSS menjadi salah satu *software* pilihan yang wajib dikuasai peneliti. Apapun struktur file data mentahnya, data pada SPSS Data Editor harus dibentuk dalam bentuk baris (kasus) dan kolom (variabel). Kasus berisi informasi untuk unit analisis, sedangkan variabel adalah informasi yang dikumpulkan dari setiap kasus. Pada gambar 2.4 menunjukkan tampilan dari program SPSS.



Gambar 2. 4 Program SPSS

2.13 Korelasi Pearson

Analisis korelasi Pearson berfungsi untuk mencari besarnya hubungan dan kontribusi dua atau lebih variabel bebas (X) secara simultan (bersama) dengan variabel terikat (Y). Korelasi Pearson merupakan suatu angka yang menunjukkan arah dan kuatnya hubungan antara dua variabel bebas secara bersama-sama atau lebih dengan suatu variabel terikat. Model korelasi Pearson melibatkan lebih dari satu variabel independen atau prediktor. Menggunakan tingkat kepercayaan 95% dan nilai signifikansi 0,05. Proses pengambilan keputusan pada analisis berganda ini memasukkan nilai korelasi Pearson yang ditunjukkan pada output SPSS 22 dalam nilai signifikansi. Jika signifikansinya $< 0,05$ maka ada korelasi, jika sebaliknya signifikansinya $> 0,05$ maka tidak ada korelasi. Untuk melihat derajat hubungan maka dapat dengan pedoman pada analisis Pearson sebagai berikut:

- Nilai *Pearson correlation* 0,00 s/d 0,20 = korelasi sangat lemah.
- Nilai *Pearson correlation* 0,21 s/d 0,40 = korelasi lemah.
- Nilai *Pearson correlation* 0,41 s/d 0,60 = korelasi sedang.
- Nilai *Pearson correlation* 0,61 s/d 0,80 = korelasi kuat.
- Nilai *Pearson correlation* 0,81 s/d 1,00 = korelasi sempurna.

Rumus korelasi pearson dapat dilihat pada persamaan (15) berikut ini:

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \dots\dots\dots(15)$$

Dimana, r adalah koefisien pearson, n adalah jumlah data, x adalah variabel x, dan y adalah variabel y [4].

2.14 Korelasi Spearman

Korelasi Spearman, juga dikenal sebagai korelasi peringkat Spearman atau rho (ρ), adalah metode statistik yang digunakan untuk mengukur hubungan monotonik (positif atau negatif) antara dua variabel. Korelasi Spearman merupakan alternatif yang berguna jika data tidak memenuhi asumsi normalitas atau jika hubungan antar variabel tidak linier.

Korelasi Spearman cocok untuk data ordinal, data yang tidak memenuhi asumsi normalitas, atau data yang menunjukkan hubungan monotonik nonlinier. Dapat juga digunakan untuk data pada skala interval atau rasio. Hasil dari korelasi Spearman adalah koefisien korelasi Spearman (rho) yang berkisar antara -1 sampai 1. Nilai positif menunjukkan hubungan monotonik positif, nilai negatif menunjukkan hubungan monotonik negatif, dan nol menunjukkan tidak ada hubungan [13]. Untuk melihat derajat hubungan maka dapat dengan pedoman pada analisis Pearson sebagai berikut:

- Nilai *Spearman correlation* 0,00 s/d 0,20 = korelasi sangat lemah.
- Nilai *Spearman correlation* 0,21 s/d 0,40 = korelasi lemah.
- Nilai *Spearman correlation* 0,41 s/d 0,60 = korelasi sedang.
- Nilai *Spearman correlation* 0,61 s/d 0,80 = korelasi kuat.
- Nilai *Spearman correlation* 0,81 s/d 1,00 = korelasi sempurna.

Rumus korelasi spearman dapat dilihat pada persamaan (16) berikut ini:

$$\rho = 1 - \frac{6\sum_i d_i^2}{n(n^2-1)} \dots\dots\dots (16)$$

dimana ρ adalah koefisien ranking sprearman, d_i adalah perbedaan antara dua peringkat setiap observasi, dan n adalah jumlah variabel.

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian tugas akhir ini dilaksanakan pada bulan Mei – November 2023, di Laboratorium Terpadu Teknik Elektro, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik Universitas Lampung. Alokasi waktu penelitian yang akan dilakukan seperti ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Waktu Penelitian

No	Kegiatan	Bulan						
		Mei	Jun	Jul	Agt	Sep	Okt	Nov
1.	Studi Literatur							
2.	Perancangan Program							
3.	Seminar Proposal							
4.	Pembuatan Dashboard dan Program							
5.	Pengujian							
6.	Analisa Data							
7.	Penulisan Laporan							
8.	Seminar Hasil							

3.2 Alat dan Bahan Penelitian

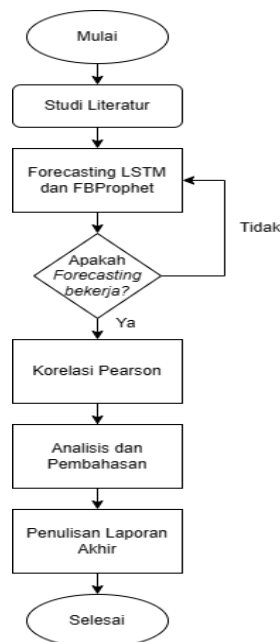
Adapun alat dan bahan yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini di perlihatkan pada Tabel 3.2. berikut:

Tabel 3.2 Alat dan bahan

No.	Alat dan bahan	Kegunaan
1	Personal Computer	Melakukan <i>forecasting</i> dan korelasi
2	Google Colaboratory	Untuk <i>forecasting</i> dengan metode LSTM dan FBProphet
3	Data Emisi Karbon selama 7 hari	Data yang akan digunakan untuk <i>forecasting</i>
4	IBM SPSS Statistic 22	Program untuk melakukan korelasi
5	Data selama 7 hari kedepan dan hasil <i>forecasting</i> LSTM dan FBProphet	Data yang akan digunakan untuk korelasi

3.3 Prosedur Penelitian

Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada diagram alir penelitian dibawah ini:

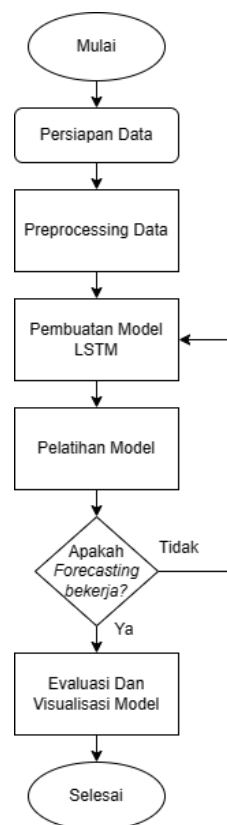


Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

Berdasarkan Gambar 3.1. Diagram alir penelitian menunjukkan bahwa penelitian ini dimulai dengan melakukan studi literatur yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan. Kemudian *forecasting* dengan metode LSTM dan FBProphet menggunakan data selama 7 hari terkait penelitian yang akan dilakukan. Apabila *forecasting* tidak bekerja maka akan terus melakukan perbaikan ulang. Apabila *forecasting* dapat bekerja maka dilanjutkan dengan melakukan korelasi pearson menggunakan data hasil dari *forecasting* dan setelah itu dilakukan analisis dan pembahasan. Setelah menganalisa dan membahas data tersebut dan yang terakhir dilakukan penulisan laporan akhir.

3.4 Diagram Alir *Forecasting* dan Korelasi

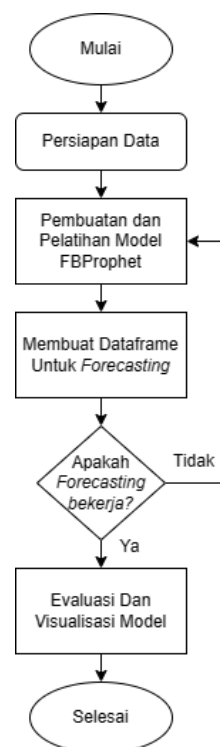
Adapun diagram alir *forecasting* dan korelasi pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut:



Gambar 3. 2 Diagram Alir *Forecasting* LSTM

Pada Gambar 3.2. menjelaskan tentang diagram *forecating* LSTM pada tugas akhir ini, dimulai dengan persiapan data seperti menyiapkan data yang akan digunakan

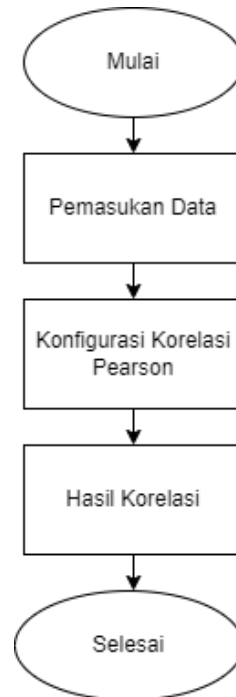
untuk *forecasting* dan pembagian data menjadi data *train* dan data *test*. Selanjutnya dilakukan *preprocessing* data seperti melakukan penskalaan data sehingga memiliki bentuk yang seragam menggunakan teknik normalisasi *Min-Max*. Setelah itu dilakukan pembuatan model LSTM seperti memilih jumlah layer LSTM, jumlah neuron per layer, dan parameter lainnya. Lalu dilakukan pelatihan model LSTM dengan menggunakan data *train*. Jika *forecasting* tidak bekerja maka akan dilakukan pengecekan kembali pada pembuatan model LSTM, jika *forecasting* bekerja maka akan dilanjutkan ke evaluasi metrik dan visualisasi model. Evaluasi metrik yang akan digunakan adalah RMSE, MAE, dan R-squared.



Gambar 3.3 Diagram Alir *Forecasting* FBProphet

Pada gambar 3.3 menunjukkan diagram alir *forecasting* FBProphet, dimulai dengan persiapan data yaitu dengan mempersiapkan data yang akan digunakan dan mengubah nama kolom data tanggal menjadi *ds* dan data yang akan diprediksi menjadi *y*. Jika data sudah siap maka dilanjutkan membuat dan melatih model FBProphet. Selanjutnya membuat dataframe untuk *forecasting* dengan rentang tanggal yang ingin di-*forecasting*. Jika tidak berhasil dilatih maka akan dilakukan pengecekan ulang model FBprophet. Jika model berhasil dilatih maka akan

dilakukan evaluasi model dengan menggunakan metrik RMSE, MAE, dan R-squared. Terakhir model akan divisualisasi untuk menggambarkan hasil *forecasting*.



Gambar 3.4 Diagram Alir Korelasi Pearson

Pada gambar 3.4 menunjukan diagram alir korelasi pearson. Dimulai dengan pemasukan data dimana data pada variabel independent (x) menggunakan data dari hasil *forecasting* LSTM dan FBProphet dan variabel dependen (y) menggunakan data aktual emisi karbon selama 7 hari kedepan. Setelah itu melakukan konfigurasi korelasi pearson dengan memilih variabel yang digunakan untuk dihitung korelasinya dengan menambahkan variabel ke kotak “*Variables*”. SPSS akan menghasilkan hasil analisis pearson antara variabel yang hasilnya mencakup nilai korelasi pearson dan nilai signifikansi antara dua variabel.

V. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah didapatkan, maka kesimpulan yang dapat disampaikan adalah sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil pengujian, metode LSTM *mem-forecasting* lebih baik dibandingkan dengan metode FBProphet dalam hasil evaluasi metrik. Dimana LSTM memiliki nilai RMSE dan MAE yang lebih rendah beserta R-squared yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode FBProphet pada setiap ketinggian. Misalnya pada sensor CO₂, pada metode LSTM menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,0177, nilai MAE sebesar 0,1932, dan nilai R-squared sebesar 99%. Sedangkan metode FBProphet menghasilkan nilai RMSE sebesar 5,4360, nilai MAE sebesar 3,8599, dan nilai R-squared sebesar 74%.
2. *Forecasting* menggunakan metode LSTM pada sensor BMP388 *pressure* dan SHT85 *humidity* juga metode FBProphet pada sensor SHT85 *Humidity* pada ketinggian 1 meter dan 7 meter dapat dikatakan valid. Hal ini dikarenakan pada sensor BMP388 *pressure* menggunakan metode LSTM pada setiap ketinggian terdapat korelasi yang relatif sempurna dan pada sensor SHT85 *humidity* pada setiap ketinggian terdapat korelasi yang relatif kuat pada ketinggian 1 meter dan ketinggian 7 meter. Lalu pada sensor SHT85 *Humidity* setiap ketinggian terdapat korelasi yang relatif sempurna pada ketinggian 1 meter dan ketinggian 7 meter.
3. Selama melakukan korelasi, data CO₂ dan H₂O memiliki korelasi yang relatif sangat lemah antara data *forecasting* metode LSTM dan FBProphet dengan data aktual selama 7 hari kedepan. Dapat disimpulkan bahwa *forecasting* data gas emisi karbon tidak dapat bisa dilakukan dengan presisi

yang sama seperti prediksi cuaca harian. Hal ini dikarenakan gas emisi karbon sangat bervariasi dan kompleks, misalnya berasal dari kegiatan manusia di sekitar gedung laboratorium Teknik Elektro Universitas Lampung setiap harinya.

5.2 Saran

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya adalah meskipun pada penelitian dataset yang digunakan untuk *forecasting* dengan metode LSTM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode FBProphet, pertimbangkan untuk tetap melakukan *forecasting* menggunakan kedua metode tersebut. Kinerja LSTM dan FBProphet dapat mempengaruhi dari jenis dataset yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Wirawan and H. T. Setijaningsih, “Analisis Pengungkapan Emisi Karbon Di Indonesia,” *J. Muara Ilmu Ekon. dan Bisnis*, vol. 6, no. 1, p. 235, 2022, doi: 10.24912/jmieb.v6i1.18398.
- [2] H. Purnomo, H. Suyono, and R. N. Hasanah, “Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan Deep Learning Long Short-Term Memory,” *Transmisi*, vol. 23, no. 3, pp. 97–102, 2021, doi: 10.14710/transmisi.23.3.97-102.
- [3] W. R. Safitri, “Analisis Korelasi dalam Menentukan Hubungan Antara Kejadian Demam Berdarah Dengue dengan Kepadatan Penduduk Di Kota Surabaya Pada Tahun 2012 - 2014,” *J. Kesehat. Masy.*, vol. 1, no. 3, pp. 1–9, 2016.
- [4] F. I. Sanjaya and D. Heksaputra, “Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.388.
- [5] D. Rizkya, H. Roosaputri, and C. Dewi, “Perbandingan Algoritma ARIMA , Prophet , dan LSTM dalam Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Hiburan (Studi Kasus : Saloka Theme Park),” vol. 4, no. 3, pp. 507–517, 2023.
- [6] F. Zahara, “Pengungkapan Kinerja Lingkungan Sebagai Mekanisme Peningkatan Kinerja untuk Menciptakan Nilai Perusahaan,” *Owner*, vol. 6, no. 4, pp. 1–18, 2022, doi: 10.33395/owner.v6i4.1086.
- [7] T. Carneiro, R. V. M. Da Nobrega, T. Nepomuceno, G. Bin Bian, V. H. C.

- De Albuquerque, and P. P. R. Filho, “Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 61677–61685, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2874767.
- [8] A. Yudi Permana, and Puji Romadlon, “Perancangan Sistem Informasi Penjualan Perumahan Menggunakan Metode SDLC Pada PT.Mandiri Land Prosperous Berbasis Mobile” vol. 84, no. 10, pp. 1511–1518, 2019, doi: 10.1134/s0320972519100129.
- [9] Y. yuli Astari, A. Afiyati, and S. W. Rozaqi, “Analisis Sentimen Multi-Class Pada Sosial Media Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM),” *J. Linguist. Komputasional*, vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2021.
- [10] A. H. Krisdianto, Rais, N. Fiskia, and H. Sain, “Prediksi Tingkat Produksi Padi di Sulawesi Tengah Menggunakan Analisis Algoritma FBprophet,” *J. Ilm. Mat. Dan Terap.*, vol. 19, no. 2, pp. 2014–214, 2022, doi: 10.22487/2540766x.2022.v19.i2.16062.
- [11] A. D. Arisandi and L. Atika, “Prediksi Mata Uang Bitcoin Menggunakan LSTM dan Analisis Sentimen pada Sosial Media Pendahuluan Metode Penelitian,” vol. 19, pp. 559–566, 2020.
- [12] J. Hazarika, “SPSS as a means for scientific analysis in social science research,” *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 8, no. 12, pp. 2043–2045, 2019, doi: 10.35940/ijitee.L3252.1081219.
- [13] N. Nelvidawati and M. Kasman, “Penggunaan Korelasi Spearman Untuk Menguji Hubungan Suhu Dan Besarnya Curah Hujan Bulanan di Kota Padang,” *J. Daur Lingkung.*, vol. 6, no. 1, p. 34, 2023, doi: 10.33087/daurling.v6i1.181.