

**PERBANDINGAN METODE PROPHET DAN *LONG SHORT TERM*
MEMORY (LSTM) DALAM PERAMALAN KUALITAS UDARA
(STUDI KASUS KUALITAS UDARA KOTA BANDAR LAMPUNG)**

(Skripsi)

Oleh

MICHEL

2015061018



**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2024

**PERBANDINGAN METODE PROPHET DAN *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) DALAM PERAMALAN KUALITAS UDARA
(STUDI KASUS KUALITAS UDARA KOTA BANDAR LAMPUNG)**

Oleh

Michel

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA TEKNIK**

Pada

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknik Universitas Lampung**



**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2024

ABSTRAK

PERBANDINGAN METODE PROPHET DAN *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) DALAM PERAMALAN KUALITAS UDARA (STUDI KASUS KUALITAS UDARA KOTA BANDAR LAMPUNG)

Oleh

MICHEL

Polusi udara merupakan masalah yang terjadi di seluruh dunia. Indonesia menduduki peringkat 26 dengan kualitas udara terburuk di dunia berdasarkan IQAir tahun 2022. Dampak yang ditimbulkan dari buruknya kualitas udara pada suatu lingkungan dapat menyebabkan berbagai macam masalah kesehatan hingga kematian. Provinsi Lampung, khususnya Kota Bandar Lampung merupakan pusat aktivitas ekonomi dan distribusi di pulau Sumatra, karena posisinya sebagai pintu gerbang Pulau Sumatra dari Provinsi Jawa. Berdasarkan hal tersebut, isu kualitas udara di Kota Bandar Lampung harus dapat diatasi. Upaya yang dilakukan adalah melakukan pemantauan dan pencegahan pencemaran kualitas udara dengan memanfaatkan konsep *Artificial Intelligence* (AI) melalui peramalan (*forecasting*). Peramalan kualitas udara dilakukan dengan memanfaatkan *framework* OSEMN (*Obtain, Scrub, Explore, Model, Interpreter*), menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dan metode Prophet. Pada kedua metode tersebut dilakukan perbandingan nilai *error* untuk melihat hasil peramalan terbaik yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LSTM menghasilkan prediksi yang lebih baik daripada metode Prophet. Hal tersebut dibuktikan dengan nilai evaluasi metrik yang digunakan pada metode LSTM dengan rata-rata nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) 5.38, *Mean Absolute Error* (MAE) 3.96 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 0.07. Sedangkan pada metode Prophet menghasilkan rata-rata nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) 18.48, *Mean Absolute Error* (MAE) 15.61 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 0.25.

Kata Kunci : Kualitas Udara, Peramalan, *Long Short Term Memory*, Prophet, *framework* OSEMN.

ABSTRACT

COMPARISON OF PROPHET AND LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) METHODS IN AIR QUALITY FORECASTING (CASE STUDY OF BANDAR LAMPUNG CITY AIR QUALITY)

By

MICHEL

Air pollution is a problem that occurs throughout the world. Indonesia is ranked 26th with the worst air quality in the world based on IQAir in 2022. The impact of poor air quality in an environment can cause various health problems and even death. Lampung Province, especially Bandar Lampung City, is the center of economic activity and distribution on the island of Sumatra, because of its position as the gateway to Sumatra Island from Java Province. Based on this, the air quality issue in Bandar Lampung City must be addressed. The efforts made are to monitor and prevent air quality pollution by utilizing the concept of Artificial Intelligence (AI) through forecasting. Air quality forecasting is carried out using the OSEMN (Obtain, Scrub, Explore, Model, Interpreter) framework, using the Long Short Term Memory (LSTM) method and the Prophet method. In both methods, error values are compared to see the best forecasting results that can be used in decision making. The research results show that the LSTM method produces better predictions than the Prophet method. This is proven by the metric evaluation values used in the LSTM method with an average Root Mean Squared Error (RMSE) value of 5.38, Mean Absolute Error (MAE) 3.96 and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) 0.07. Meanwhile, the Prophet method produces an average value of Root Mean Squared Error (RMSE) of 18.48, Mean Absolute Error (MAE) of 15.61 and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.25.

Keywords: Air Quality, Forecasting, Long Short Term Memory, Prophet, OSEMN framework.

Judul Skripsi

: **PERBANDINGAN METODE PROPHET DAN
LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)
DALAM PERAMALAN KUALITAS UDARA
(STUDI KASUS KUALITAS UDARA KOTA
BANDAR LAMPUNG)**

Nama Mahasiswa

: *Michel*

Nomor Pokok Mahasiswa

: 2015061018

Program Studi

: Teknik Informatika

Jurusan

: Teknik Elektro

Fakultas

: Teknik



Pembimbing Utama

Pembimbing Pendamping

Ir. Muhamad Komarudin, S.T., M.T.

NIP. 19681207 199703 1 006

Ir. Titin Yulianti, S.T., M.Eng.

NIP. 19880709 201903 2 015

2. Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Elektro

Ketua Program Studi

Teknik Informatika

Herlinawati, S.T., M.T.

NIP. 19710314 199903 2 001

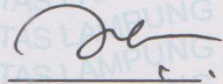
Yessi Mulyani, S.T., M.T.

NIP. 19731226 200012 2 001

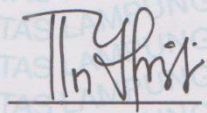
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

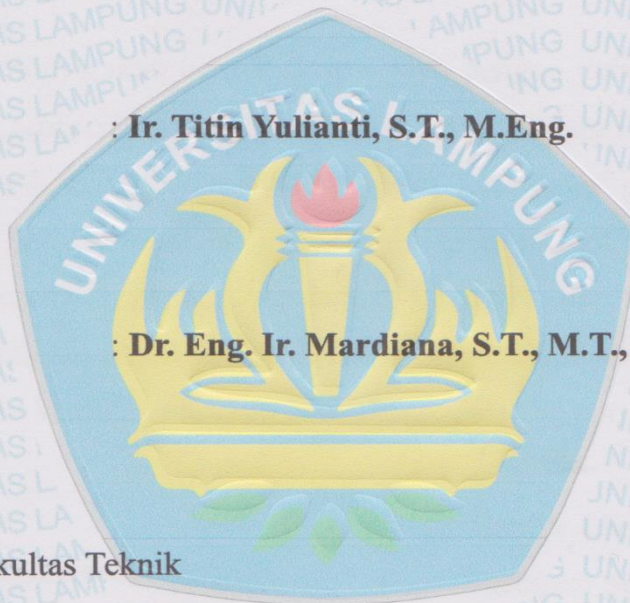
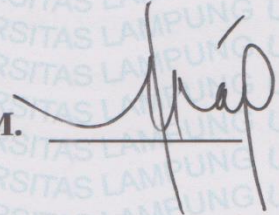
Ketua : **Ir. Muhamad Komarudin, S.T., M.T.**



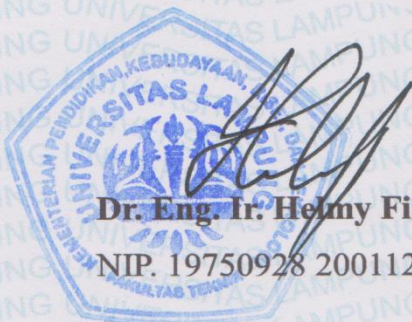
Sekretaris : **Ir. Titin Yulianti, S.T., M.Eng.**



Penguji : **Dr. Eng. Ir. Mardiana, S.T., M.T., IPM.**



2. Dekan Fakultas Teknik



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

NIP. 19750928 200112 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **17 Januari 2024**

SURAT PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Michel

NPM : 2015061018

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi saya dengan judul “Perbandingan Metode Prophet dan *Long Short Term Memory* (LSTM) Dalam Peramalan Kualitas Udara (Studi Kasus Kualitas Udara Kota Bandar Lampung)” dibuat oleh saya sendiri. Semua hasil yang termuat dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila di kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan hukum atau akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 22 Januari 2024

Pembuat pernyataan,



Michel

NPM. 2015061018

RIWAYAT HIDUP



Penulis lahir di Kota Bandar Lampung pada tanggal 17 Agustus 2002, sebagai anak ketiga dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak Willyanto dan Ibu Aida. Pendidikan dasarnya dimulai di SDN 2 Tanjung Senang Bandar Lampung pada tahun 2014, dilanjutkan di MTsN 2 Bandar Lampung pada tahun 2017, dan menyelesaikan pendidikan menengah di SMAN 9 Bandar Lampung pada tahun 2020.

Pada tahun yang sama, penulis berhasil masuk sebagai mahasiswa program studi Teknik Informatika melalui jalur undangan atau SNMPTN. Selama perjalanan kuliah, penulis aktif terlibat dalam berbagai kegiatan. Menjadi anggota Himpunan Mahasiswa Teknik Elektro Universitas Lampung, terlibat dalam departemen Pendidikan periode 2020/2021, dan kemudian beralih menjadi anggota departemen Pengembangan Keteknikan periode 2021/2022. Selain itu, penulis menjadi penerima beasiswa Bank Indonesia dan bergabung dalam komunitas Generasi Baru Indonesia (GenBI) selama dua periode kepengurusan, yaitu 2022 sampai 2024.

Dalam konteks akademis, penulis juga terlibat sebagai asisten laboratorium Teknik Digital pada tahun 2021 sampai 2023, serta asisten laboratorium Teknik Komputer pada tahun 2022 sampai 2023. Pengembangan diri penulis tidak hanya terbatas pada lingkup kampus, namun juga mencakup program Studi Independen di mitra Orbit Future Academy dengan fokus pada domain AI Mastery. Pada tahun 2023, penulis menjalani program magang bersertifikat Kampus Merdeka Batch 4 di PT. Sumber Alfaria Trijaya Tbk sebagai Data Information Specialist selama periode 18 Februari hingga 30 Juni 2023. Selain itu, pengalaman praktis penulis juga terlihat dalam pelaksanaan Kuliah Kerja Nyata di Desa Bandar Pugung, Kecamatan Lemong, Pesisir Barat.

MOTTO

مَا وَدَّعَكَ رَبُّكَ وَمَا قَلَىٰ ۗ

“Tuhanmu tiada meninggalkan kamu dan tiada (pula) benci kepadamu.”

(QS. Ad-Dhuha : 3)

إِنَّا لِلَّهِ وَإِنَّا إِلَيْهِ رَاجِعُونَ اللَّهُمَّ أَجْزِنِي فِي مُصِيبَتِي وَأَخْلِفْ لِي خَيْرًا مِنْهَا

“Segala sesuatu adalah milik Allah dan akan kembali pada-Nya. Ya Allah, berilah ganjaran terhadap musibah yang menimpaku dan berilah ganti dengan yang lebih baik.”

(Ummu Salamah)

“Tidak ada obat yang paling ampuh untuk bisa menyembuhkan luka batin kecuali ikhlas”.

(Anonym)

“Belajar meyakini bahwa tidak ada takdir yang buruk. Semua takdir adalah baik.

Tidak ada yang Allah rencanakan bagi hidup kita kecuali kebaikan. Tidak ada yang Allah kehendaki bagi kehidupan kita kecuali kebaikan, karena Allah Maha Baik. Mustahil Allah yang Maha Baik menyakiti hambaNya. (*back to first motto*)

(Ust. Hanan Attaki)

Menjalani hidup yang biasa saja dengan mudah merayakan hal-hal sederhana.

(Michel)

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil'amin, ku ucapkan Puji Syukur kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala rahmat dan hidayah-Nya serta sholawat kepada Nabi Muhammad Shallallahu Alaihi Wa Sallam yang selalu menjadi teladan bagi kehidupanku.

Kupersembahkan dengan tulus karya ini untuk Kedua Orang Tuaku tercinta, yang senantiasa melangitkan doa-doa sepanjang hidupnya untukku. Kuucapkan terima kasih sebesar-besarnya karena telah memberikan banyak kebaikan yang tidak akan pernah bisa terbalaskan. Skripsi ini merupakan bentuk cinta, kasih sayang dan terima kasihku atas segala yang telah diberikan oleh Kedua Orang Tuaku. Tidak lupa juga kepada Kakakku Dennis dan Syukma Ba'adilla yang selalu memberikan semangat dan ucapan selamat atas setiap pencapaian yang aku lakukan.

Juga kepada seluruh dosen, rekan-rekan seperjuangan, dan civitas Jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung dan semua orang yang selalu bertanya, “kapan wisuda?”, “kapan lulus” dengan bangga kupersembahkan skripsi ini.

Tidak lupa, terima kasih untuk diriku sendiri, **Michel**.

SANWACANA

Alhamdulillah *rabbil'alamin*, puji syukur selalu terpanjatkan kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala rahmat, karunia, dan hidayah-Nya sehingga dapat menyelesaikan skripsi dengan judul "**Perbandingan Metode Prophet dan Long Short Term Memory (LSTM) Dalam Peramalan Kualitas Udara Studi Kasus Kualitas Udara Kota Bandar Lampung**". Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada kekasih Allah SWT panutan seluruh umat yakni Baginda Rasulullah SAW yang telah memperbaiki ahlak budi pekerti manusia dari zaman kebodohan sampai saat ini. Dalam proses pelaksanaan pembuatan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan serta dukungan baik secara moril maupun materil dari berbagai pihak. Oleh karena itu, diucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berkontribusi baik secara langsung maupun tidak langsung pada pembuatan skripsi ini, khususnya kepada :

1. Dekan Fakultas Teknik Univeritas Lampung, Bapak Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc.,
2. Ibu Herlinawati, S.T., M.T. selaku ketua Jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung.
3. Ibu Yessi Mulyani, S.T., M.T selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Lampung sekaligus dosen pembimbing akademik yang selalu memberikan ilmu dan masukan selama menjalani masa perkuliahan.
4. Bapak Ir. Muhammad Komarudin, S.T., M.T selaku pembimbing utama yang telah banyak membantu dalam proses pengerjaan skripsi ini dengan memberikan bimbingan, semangat, energi positif dan idenya dalam pengerjaan skripsi ini.
5. Ibu Ir. Titin Yulianti, S.T., M.Eng selaku dosen pembimbing pendamping yang telah meluangkan waktu untuk membimbing ditengah kesibukannya,

memberikan ide baru, serta dukungan yang sangat baik dalam pengerjaan skripsi ini.

6. Ibu Dr. Eng. Ir. Mardiana, S.T., M.T., IPM., yang telah bersedia menjadi dosen penguji dalam sidang skripsi serta memberikan banyak saran dan masukan penulis pengembangan skripsi ini.
7. Terutama dan paling utama kepada kedua orang tua, papa, mama dan kakak kedua yang tiada hentinya memberikan semangat, dukungan, doa dan bantuan materil hingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik.
8. Untuk diri sendiri, karena telah menyelesaikan skripsi ini dengan semua rintangan yang dilalui.
9. Syukma Baadilla yang senantiasa menemani, mendengarkan keluh-kesah dan memberikan dukungan dalam mengerjakan skripsi sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
10. Teman-teman *Uts Gabuts* dan *Bismillah Cumlaude*, Sherly, Amanda, Feny, Rio, Hamzah, Niki dan Fajar. Terkhusus kepada Sherly dan Amanda yang selalu bertukar informasi terkait proses pengerjaan skripsi, bimbingan dan pengurusan berkas wisuda yang senantiasa selalu kebersamai pada setiap prosesnya.
11. Kepada adik minul yang selalu memberikan kebahagiaan dengan tingkah dan wajah lucunya yang selalu menghibur selama proses pengerjaan skripsi ini.
12. Serta pihak-pihak yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu

Penelitian ini masih jauh dari kata sempurna, dikarenakan terbatasnya pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki. Oleh karena itu, diharapkan segala bentuk saran serta masukan bahkan kritik yang membangun dari berbagai pihak. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pada pembaca dan semua pihak khususnya dalam bidang pengembangan *machine learning* dan *deep learning*.

Bandar Lampung, 22 Januari 2024

Penulis

Michel

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR TABEL.....	ix
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	4
1.6 Sistematika Penulisan Skripsi	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Pencemaran Udara	7
2.2 Indeks Kualitas Udara.....	8
2.3 Bandar Lampung.....	11
2.4 <i>Artificial Intelligence</i> (AI)	11
2.5 Peramalan (<i>forecasting</i>).....	12
2.6 <i>Data Time Series</i>	12
2.7 <i>Deep Learning</i>	13
2.8 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	13
2.9 <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM).....	14
2.10 <i>Machine Learning</i>	15
2.11 Prophet	16
2.12 Evaluasi Model	18
2.13 <i>OSEMN Framework</i>	20
2.14 Perangkat Lunak (<i>Software</i>)	23
2.15 Penelitian Terkait	25
III. METODOLOGI PENELITIAN.....	32
3.1. Waktu dan Tempat.....	32

3.2.	Alat dan Bahan.....	33
3.3.	Alur Penelitian	34
IV.	PEMBAHASAN	40
4.1	<i>Obtain</i>	40
4.2	<i>Scrub</i>	42
4.3	<i>Explore</i>	50
4.4	<i>Model</i>	80
4.5	<i>Interpret</i>	114
V.	KESIMPULAN DAN SARAN.....	144
5.1.	Kesimpulan	144
5.2.	Saran	145
	DAFTAR PUSTAKA	146
	LAMPIRAN.....	150

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Sistem menggunakan <i>Artificial Intelligence</i> [15]	12
Gambar 2 Arsitektur LSTM [22]	14
Gambar 3 Kategori pada <i>machine learning</i> [14].....	15
Gambar 4 Pembagian kerja pada metode Prophet [4].....	17
Gambar 5 OSEMN <i>Framework</i> [28].....	21
Gambar 6 Alur Penelitian.....	35
Gambar 7 Sumber dataset	36
Gambar 8 Dashboard <i>website</i> weatherbit.io.....	40
Gambar 9 Proses penarikan data menggunakan API <i>website</i> weatherbit.io	41
Gambar 10 Proses konversi file JSON ke xlsx	42
Gambar 11 Proses penggabungan file excel menggunakan <i>power query</i>	43
Gambar 12 Menampilkan dataset	43
Gambar 13 Menghapus kolom pada dataset	44
Gambar 14 Melihat info dataset.....	45
Gambar 15 Penyesuaian tipe data <i>datetime</i>	45
Gambar 16 Melihat jumlah data kosong pada masing-masing kolom.....	46
Gambar 17 <i>Boxplot</i> masing-masing variabel terhadap <i>outlier</i>	48
Gambar 18 Memeriksa <i>property</i> data	50
Gambar 19 Uji korelasi variabel kualitas udara.....	53
Gambar 20 Grafik variabel AQI	55
Gambar 21 Grafik Variabel PM ₁₀	55
Gambar 22 Grafik variabel PM _{2,5}	56
Gambar 23 Grafik variabel O ₃	57
Gambar 24 Grafik variabel SO ₂	58
Gambar 25 Grafik variabel NO ₂	59
Gambar 26 Grafik variabel CO	59
Gambar 27 Persebaran data variabel AQI berdasarkan bulan	61

Gambar 28 Persebaran data variabel CO berdasarkan bulan	62
Gambar 29 Persebaran data variabel NO ₂ berdasarkan bulan	63
Gambar 30 Persebaran data variabel O ₃ berdasarkan bulan	64
Gambar 31 Persebaran data variabel PM ₁₀ berdasarkan bulan.....	65
Gambar 32 Persebaran data variabel PM _{2,5} berdasarkan bulan	66
Gambar 33 Persebaran data variabel SO ₂ berdasarkan bulan	67
Gambar 34 Persebaran data variabel AQI berdasarkan hari	68
Gambar 35 Persebaran data variabel CO berdasarkan hari.....	69
Gambar 36 Persebaran data variabel NO ₂ berdasarkan hari	70
Gambar 37 Persebaran data variabel O ₃ berdasarkan hari	70
Gambar 38 Persebaran data variabel PM ₁₀ berdasarkan hari.....	71
Gambar 39 Distribusi data variabel PM _{2,5} berdasarkan hari.....	72
Gambar 40 Distribusi data variabel SO ₂ berdasarkan hari.....	73
Gambar 41 Distribusi data variabel AQI berdasarkan jam	74
Gambar 42 Persebaran data variabel CO berdasarkan jam	74
Gambar 43 Persebaran data variabel NO ₂ berdasarkan jam.....	75
Gambar 44 Persebaran data variabel O ₃ berdasarkan hari.....	76
Gambar 45 Persebaran data variabel PM ₁₀ berdasarkan hari.....	77
Gambar 46 Distribusi data variabel PM _{2,5} berdasarkan jam	78
Gambar 47 Distribusi data variabel SO ₂ berdasarkan jam.....	79
Gambar 48 Import <i>library</i> pemodelan LSTM.....	80
Gambar 49 Fungsi <i>Split Sequences</i>	81
Gambar 50 Fungsi <i>MinMaxScaler</i>	82
Gambar 51 Menambahkan fungsi step in dan step out	83
Gambar 52 Arsitektur model LSTM	85
Gambar 53 Proses pelatihan model.....	88
Gambar 54 Visualisasi grafik <i>loss function metric</i> MAE	89
Gambar 55 Grafik <i>loss function metric</i> MSE.....	90
Gambar 56 Pengujian model.....	91
Gambar 57 Pemodelan AQI menggunakan metode Prophet	93
Gambar 58 Prediksi AQI menggunakan data test	94
Gambar 59 Komponen model peramalan variabel AQI	95

Gambar 60	Komponen model peramalan variabel CO	98
Gambar 61	Komponen model peramalan variabel NO ₂	100
Gambar 62	Komponen model peramalan O ₃	103
Gambar 63	Komponen pemodelan PM ₁₀	106
Gambar 64	Komponen pemodelan PM _{2,5}	109
Gambar 65	Komponen pemodelan SO ₂	112
Gambar 66	Grafik data aktual dan prediksi variabel AQI metode LSTM	117
Gambar 67	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel CO metode LSTM ...	118
Gambar 68	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel NO ₂ metode LSTM..	118
Gambar 69	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel O ₃ metode LSTM.....	119
Gambar 70	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel PM ₁₀ metode LSTM.	120
Gambar 71	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel PM _{2,5} metode LSTM	121
Gambar 72	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel SO ₂ metode LSTM...	121
Gambar 73	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel AQI metode Prophet.	124
Gambar 74	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel CO metode Prophet .	125
Gambar 75	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel NO ₂ metode Prophet	126
Gambar 76	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel O ₃ metode Prophet ..	126
Gambar 77	Grafik aktual dan hasil prediksi variabel PM ₁₀ metode Prophet.	127
Gambar 78	Grafik aktual dan hasil prediksi variabel PM _{2,5} metode Prophet.	128
Gambar 79	Grafik data aktual dan hasil prediksi variabel SO ₂ metode Prophet.	128
Gambar 80	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel AQI	130
Gambar 81	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel CO.....	132
Gambar 82	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel NO ₂	134
Gambar 83	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel O ₃	136
Gambar 84	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel PM ₁₀	138
Gambar 85	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel PM _{2,5}	140
Gambar 86	Perbandingan data aktual dan hasil prediksi variabel SO ₂	142

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Standar <i>Air Quality Index</i>	9
Tabel 2 Tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE	20
Tabel 3 Penelitian Terkait	29
Tabel 4 Jadwal dan kegiatan penelitian.	32
Tabel 5 Perangkat Lunak (<i>Software</i>).....	33
Tabel 6 Kolom Dataset Kualitas Udara	36
Tabel 7 Kolom pada dataset kualitas udara.....	44
Tabel 8 Nilai median masing-masing variabel kualitas udara	47
Tabel 9 <i>Outliers</i> masing-masing variabel dengan nilai Q1 0,25 dan Q2 0,75.....	48
Tabel 10 <i>Outliers</i> masing-masing variabel dengan nilai Q1 0,2 dan Q3 0,8.	49
Tabel 11 Jumlah data sebelum dan sesudah dilakukan penghapusan <i>outliers</i>	51
Tabel 12 Perhitungan statistik deskriptif.....	51
Tabel 13 Pembagian data <i>training</i> dan <i>testing</i>	82
Tabel 14 Hasil <i>hyperparameter tuning</i>	84
Tabel 15 Hasil pemodelan metode LSTM	86
Tabel 16 Hasil evaluasi pemodelan menggunakan metode LSTM.....	114
Tabel 17 Hasil evaluasi pemodelan menggunakan metode Prophet.....	123
Tabel 18 Perbandingan nilai metrik evaluasi variabel AQI.....	131
Tabel 19 Perbandingan hasil evaluasi metrik variabel CO	133
Tabel 20 Perbandingan hasil metrik evaluasi variabel NO ₂	135
Tabel 21 Perbandingan nilai evaluasi metrik variabel O ₃	137
Tabel 22 Perbandingan nilai metrik evaluasi variabel PM ₁₀	138
Tabel 23 Perbandingan hasil metrik evaluasi variabel PM _{2,5}	141
Tabel 24 Perbandingan nilai metrik evaluasi variabel SO ₂	143

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Polusi udara adalah masalah lingkungan yang terjadi di seluruh dunia. Berdasarkan data dari *World Health Organization* (WHO), polusi udara menyebabkan kematian prematur mencapai 2 juta jiwa pertahun. Indonesia merupakan negara yang menduduki peringkat 26 dengan kualitas udara terburuk di dunia menurut IQAir tahun 2022. Menurut riset *Vital Strategies* dan Institut Teknologi Bandung penyebab utama polusi udara di Indonesia adalah asap kendaraan bermotor yang menyumbang 32% - 52% terhadap kadar *Particulate Matter 2,5* atau biasa disebut PM_{2,5} sehingga menyebabkan buruknya kualitas udara di suatu wilayah [1]. Kualitas udara yang buruk dapat memberikan dampak negatif bagi kesehatan manusia seperti Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA), penyakit jantung, *stroke*, penyakit paru obstruktif kronik, asma, kanker nasofaring laring, Berat Badan Lahir Rendah (BBLR), dan penyakit mata [2]. Dampak yang ditimbulkan tersebut dapat mengurangi produktivitas pekerja bahkan menurunkan usia harapan hidup di Indonesia mencapai 2,5 tahun.

Kota Bandar Lampung merupakan kota yang memiliki peran penting dalam proses distribusi logistik darat utama yang menghubungkan pulau Jawa dan Sumatra. Berlokasi di ujung pulau Sumatra, kota ini berperan sebagai pintu gerbang utama menuju Sumatra dan sebaliknya. Berdasarkan penelitian kajian indeks standar polusi udara yang dilakukan oleh *Analytical and Environmental Chemistry*, Kota Bandar Lampung sebagai jalur lintas Sumatra, memiliki tingkat polusi udara yang tinggi karena dilalui oleh kendaraan bermotor seperti truk dan tronton yang mengangkut berbagai barang dan material. Padatnya aktivitas kendaraan tersebut menyebabkan polusi udara berupa debu dan partikulat lain yang dapat mengganggu kesehatan, terutama pada organ mata dan sistem pernafasan. Keadaan tersebut mengakibatkan beberapa titik di kota Bandar Lampung masuk kedalam kategori

tidak sehat karena melebihi ambang batas yang ditentukan oleh Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) Republik Indonesia [3].

Upaya yang dilakukan untuk menangani masalah tersebut antara lain pengukuran dan analisis terhadap kualitas udara berdasarkan baku mutu udara ambien nasional yang ditetapkan dalam Peraturan Pemerintah Republik Indonesia nomor 41 tahun 1999. Hal ini dilakukan untuk memonitoring dan mengendalikan pencemaran udara di lingkungan. Kota Bandar Lampung telah rutin melakukan pemantauan kualitas udara ambien pada beberapa titik Stasiun Pemantau Kualitas Udara Ambien (SPKUA). Tentunya dari hasil pendeteksian tersebut terdapat data *historical* yang memungkinkan untuk diolah sehingga memberikan pengetahuan baru untuk menangani masalah pencemaran udara di Kota Bandar Lampung, yaitu dengan memanfaatkan teknologi *Artificial Intelligence* (AI).

Salah satu konsepsi AI yang memanfaatkan data besar untuk menyelesaikan permasalahan pemantauan kualitas udara adalah Peramalan (*forecasting*). Peramalan (*forecasting*) adalah suatu teknik analisis komputasi untuk memperkirakan kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan pengalaman di masa lalu[4]. Peramalan bisa menjadi dasar bagi para pembuat kebijakan untuk membuat perencanaan jangka pendek, menengah maupun jangka panjang. Pada kasus ini dilakukan peramalan atau *forecasting* guna memperoleh nilai peramalan kualitas udara untuk waktu yang akan datang, yang dapat membantu pemerintah atau pihak yang berkepentingan dalam mengelola dan mengurangi dampak dari pencemaran udara tersebut, seperti dengan melakukan peringatan dini terhadap peningkatan polusi udara dengan mengambil langkah-langkah pencegahan dan perlindungan sebelum udara tersebut memberikan dampak buruk kepada banyak orang.

Algoritma yang sering digunakan dalam peramalan yang memanfaatkan *Artificial Intelligence* dan berbasis data deret waktu adalah *Long Short Term Memory* (LSTM). LSTM banyak dipilih untuk prediksi berbasis waktu atau *time series* karena dikenal lebih unggul dan handal dalam melakukan prediksi dalam waktu lama dibanding algoritma lain [5]. Selain itu digunakan juga metode Prophet sebagai metode pembanding dengan pendekatan *machine learning* yang dapat

digunakan dalam melakukan peralaman dengan menggunakan data deret waktu didekomposisi menjadi 3 bagian utama yakni *trend*, *seasonal* dan *holidays*. [6].

Perbandingan antara kedua metode tersebut dilakukan untuk mengidentifikasi pendekatan yang paling efektif dan sesuai dalam menghadapi kompleksitas dan variasi data kualitas udara di Kota Bandar Lampung. Pada metode LSTM memiliki kemampuan dalam menangkap pola nonlinier dan ketergantungan jangka panjang, diharapkan dapat mengatasi karakteristik unik dari data tersebut. Di sisi lain, Sedangkan Prophet dengan desainnya yang mempertimbangkan komponen musiman dan efek hari libur, diharapkan mampu memberikan keunggulan dalam meramalkan variasi periodik dalam kualitas udara [7].

Performa kedua model tersebut ditunjukkan dengan nilai *error* yang merupakan dengan hasil evaluasi metrik kinerja RMSE (*Root Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Nilai-nilai *error* tersebut memberikan pemahaman mengenai sejauh mana setiap model mampu memberikan prediksi yang akurat. RMSE mengukur rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi dan nilai yang ditampilkan merupakan representasi dari satuan sebenarnya, MAE mengukur rata-rata dari nilai absolut selisih tersebut, dan MAPE memberikan persentase rata-rata dari kesalahan absolut sebagai proporsi dari nilai sebenarnya. Dengan melakukan analisis nilai *error*, dapat memberikan gambaran komprehensif tentang performa relatif antara model LSTM dan Prophet dalam meramalkan kualitas udara di Kota Bandar Lampung.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana membangun model peramalan kualitas udara menggunakan metode LSTM dengan studi kasus kualitas udara Kota Bandar Lampung?
2. Bagaimana membangun model peramalan kualitas udara menggunakan metode Prophet dengan studi kasus kualitas udara Kota Bandar Lampung?
3. Manakah metode terbaik dari hasil perbandingan LSTM dan Prophet yang dapat digunakan pada peramalan kualitas udara Kota Bandar Lampung?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan diatas, maka didapatkan tujuan penelitian sebagai berikut :

1. Melakukan pemodelan peramalan (*forecasting*) menggunakan metode LSTM.
2. Melakukan pemodelan peramalan (*forecasting*) menggunakan metode Prophet.
3. Melakukan perbandingan performa yang direpresentasikan dengan nilai evaluasi metrik RMSE, MAE dan MAPE pada peramalan kualitas udara kota Bandar Lampung menggunakan metode LSTM dan Prophet.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Manfaat Teoritis

Dari penelitian yang ini diharapkan dapat membantu perkembangan ilmu pengetahuan mengenai metode yang digunakan yaitu LSTM dan Prophet sehingga dapat digunakan sebagai bacaan maupun acuan referensi dalam melakukan penelitian serupa di kemudian hari.

2. Manfaat Praktis

- Bagi penulis, penulis mampu menerapkan dan menambah wawasan mengenai metode LSTM dan Prophet untuk melakukan peramalan kualitas udara dengan studi kasus kota Kota Bandar Lampung.
- Bagi peneliti atau akademisi, dapat mengetahui metode terbaik yang dapat digunakan untuk mengukur kadar polutan untuk beberapa waktu kedepan.
- Bagi pemerintah, sebagai bahan pertimbangan dan pengambilan keputusan untuk mengatasi masalah serta melakukan pencegahan terkait masalah pencemaran udara dalam ruangan yang terjadi.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini difokuskan pada perbandingan kinerja model berdasarkan data per jam kadar kualitas udara dengan studi kasus Kota Bandar Lampung dari tanggal 12 Januari 2022 sampai dengan 9 November 2023 dengan menggunakan metode LSTM dan Prophet. Hasil peramalan pada penelitian ini menampilkan

perbandingan nilai MAE, RMSE dan MAPE dari metode yang digunakan untuk mengukur performa dari hasil peramalan kedua metode tersebut.

1.6 Sistematika Penulisan Skripsi

Dalam pembahasan laporan penelitian ini, sistematika penulisan yang digunakan adalah sebagai berikut:

BAB I: PENDAHULUAN

Menjelaskan tentang latar belakang dan rumusan masalah dilakukannya perbandingan metode LSTM dan Prophet dalam melakukan peramalan kualitas udara Kota Bandar Lampung, menjelaskan tujuan dilakukannya perbandingan metode LSTM dan Prophet, menjelaskan batasan masalah dari perbandingan metode LSTM dan Prophet, serta menuliskan sistematika penulisan laporan.

BAB II: TINJAUAN PUSTAKA

Membahas tentang penelitian-penelitian sebelumnya pada tinjauan pustaka, dan dasar-dasar teori dari penelitian perbandingan metode LSTM dan Prophet. Penelitian ini menggunakan teori dasar mengenai konsep *Artificial Intelligent* seperti peramalan (*forecasting*) serta metode yang digunakan dalam melakukan peramalan yaitu Prophet, dan LSTM yang bersumber dari buku, jurnal, skripsi dan penelitian ilmiah yang berkaitan dengan peramalan menggunakan metode LSTM dan Prophet.

BAB III: METODE PENELITIAN

Memuat langkah-langkah secara sistematis dan logis yang disusun tahap demi tahap dalam pembuatan model peramalan menggunakan metode LSTM dan Prophet menggunakan *framework* OSEMN yang terdiri dari tahap *obtain*, *scrubbing*, *exporating*, *modeling* dan *intepreter*. Masing-masing tahapan menjelaskan secara detail proses yang dilakukan.

BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Memaparkan hasil yang didapat pada pembuatan dan pengujian model peramalan menggunakan metode LSTM dan Prophet. Hasil yang

dipaparkan berupa nilai *error* dari masing masing metode yang digunakan.

BAB V: KESIMPULAN DAN SARAN

Memuat tentang kesimpulan dari hasil penelitian perbandingan metode LSTM dan Prophet untuk meramalkan kualitas udara Kota Bandar Lampung dan memaparkan saran dari hasil penelitian tersebut untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

TINJAUAN PUSTAKA

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pencemaran Udara

Udara adalah campuran dari berbagai gas yang terdapat pada lapisan yang mengelilingi bumi. Komponen terbanyak dalam pembentukan udara adalah nitrogen dan oksigen. Oksigen adalah sumber gas terpenting dalam kehidupan karena mendukung kehidupan makhluk hidup dan memungkinkan terjadinya pemakaran bahan bakar. Komposisi udara bersih sangat bervariasi di setiap tempat di seluruh dunia. Rata-rata presentase gas dalam udara bersih (per volume) yaitu Nitrogen (N_2) 78%, Karbondioksida (CO_2) 0,03%, Argon (Ar) 0,9%, Oksigen (O_2) 20,8% dan gas lainnya sebanyak 0,27% [8]. Pencemaran udara diartikan sebagai bertambahnya bahan atau zat kimia ke dalam lingkungan udara normal dan melebihi batas tertentu. Penyebab bertambahnya zat kimia tersebut diakibatkan oleh beberapa faktor seperti pembakaran hutan, perubahan iklim, dan pembakaran bahan bakar.

Peningkatan zat kimia ini dapat memberikan efek buruk bagi kehidupan makhluk hidup di muka bumi [9]. Menurut WHO (2011) efek kesehatan dari paparan polusi udara dalam waktu tertentu dapat mempengaruhi reaksi radang paru-paru, ISPA (Infeksi Saluran Pernapasan Atas), gangguan pada sistem kardiovaskuler, meningkatnya perawatan gawat darurat, peningkatan penggunaan obat, bahkan kematian [2]. Berdasarkan pengukuran *Air Quality Life Index* (AQLI), rata-rata masyarakat Indonesia diperkirakan kehilangan 2,5 tahun harapan hidup akibat polusi udara. Hal ini diakibatkan karena kualitas udara tidak memenuhi standar batas ambang sesuai pedoman organisasi kesehatan dunia (WHO).

2.2 Indeks Kualitas Udara

Indeks Kualitas Udara adalah parameter yang digunakan untuk mengevaluasi tingkat pencemaran udara. Umumnya, indeks ini digunakan oleh lembaga pemerintah untuk mengindikasikan sejauh mana tingkat keburukan kualitas udara di suatu wilayah. Setiap negara memiliki indeksnya sendiri, yang disesuaikan dengan standar kualitas udara yang berlaku di negara tersebut. Beberapa contoh indeks tersebut termasuk *Air Pollutant Index* di Malaysia, *Air Quality Health Index* di Kanada, dan *Pollutant Standard Index* di Singapura.

a. *Air Quality Index (AQI)*

Air Quality Index atau disingkat dengan AQI merupakan pengukuran konsentrasi polutan pada udara berdasarkan ambien dan resiko kesehatan terkait. AQI mengukur sejumlah parameter polutan udara seperti Sulfur Dioksida (SO₂), Nitrogen Dioksida (NO₂), Ozon (O₃), Karbon Monoksida (CO), *Particulat Matter* dengan diameter kurang dari 10 mikrometer (PM₁₀), dan *Particulat Matter* dengan diameter kurang dari 2.5 mikrometer (PM_{2.5}). Berdasarkan beberapa parameter polutan tersebut AQI memberikan indeks yang menggambarkan resiko kesehatan terkait dengan tingkat polusi udara. Berikut merupakan rumus untuk menghitung nilai Indeks Komponen (Ip) [10]:

$$I_p = \frac{I_{high} - I_{low}}{B_{high} - B_{low}} \times (C_p - B_{low}) + I_{low} \quad (1)$$

Keterangan :

- I_p = Indeks Polutan P
- I_{low} = Batas rendah indeks komponen
- I_{high} = Batas tinggi indeks komponen
- B_{low} = Batas rendah Indeks AQI
- B_{high} = Batas tinggi indeks AQI

Selanjutnya AQI dikelompokkan menjadi beberapa kategori yang merepresentasikan tingkat risiko kesehatan terkait polusi udara. Umumnya, AQI terdiri dari skala yang berkisar dari 0 hingga 500, di mana nilai yang lebih tinggi

menunjukkan tingkat polusi udara yang lebih tinggi dan risiko kesehatan yang lebih besar. Berikut adalah kategori umum pada AQI menurut standar kualitas udara milik Amerika Serikat [10].

Tabel 1 Standar *Air Quality Index*

AQI	Tingkat	Keterangan
0-50	Baik	Tidak ada atau sedikit risiko kesehatan.
51-100	Moderat	Kualitas udara dapat diterima. Namun beberapa individu yang sangat peka dapat mengalami efek kesehatan.
101-150	Tidak Sehat untuk Kelompok Sensitif	Kualitas udara yang tidak sehat untuk kelompok sensitif; risiko kesehatan meningkat untuk kelompok sensitif.
151-200	Tidak Sehat	Kualitas udara yang tidak sehat; semua orang dapat mulai mengalami efek kesehatan yang lebih serius.
202-300	Sangat Tidak Sehat	Kualitas udara sangat tidak sehat; kesehatan dapat terkena dampak serius.
>301	Berbahaya	Kualitas udara berbahaya; risiko kesehatan darurat.

Berdasarkan Tabel 1 Indeks tersebut memungkinkan masyarakat umum, pemerintah, dan badan pengawas lingkungan untuk memahami dampak langsung polusi udara terhadap kesehatan manusia dan mengambil tindakan yang diperlukan untuk melindungi masyarakat.

b. *Particulate Matter 2,5 (PM_{2,5})*

Particulate Matter 2.5 atau disebut PM_{2.5} adalah partikel kecil dalam udara yang memiliki diameter kurang dari 2.5 mikrometer. Sumber PM_{2.5} berasal dari pembakaran bahan bakar fosil yang termasuk didalamnya asap kendaraan dan industri, kebakaran hutan dan pembakaran biomassa yang berasal dari reaksi kimia pada atmosfer . PM_{2.5} dapat masuk ke dalam paru-paru dan aliran darah yang dapat menyebabkan masalah kesehatan seperti gangguan pernapasan, penyakit jantung, dan kematian dini. Di Indonesia, PM_{2.5} diukur sebagai bagian dari Indeks Standar

Pencemar Udara (ISPU), yang memberikan informasi tentang kualitas udara ambien di lokasi tertentu [11].

c. *Particulate Matter 10 (PM₁₀)*

PM₁₀ atau dalam bahasa Indonesia disebut materi partikulat merupakan partikel dengan diameter 10 mikrometer atau kurang yang dapat berbahaya bagi kesehatan karena dapat menembus ke dalam sistem pernapasan. Dampak utama dari PM₁₀ bagi kesehatan antara lain, merusak jaringan pada paru-paru dan sistem pernapasan, kanker dan kematian dini. Bagi pengidap penyakit paru-paru kronis, flu maupun asma akan menjadi sangat berbahaya terhadap efek PM₁₀[3].

d. *Sulfur Dioxide (SO₂)*

SO₂ atau dalam bahasa Indonesia disebut Sulfur Dioksida adalah gas berbahaya yang biasanya dihasilkan dari hasil pembakaran menggunakan bahan bakar fosil yang mengandung sulfur, kendaraan diesel, dari aktivitas industri yang menggunakan bahan bakar minyak mentah dan batu bara, atau dari gunung berapi. SO₂ merupakan polutan udara yang dapat menyebabkan batuk dan kesulitan bernapas [3]. Selain itu, gas SO₂ juga menjadi penyebab terjadinya hujan asam yang dapat mengganggu kehidupan dan kesehatan manusia.

e. *Carbon Monoxide (CO)*

CO atau Karbon Monoksida adalah gas yang tidak berbau, tidak berasa, dan juga tidak berwarna yang dihasilkan oleh pembakaran material yang mengandung arang maupun bahan organik, baik dalam pengolahan industri maupun pengolahan alam. CO memiliki dampak buruk bagi kesehatan apabila terhirup ke dalam paru-paru dan masuk ke peredaran darah manusia. Gas CO merupakan gas beracun yang dihasilkan dari pembakaran tidak sempurna seperti yang terjadi pada pembakaran pada asap kendaraan [12].

f. *Ozone (O₃)*

O₃ atau Ozon merupakan molekul inklusif tiga atom oksigen dan disebut sebagai gas tanpa warna. Ozon terbentuk secara alami melalui proses fotokimia [8]. Ozon

merupakan polutan sekunder yang terus menerus dibantuk dan dihancurkan di atmosfer melalui reaksi kimia. Polutan primer berperan utama dalam keberadaan konsentrasi gas ozon di lapisan troposfer. Polutan ini dihasilkan dari pembakaran bahan bakar fosil, asap kendaraan, kebakaran hutan dan pembakaran biomassa [8].

g. Nitrogen Dioxide (NO₂)

NO₂ atau dalam bahasa Indonesia disebut Nitrogen Dioksida merupakan gas berwarna coklat kemerahan dengan bau tajam menyengat dan sangat beracun. NO₂ terbentuk dari pembakaran pada bersuhu tinggi dari bahan bakar fosil seperti batu bara, minyak mentah, bensin, ataupun solar [8]. Dampak berbahaya bagi kesehatan dari adanya gas NO₂ adalah berbagai macam penyakit pernafasan, karena NO₂ yang terhirup masuk dan menembus hingga ke bagian dalam paru-paru, memengaruhi kesehatan mata, tenggorokan dan menyebabkan iritasi pada hidung.

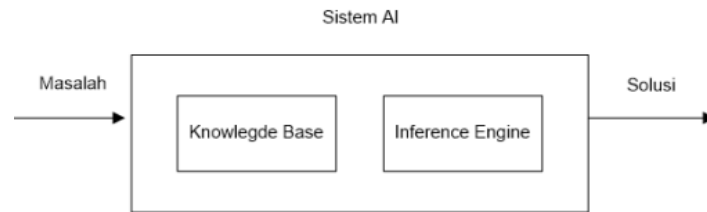
2.3 Bandar Lampung

Bandar Lampung adalah ibu kota dari Provinsi Lampung, Indonesia. Secara geografis Kota Bandar Lampung terletak pada koordinat 5° 20' - 5° 30' lintang selatan dan 105° 28' - 105° 37' bujur timur yang menjadikannya sebagai kota ini terletak di pesisir barat Pulau Sumatera. Kota Bandar Lampung memiliki luas wilayah 197,22 km² yang terbagi ke dalam 13 kecamatan dan 98 kelurahan dengan populasi penduduk 879.651 jiwa dan kepadatan penduduk mencapai sekitar 8.142 jiwa/km³. Berdasarkan keadaan geografis dan kepadatan penduduknya Kota Bandar Lampung menyokong polusi udara yang cukup tinggi di pulau Sumatera. Hal tersebut didukung dengan bukti valid berdasarkan pemantauan IQAir pada tanggal 18 Oktober 2023 indeks kualitas udara (AQI) di Bandar Lampung adalah tidak sehat dengan nilai AQI sebesar 150. Polutan utama yang terdeteksi adalah PM_{2.5} dengan konsentrasi sebesar 60.6 µg/m³ [13].

2.4 Artificial Intelligence (AI)

AI merupakan ilmu pengetahuan di bidang komputer yang menjadikan komputer dapat mengerjakan tugas layaknya manusia [14]. Sistem yang menggunakan AI akan menghasilkan keluaran (*output*) berupa solusi dari suatu permasalahan

berdasarkan sekumpulan pengetahuan (*knowlagde*) yang pernah dipelajari oleh sistem tersebut.



Gambar 1 Sistem menggunakan *Artificial Intelligence*[15]

Gambar 1 terdapat, *input* dalam sistem yang menggunakan AI berupa masalah. Sistem AI di dalamnya harus mempunyai dasar pengetahuan (*knowledge base*) yang terdiri dari sekumpulan pengetahuan kemudian mesin inferensi mampu menarik kesimpulan berdasarkan fakta atau pengetahuan dari basis pengetahuan. Keluaran (*output*) yang dihasilkan oleh sistem AI berupa solusi terhadap permasalahan yang timbul dari inferensi [15].

2.5 Peramalan (*forecasting*)

Peramalan atau disebut juga *forecasting* adalah suatu metode yang mempelajari tentang memperkirakan suatu nilai dimasa depan berdasarkan data-data pada masa lalu [16]. Peramalan dapat dilakukan dengan pendekatan kualitatif atau kuantitatif [17]. Tujuan peramalan adalah untuk memprediksi prospek ekonomi dan kegiatan bisnis serta menentukan pengaruh lingkungan terhadap prospek tersebut [18]. Peramalan merupakan faktor terpenting bagi setiap perusahaan, organisasi ataupun pemerintahan dalam setiap pengambilan keputusan manajemen. Peramalan bisa menjadi dasar bagi para perencana untuk membuat perencanaan jangka pendek, menengah maupun jangka panjang bagi organisasi komersial maupun tidak.

2.6 *Data Time Series*

Data *time series* adalah data yang dikumpulkan berurutan dalam interval waktu yang tetap. Setiap poin data dalam *time series* mencatat nilai pada waktu tertentu, dan seringkali menggambarkan evolusi dan perubahan dalam suatu fenomena atau variabel seiring berjalannya waktu [19]. Analisis data *time series* adalah alat

penting untuk mengungkapkan pola, tren, serta komponen musiman dalam data, memungkinkan pemahaman lebih baik tentang perubahan dan prediksi masa depan berdasarkan sejarah data tersebut. Data *time series* memiliki aplikasi yang luas di berbagai bidang, termasuk ekonomi, ilmu sosial, meteorologi, dan manajemen bisnis, serta digunakan untuk mengambil keputusan yang lebih baik dan meramalkan hasil masa depan.

2.7 Deep Learning

Deep learning adalah salah satu cabang dari *machine learning* yang fokus pada penggunaan jaringan saraf tiruan (*neural networks*) yang dalam untuk memodelkan dan memahami data yang kompleks [20]. *Deep learning* menggunakan pendekatan pembelajaran hierarkis. Dalam hal ini proses pembelajaran merupakan suatu rangkaian yang berisi proses memperkirakan parameter model agar model yang dikembangkan dapat menyelesaikan permasalahan tertentu. *Deep learning* juga menggunakan lapisan yang berbeda antara lapisan masukan (*input*) dan lapisan keluaran (*output*). Arsitektur *deep learning* dapat digunakan untuk melakukan pemrosesan non linier, yang hasilnya dapat digunakan untuk pembelajaran fitur dan klasifikasi model. Lapisan *deep learning* dapat digunakan untuk melakukan abstraksi pada tingkat yang berbeda [21].

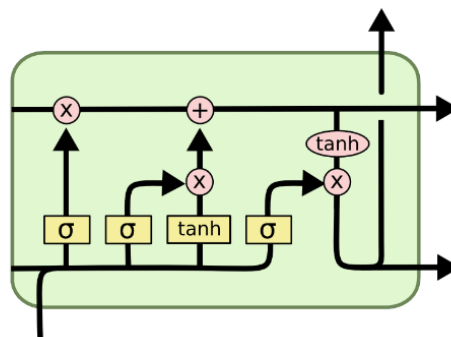
2.8 Recurrent Neural Network (RNN)

Jaringan saraf berulang atau *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan dengan masukan yang diproses dipanggil secara berulang-ulang untuk data masukan yang sifatnya sekuensial [20]. RNN merupakan bagian dari *deep learning* karena pemrosesan data dilakukan melalui banyak layer dan secara berulang-ulang. Saat ini RNN telah mengalami perkembangan seiring dengan berkembangnya teknologi *hardware* untuk membantu proses *deep learning*, dan sudah digunakan pada beberapa bidang seperti dalam bidang pemrosesan bahasa alami (NLP) [20], pengenalan suara, sistem musik, manajemen keuangan, analisis deret DNA, analisis video, dan sebagainya. Berdasarkan arsitektur yang dimiliki RNN, secara teori metode ini dapat menyelesaikan permasalahan ketergantungan dalam jangka panjang. Akan tetapi, dalam penggunaannya RNN

tidak mampu melakukan penyimpanan informasi sebelumnya dengan baik dikarenakan permasalahan gradien yang menghilang.

2.9 Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short Term Memory (LSTM) adalah algoritma turunan dari algoritma RNN. LSTM sendiri terdiri dari *cell*, *input gate*, *output gate* dan *forget gate* [19]. Biasanya, metode LSTM digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang berkaitan dengan *deep learning*. Selain itu, metode LSTM sangat cocok dalam kasus penyelesaian masalah yang berkaitan dengan pengklasifikasian, memproses, dan memprediksi berdasarkan data *time series*. Hal tersebut dikarenakan terdapat kelangkaan durasi data yang tidak diketahui di antara barisan peristiwa penting dalam rangkaian waktu. LSTM akan memproses data yang masuk secara berulang-ulang. Perulangan pada diri sendiri terjadi di setiap *output* dari *hidden layer*, begitu seterusnya hingga memperoleh hasil *output* yang dirasa paling akurat. Informasi yang masuk ke *forget gates* akan diproses sesuai dengan informasi yang akan disimpan pada *memory cell*. Arsitektur LSTM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Arsitektur LSTM [22]

Berdasarkan arsitektur pada Gambar 2, digunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk melakukan perhitungan nilai pada *input gate*. Persamaan 2 merupakan rumus perhitungan *input gate* [19]:

$$f_t = \sigma (W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

Selanjutnya digunakan persamaan 3 dan 4 untuk menghitung nilai input gate yang ada pada *memory cell* . Hal ini dilakukan untuk memperbarui informasi dan menyimpan nilai baru menggunakan fungsi aktivasi *tanh*.

$$i_t = \sigma (W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$c_t = \tanh (W_c [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

Selanjutnya menghitung nilai yang ada pada *input gate* menggunakan persamaan 5:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C_t \quad (5)$$

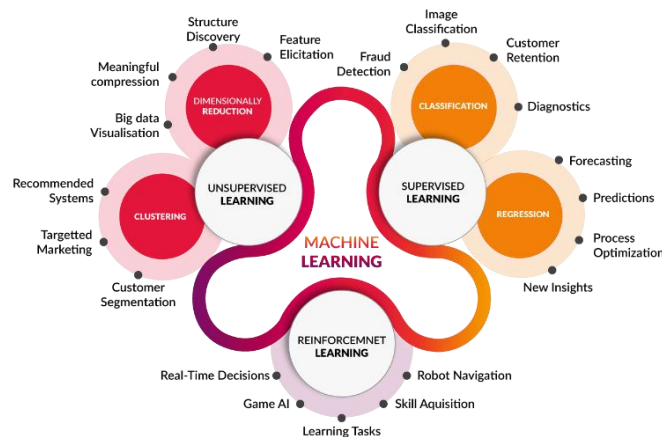
Kemudian *forget gates* mengisi nilai *memory cell* menggunakan cell gates untuk dilanjutkan ke *output gates*. Pada *output gates* terdapat 2 *gate* untuk menghitung nilai yang ditampilkan menggunakan persamaan 6 dan 7.

$$Q_t = \sigma (W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (7)$$

2.10 Machine Learning

Machine Learning merupakan salah satu cabang ilmu kecerdasan buatan yang dapat diartikan sebagai aplikasi komputer atau algoritma matematika yang diadopsi berdasarkan cara penyelesaian masalah yang didasarkan pada pengalaman dan pembelajaran dan menghasilkan data prediksi di masa yang akan datang. Proses pembelajaran pada *machine learning* berupa proses latihan (*training*) dan pengujian (*testing*) kedua proses tersebut adalah cara *machine learning* memperoleh model kecerdasan [23]. *Machine learning* dibagi menjadi 3 kategori yaitu *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning* dan *Reinforcement Learning* seperti pada Gambar 3.



Gambar 3 Kategori pada *machine learning* [14]

Teknik yang digunakan pada *Supervised Learning* adalah metode klasifikasi dimana kumpulan data diberi label lengkap untuk mengklasifikasikan kelas-kelas

yang tidak diketahui. Sementara itu, teknik pembelajaran *Unsupervised Learning* tidak dilakukan pelabelan karena tidak ada nya kebutuhan untuk mengidentifikasi contoh kelas. Lalu kategori *Reinforcement Learning* biasanya berada antara *Supervised Learning* dan *Unsupervised Learning* teknik ini bekerja dalam lingkungan yang dinamis di mana konsepnya harus menyelesaikan tujuan tanpa adanya pemberitahuan dari komputer secara eksplisit jika tujuan tersebut telah tercapai [23].

2.11 Prophet

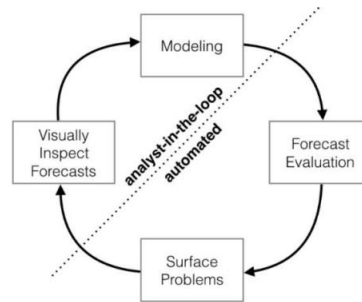
Prophet model adalah mesin peramalan yang dibangun oleh *tim Core Data Science Facebook* sebagai sumber terbuka yang tersedia dalam Python dan R [24]. Prophet model menerapkan model aditif umum *atau General Adaptive Model (GAM)* untuk memenuhi fungsi pemulusan (*smoothing*) dan peramalan. Prophet model merupakan analisis ramalan deret waktu berdasarkan persamaan linier sederhana yang mengakomodasi tren non-linear dengan menambahkan musiman harian, mingguan, dan tahunan dengan memperhitungkan efek hari libur [24]. Oleh karena itu metode tersebut dapat dirumuskan pada persamaan 8 [7] :

$$Y(t) = g(t) + S(t) + h(t) + \varepsilon(t) \quad (8)$$

Dimana setiap komponen persamaan (4), terdiri dari:

- $g(t)$ adalah kurva pertumbuhan *piecewise linear* atau logistik untuk pemodelan perubahan non-periodik dalam seri waktu.
- $s(t)$ adalah perubahan periodik (misalnya musiman mingguan/tahunan).
- $h(t)$ adalah efek liburan (pengguna disediakan) dengan jadwal yang tidak teratur.
- $\varepsilon(t)$ adalah istilah kesalahan (*error term*) untuk setiap perubahan yang tidak biasa tidak ditampung oleh model.

Algoritma Prophet model termasuk dalam peramalan semi otomatis, dimana model tersebut memiliki pembagian tugas antara manusia dan otomatisasi. Pembagian kerja dalam model ini dijelaskan pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4 Pembagian kerja pada metode Prophet [4]

Pada prophet model, proses peramalan diawali dengan proses visualisasi data sebagai salah satu ilustrasi proses pelatihan model. Proses kedua adalah melatih model dengan melakukan proses *tuning* untuk parameter tren, musim, hari libur, dan parameter komponen lainnya. Selanjutnya adalah mengevaluasi model peramalan, jika hasil evaluasi model $> 10\%$ atau model dianggap kurang optimal maka prosedur dapat diulangi dari prosedur tuning parameter, jika hasil evaluasi model $< 10\%$, prosesnya kemudian dapat berpindah ke tahap peramalan. Proses terakhir berkaitan dengan *surface problems*, ketika terdapat masalah yang memerlukan partisipasi peneliti, maka peneliti dapat menganalisis hasil prediksi dan tidak ragu untuk memodifikasi model [7].

a. *Trend*

Dalam Prophet model, terdapat 4 pilihan dalam melakukan proses *tuning parameter trend/growth*, yaitu dengan:

- *Non-linear Saturating Growth*
 Pada model Prophet, komponen *growth* bertujuan untuk mengetahui bagaimana populasi berkembang. Facebook membuat komponen *growth* semirip mungkin dengan ekosistem alami. *Growth* sering kali dimodelkan dengan menggunakan *logistic growth model* yang bentuknya paling dasar [6].
- *Linear Trend with Changepoints*
Changepoints atau titik perubahan titik dimana data berubah arah. Untuk peramalan yang tidak menunjukkan pertumbuhan yang jenuh dan tingkat pertumbuhan konstan satu per satu (*piece-wise constant rate of growth*). *Changepoint prior scale* digunakan untuk mengatur tingkat fleksibilitas dari

tren. Hal ini bertujuan untuk mengatasi masalah *overfitting* dan *underfitting* [6].

- *Automatic Changepoint Selection*

Model ini digunakan jika sudah diketahui waktu perubahan suatu tren. Proses ini dilakukan secara otomatis dengan melakukan penyaringan kandidat dan seleksi berdasarkan persamaan *Non-linear Saturating Growth* dan *Linear Trend with Changepoints* [6].

- *Trend Forecast Uncertainty*

Ketika model diekstrapolasi secara historis untuk membuat peramalan, maka tren akan memiliki angka konstan. *Generative model forward* dapat digunakan dalam memperkirakan ketidakpastian dalam peramalan tren [6].

b. *Seasonality*

Data deret waktu sering kali menunjukkan sifat musiman dengan banyak periode waktu sebagai sebab akibat dari perilaku manusia [6]. Oleh karena itu digunakan *fourier series* dalam memodelkan peramalan Prophet untuk mengatasi hal masalah ini untuk memberikan efek periodik yang fleksibel. Komponen *seasonality* dapat diatur sebagai *additive model* atau *multiplicative model* [24].

c. *Holidays and Events (Hari libur dan peristiwa besar)*

Hari libur atau peristiwa besar dapat mempunyai dampak yang dapat diprediksi, meskipun tidak memiliki pola yang berulang. Daftar hari libur dimasukkan dalam model dengan asumsi bahwa pengaruh hari libur bersifat independen [24]. Prophet model memungkinkan untuk menambahkan daftar khusus peristiwa masa lalu dan masa depan. Prophet model memiliki prinsip dan skalabilitas yang sederhana, sehingga model ini dirancang khusus untuk memprediksi masalah dan menangani nilai yang hilang dengan baik [24].

2.12 Evaluasi Model

Setelah melakukan pemodelan, selanjutnya model dilakukan pengukuran performa untuk mengetahui hasil akurasi dari model yang dibangun. Dengan kata lain,

pengukuran ini disebut evaluasi dengan menggunakan *timeseries cross validation* untuk mengukur perkiraan kesalahan pada data historis pada model tersebut [25].

a. Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model statistik atau model *machine learning* cocok dengan data empiris atau pengamatan yang sebenarnya [25]. MAE merupakan rata-rata nilai absolut dari kesalahan meramal (tidak dihiraukan tanda positif atau negatifnya). Nilai MAE dapat dihitung dengan persamaan 9.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y' - y_i| \quad (9)$$

Keterangan :

- y' : Nilai hasil prediksi
- y_i : Nilai aktual
- n : Jumlah data

MAE memberikan gagasan seberapa besar kesalahan prediksi model dalam unit yang sama dengan data. Semakin rendah nilai MAE, semakin baik modelnya dalam memodelkan data, karena ini berarti perbedaan antara prediksi dan nilai sebenarnya cenderung kecil.

b. Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE merupakan akar rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan yang diamati [26]. RMSE memberikan ukuran rata-rata dari seberapa besar kesalahan prediksi model dalam satuan yang sama dengan variabel target. RMSE memberikan bobot yang lebih besar pada kesalahan yang lebih besar dibandingkan dengan kesalahan yang lebih kecil karena melibatkan operasi kuadrat. Dengan kata lain, RMSE mengukur seberapa baik model dapat meramalkan nilai sebenarnya, dan nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan kinerja yang lebih baik. Perhitungan nilai RMSE terdapat pada persamaan 10.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (A_t - F_t)^2} \quad (10)$$

Keterangan:

- A_t = Nilai Aktual permintaan
- F_t = Nilai hasil peramalan
- n = Banyaknya data

c. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model statistik atau model *machine learning* cocok dengan data empiris atau pengamatan yang sebenarnya, dengan memberikan perhatian khusus pada persentase kesalahan absolut. MAPE mengukur rata-rata dari persentase kesalahan absolut antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai sebenarnya yang diobservasi [27]. Rumus untuk menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terdapat pada persamaan 11.

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|X_i - F_i|}{X_i} 100\%}{n} \quad (11)$$

Keterangan :

- X_i = Nilai Aktual permintaan
- F_i = Nilai hasil peramalan
- n = Jumlah data

Tabel 2 menunjukkan tingkat akurasi hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE [27].

Tabel 2 Tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE

MAPE	Hasil Peramalan
<10%	Sangat Baik
10-20%	Baik
20-50%	Layak/Cukup
>50%	Buruk

2.13 OSEMN Framework

OSEMN framework merupakan salah satu framework pada *data science* yang berupa urutan aktivitas atau tahapan pada proses *data science* yang berguna untuk

melakukan pemecahan masalah dalam bidang pengolahan *data science* [24]. Gambar 5 adalah alur OSEM *N* framework.



Gambar 5 OSEM *N* Framework [28]

a. Obtain

Langkah pertama yang dikerjakan pada *framework* OSEM *N* adalah mengumpulkan data yang diperoleh dari sumber yang tersedia dengan berbagai macam format. Data yang digunakan pada proses *data science* harus menggunakan data yang dapat digunakan untuk analisis data [29]. Data dikumpulkan dengan cara diambil menggunakan web API atau menggunakan cara tradisional dengan mengunduh file yang sudah berbentuk excel atau csv [24].

b. Scrub

Proses kedua setelah mendapatkan data yang relevan adalah melakukan *scrubbing* data. Proses ini dilakukan dengan membersihkan, memfilter, mengganti maupun menggabungkan data [24]. Hal ini dilakukan dengan membuang data yang tidak diperlukan, mengisi nilai data yang hilang, menghapus data duplikat, kemudian melakukan konversi data dengan mengubah bentuk data ke bentuk format lain lalu menggabungkan semua data dalam satu format misalnya dalam bentuk CSV[30]. Proses *scrubbing* ini dilakukan dengan tujuan agar mesin dapat membaca dan memahami data yang diperlukan untuk proses *modeling*.

c. Explore Data

Explore data adalah tahapan untuk mencari informasi dari kumpulan data yang akan digunakan pada proses pemodelan dan dapat digunakan untuk membantu proses pembuatan hipotesis [30]. Pada tahap eksplorasi data, hal yang perlu dilakukan adalah memahami data seperti memeriksa data dan propertinya agar

dapat menemukan pola dan tren dalam penggunaannya [24]. Pada tahap ini dapat dilakukan dengan 3 langkah perspektif [30] :

- Perspektif pertama yaitu memeriksa data beserta propertinya dengan cara melihat nama variabel, tipe data variabel, jumlah baris dan kolom serta melakukan uji stasioneritas data [30].
- Perspektif kedua yaitu melakukan perhitungan statistik deskriptif yaitu dengan menghitung nilai rata-rata (*mean*), nilai tengah (*median*) dan mengurutkan data dari waktu paling lama sampai waktu yang paling baru (jika data bersifat deret waktu) [30].
- Perspektif ketiga yaitu visualisasi data yang berfungsi untuk mengidentifikasi tren dan pola dari data tersebut sehingga didapatkan gambaran yang lebih mudah dipahami dalam bentuk grafik sederhana [30].

d. Model

Pemodelan data dilakukan dengan menentukan model yang akan digunakan dalam melakukan prediksi di komputer. Secara umum, pemodelan yang dimaksud adalah membuat deskripsi abstrak mengenai bentuk model prediksi apa yang ingin digunakan dalam analisis data dari dataset yang dimiliki [30]. Selain itu proses ini juga dilakukan dengan melatih model untuk dapat memprediksi dan meramalkan data di masa depan.

e. Interpret

Tahap interpretasi adalah tahapan terakhir dalam proses peramalan. Pada tahap ini hal yang dilakukan adalah menafsirkan model dan data sehingga dapat disajikan dengan bentuk yang dapat dipahami. Hal ini perlu dilakukan untuk mendeskripsikan hasil yang diperoleh dengan jelas dengan cara yang dapat dibandingkan dengan hasil penelitian lain. Fase ini adalah fase terpenting namun tidak teknis karena berkaitan dengan memahami data dengan memahami cara menyederhanakan dan meringkas hasil dari semua model yang telah dibangun. Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan yang rasional dari wawasan yang ada, sehingga dapat ditindaklanjuti dan memungkinkan untuk mencari tahu apa tindakan selanjutnya [29].

2.14 Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat lunak ataupun *software* merupakan bagian dari sistem komputer yang berfungsi sebagai sarana penghubung antara interaksi pengguna dengan perangkat keras. Pada penelitian ini digunakan beberapa perangkat lunak guna mendukung proses penelitian.

a. *Microsoft Excel*

Microsoft excel adalah program aplikasi untuk meakukan pengolahan angka dan pengolahan data dan juga melakukan visualisasi informasi. *Microsoft excel* merupakan program yang dikembangkan oleh Microsoft. Program ini digunakan untuk melakukan perhitungan, mengolah angka, menganalisis data serta dapat digunakan untuk membuat keputusan bisnis.

b. *PostMan*

Postman adalah *sebuah* platform yang digunakan untuk pengembangan dan pengujian API (*Application Programming Interface*). Aplikasi ini dirancang untuk memudahkan proses pengujian dan pengelolaan API dengan menyediakan antarmuka pengguna yang intuitif dan berbagai fitur yang berguna bagi pengembang perangkat lunak. Postman dapat digunakan oleh pengguna untuk membuat dan mengirimkan permintaan HTTP ke API, mengelola koleksi permintaan, dan menyimpan variabel.

c. *Visual Studio Code*

Visual Studio Code adalah sebuah teks editor ringan dan handal yang dibuat oleh microsoft untuk sistem operasi multiplatform, artinya tersedia juga untuk versi linux, mac, dan windows. Editor ini dapat digunakan untuk berbagai jenis pengembangan perangkat lunak, termasuk pengembangan web, pengembangan aplikasi seluler, pengembangan perangkat lunak desktop, dan lain-lain.

d. *Python*

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer dan serbaguna. Dikembangkan oleh Guido van Rossum dan pertama kali dirilis pada tahun 1991,

Python dirancang dengan filosofi kesederhanaan dan keterbacaan kode. Saat ini Python telah menjadi salah satu bahasa pemrograman yang paling populer di dunia dan digunakan secara luas dalam berbagai industri dan bidang, termasuk teknologi informasi, sains data, pengembangan web, game, dan banyak lagi. Keunggulannya yang dalam, komunitas yang besar, serta dukungan modul yang kuat membuat Python menjadi alat yang kuat untuk banyak jenis proyek pengembangan perangkat lunak [31]. Python merupakan bahasa pemrograman yang paling banyak digunakan dalam *data science*, khususnya *deep learning* dan *machine learning*. Selain itu, python memiliki banyak *library* yang dapat digunakan dalam pemrosesan data baik untuk *machine learning* ataupun *deep learning*. Berikut merupakan *library* python yang sering digunakan dalam pemrosesan data [31] :

- **Numpy**
Numpy merupakan *library* python dengan tingkat kompleksitas tinggi yang dapat digunakan untuk memproses array dan matriks multidimensi. *Library* ini sangat berguna untuk menangani aljabar linier, bilangan acak dan transformasi Fourier.
- **Pandas**
Pandas adalah *library* python yang digunakan untuk manipulasi dan analisis data. *library* ini menyediakan struktur data seperti *dataframe* yang sangat berguna untuk bekerja dengan data tabular.
- **Matplotlib**
Matplotlib merupakan *library* python yang digunakan untuk melakukan visualisasi data seperti menampilkan berbagai macam diagram (histogram, *scatterplot*, diagram lingkaran dan lain-lain).
- **TensorFlow**
TensorFlow adalah *library* python yang banyak digunakan dalam pemrosesan machine learning. *Library* ini mendukung berbagai perangkat yang berbeda untuk membangun model dengan tingkat abstraksi yang berbeda. Selain itu tensorflow digunakan secara luas untuk membangun, melatih, dan menerapkan model *deep learning*.
- **Keras**

Keras adalah *library* yang menyediakan antarmuka tingkat tinggi untuk membangun dan melatih model jaringan saraf. *Library* ini bekerja dengan blok jaringan saraf seperti lapisan, tujuan, fungsi aktivasi, dan pengoptimal.

2.15 Penelitian Terkait

Dalam penelitian ini terdapat beberapa studi literatur yang digunakan sebagai acuan dalam penulisan penelitian dengan tujuan menambah pengetahuan sekaligus mengembangkan *insight* baru dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya.

Penelitian pertama yang dijadikan acuan dalam pembuatan skripsi ini adalah penelitian yang dilakukan oleh Anisa Oktaviani, dkk [5] pada tahun 2021. Pada penelitian ini dilakukan pemodelan peramalan kualitas udara DKI Jakarta menggunakan metode LSTM ini menggunakan *layer neuron* sebanyak 64 dan *dropout* 0,2 menghasilkan nilai rata-rata ISPU dengan MAPE sebesar 12,28% dan termasuk kedalam model yang akurat.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian terkait ini membahas mengenai peramalan jumlah penumpang trans metro Bandung menggunakan metode Prophet yang dilakukan oleh Farhan Bagus Prakoso [6]. Penelitian ini menggunakan 3 model Prophet yaitu model Prophet *default* (tanpa adanya komponen *holiday*), model Prophet dengan proses *tunning* berupa penambahan *extra regressor* dan model Prophet dengan penambahan *extra regressor* dan penambahan komponen *holiday*. Berdasarkan ketiga model Prophet tersebut didapatkan nilai MAPE terbaik sebesar 4,62% pada model Prophet ketiga, yaitu dengan penambahan *extra regressor* dan juga penambahan komponen *holiday*.

Penelitian berskala Internasional yang berkaitan dengan topik peramalan kualitas udara selanjutnya dilakukan oleh Justin Shen, dkk [7] pada tahun 2020 yang dilakukan di *Department of Science Research, United State of America*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui level kualitas udara dalam jangka pendek dan panjang menggunakan metode Prophet. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode Prophet baik digunakan pada peramalan jangka pendek dalam kurun waktu kurang dari 15 hari karena menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan peramalan jangka panjang.

Kemudian penelitian yang membahas topik peramalan selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Syifa Ilma Nabila, dkk pada tahun 2022 [19]. Penelitian ini melakukan perbandingan antara kedua metode yaitu SARIMA dan LSTM untuk meramalkan emisi karbon (CO_2). Didapatkan hasil perbandingan kedua metode tersebut dengan nilai MAPE metode LSTM sebesar 0,540%. Sedangkan nilai MAPE metode SARIMA sebesar 1,995%. Apabila nilai MAPE semakin mendekati nilai 0 maka model yang dibuat semakin optimum. Hal ini dapat disimpulkan bahwa metode LSTM lebih optimal jika digunakan untuk meramalkan kadar emisi karbon dibandingkan dengan metode SARIMA.

Penelitian kelima yang menjadi rujukan penelitian ini adalah penelitian yang dilakukan oleh Mohammad Ernico Suryo W, dkk [27] yang melakukan perbandingan metode LSTM dan *Support Vector Regression* (SVR). Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui metode yang lebih tepat untuk meramalkan kualitas udara di Kota Jakarta Pusat. Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, hasil rata-rata tingkat kesalahan dengan metric MAPE dan RMSE pada peramalan parameter PM_{10} , SO_2 , CO , O_3 , dan NO_2 menggunakan metode LSTM menghasilkan nilai MAPE 12,15% dan nilai RMSE sebesar 0,0941. Sedangkan nilai rata-rata peramalan menggunakan metode SVR menghasilkan nilai MAPE sebesar 16,19% dan nilai RMSE sebesar 0,1666. Dari kedua hasil yang didapatkan tersebut penggunaan metode LSTM dianggap lebih baik dibandingkan dengan metode SVR.

Selanjutnya penelitian yang membahas topik serupa dengan penelitian ini dilakukan oleh Muhammad Fadhli Dzil Ikram Lubis dari Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah pada tahun 2022. Penelitian dilakukan untuk menganalisis kinerja model Prophet untuk peramalan kualitas udara DKI Jakarta [24]. Pada penelitian ini membahas mengenai analisis kinerja model Prophet sekaligus membandingkan model Prophet dengan model ARIMA dalam studi kasus peramalan kualitas udara DKI Jakarta. Didapatkan hasil berupa Metode Prophet memperoleh nilai mape diantara 21%-50% (cukup akurat) pada parameter PM_{10} , SO_2 , CO dan O_3 , namun memperoleh nilai MAPE >50% pada parameter NO_2 . Jika dibandingkan dengan model ARIMA hasil yang diperoleh metode Prophet lebih unggul pada peramalan di parameter SO_2 , CO dan O_3 .

Berikutnya masih dengan topik penelitian peramalan kualitas udara dilakukan oleh Yadi Karyadi,dkk [20] pada tahun 2022 yang membahas peramalan kualitas udara di Kota Bandung dalam kurun waktu 2019. Data tersebut diperoleh dari perangkat IoT milik pemerintah kota Bandung. Hasil peramalan menggunakan ketiga metode tersebut, model LSTM dan LSTM Bidirectional menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan model *Gated Recurrent Unit* (GRU). Hal ini dibuktikan dari perbandingan RMSE of *test prediction* lebih kecil dibandingkan *standard deviation of test dataset* untuk variabel suhu, kelembaban, dan ISPU dengan masing masing score :

- suhu (LSTM $3.18 < 4.40$, LSTM-Bi $3.23 < 4.40$)
- kelembaban (LSTM $6.96 < 19.32$, LSTM-Bi $7.07 < 19.32$)
- ISPU (LSTM $1.84 < 1.90$, LSTM-Bi $1.86 < 1.90$)

Penelitian terkait kedelapan dilakukan oleh Fristiani Thresia Br Sitepu,dkk [29] membahas penggunaan metode peramalan Prophet untuk studi kasus peramalan jumlah mahasiswa baru di universitas XYZ. Berdasarkan hasil analisis peramalan, didapatkan kesimpulan bahwa proses analisis runtun waktu menggunakan metode Prophet Facebook memberikan hasil yang sangat baik. Hal ini dibuktikan dengan hasil analisis selama 5 tahun kedepan yang menunjukkan adanya *trend* penurunan dengan rata-rata nilai error sebesar 0.04327568 dan tingkat akurasi sebesar 99,6%.

Penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan topik peramalan namun menggunakan objek yang berbeda adalah penelitian yang dilakukan oleh Mhd. Adjie Husaini pada tahun 2023 [30] dari Universitas Lampung. Penelitian ini menggunakan objek ketinggian permukaan air laut di Pulau Sebesai sejak Januari 2020 sampai dengan Desember 2021 dengan menggunakan 2 skenario. Hasil yang didapatkan dari peramalan skenario pertama menghasilkan nilai *error* MAE sebesar 0.21109 memiliki data stasioner pada data frame 75,978 di Pulau Sebesi terdeteksi 169 anomali 66 kali peringatan non-noise. Sedangkan pada skenario kedua menghasilkan nilai *error* MAE sebesar 0.234213 dengan data stasioner pada data frame 76,209 di pangandaran terdeteksi 28 anomali 16 kali peringatan non-noise.

Adapun rujukan selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan Muh. Anas Faishol, dkk [32] yang bertujuan untuk membuat model peramalan polutan karbon

monoksida menggunakan data masa lalu yang dikorelasikan dengan data meteorologi seperti kecepatan angin, arah hembusan angin, radiasi global, kelembaban udara dan temperature udara. Pada penelitian ini dilakukan analisis tren korelasi antara nilai polutan terhadap data meteorologi menggunakan algoritma RNN-LSTM. Hasil analisis pada penelitian ini menunjukkan bahwa terjadi kenaikan tren pada pukul 09.00 dan 16.00 WIB sedangkan terjadi penurunan tren pada musim hujan. Analisis tersebut menghasilkan perhitungan *error* RMSE didapatkan hasil sebesar 1,880.

Tabel 3 Penelitian Terkait

No.	Peneliti / Tahun	Objek	Metode	Hasil																														
1.	Anisa Oktaviani, Hustinawati (2021) [5].	Parameter ISPU kota DKI Jakarta.	<i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	Menghasilkan nilai MAPE sebesar 12,28.																														
2.	Farhan Bagus Prakoso,dkk (2023) [6].	Penumpang Trans Metro Koridor 1.	FB Prophet	MAPE sebesar 4,62% untuk data <i>testing</i> , 10,99% untuk data training dan coverage sebesar 0,89 pada model Prophet 3.																														
3	Justin Shen, Davesh Valagolam, Serena McCalla. (2020) [7].	Kualitas Udara meliputi (PM _{2.5} , PM ₁₀ , NO ₂ , O ₃ SO ₂ dan CO) kota Seoul, Korea Selatan.	Metode Prophet	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Time</th> <th>MSE</th> <th>RMSE</th> <th>MAE</th> <th>Coverage</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>5 D</td> <td>0,094</td> <td>0,308</td> <td>0,207</td> <td>86,9%</td> </tr> <tr> <td>15 D</td> <td>0,112</td> <td>0,334</td> <td>0,211</td> <td>85,7%</td> </tr> <tr> <td>1 M</td> <td>0,125</td> <td>0,352</td> <td>0,221</td> <td>83,8%</td> </tr> <tr> <td>6 M</td> <td>0,247</td> <td>0,483</td> <td>0,328</td> <td>72,7%</td> </tr> <tr> <td>1 Y</td> <td>0,307</td> <td>0,545</td> <td>0,387</td> <td>72,7%</td> </tr> </tbody> </table>	Time	MSE	RMSE	MAE	Coverage	5 D	0,094	0,308	0,207	86,9%	15 D	0,112	0,334	0,211	85,7%	1 M	0,125	0,352	0,221	83,8%	6 M	0,247	0,483	0,328	72,7%	1 Y	0,307	0,545	0,387	72,7%
Time	MSE	RMSE	MAE	Coverage																														
5 D	0,094	0,308	0,207	86,9%																														
15 D	0,112	0,334	0,211	85,7%																														
1 M	0,125	0,352	0,221	83,8%																														
6 M	0,247	0,483	0,328	72,7%																														
1 Y	0,307	0,545	0,387	72,7%																														
4.	Syifa Ilma, Raras Tyasnurita, Hanifan Muhyat (2019) [19].	Peramalan Emisi Karbon di Amerika Utara pada tahun 1949 sampai 2018.	Metode SARIMA dan <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM).	MAPE dari Metode LSTM sebesar 0,540% dan MAPE dari Metode SARIMA sebesar 1,995%.																														
5	Yadi Karyadi, Handri Santoso (2022) [20].	Kualitas Udara di Kota Bandung dengan 4 variabel yang diramalkan (temperature, kelembaban, PM ₁₀ , dan ISPU)	LSTM, Bidirectional LSTM, dan <i>Gated Recurrent Unit</i> (GRU)	<ul style="list-style-type: none"> • suhu (LSTM 3.18 < 4.40, LSTM-Bi 3.23 < 4.40) • kelembaban (LSTM 6.96 < 19.32, LSTM-Bi 7.07 < 19.32) • ISPU (LSTM 1.84 < 1.90, LSTM-Bi 1.86 < 1.90) 																														

No.	Peneliti / Tahun	Objek	Metode	Hasil
6.	Muhammad Fadhli Dzil Ikram Lubis (2022) [24].	Permalan Kualitas Udara (PM ₁₀ , SO ₂ , CO, O ₃ dan NO ₂) DKI Jakarta.	Metode Prophet dan ARIMA.	Metode Prophet memperoleh nilai mape diantara 21%-50% (cukup akurat) pada parameter PM ₁₀ , SO ₂ , CO dan O ₃ . MAPE >50% pada parameter NO ₂ .
7.	M.Ernico, Gusti Made, dan I Putu Agus (2023) [27].	Kualitas Udara (PM ₁₀ , SO ₂ , CO, O ₃ , NO ₂) kota Jakarta Pusat .	<i>Long Short Term Memory</i> (LSTM) dan <i>Support Vector Regression</i> (SVR).	MAPE dari LSTM sebesar 12,15% dan rata-rata RMSE sebesar 0,0941. • Metode SVR memiliki rata-rata MAPE sebesar 16,19% dan rata-rata RMSE sebesar 0,1666.
8.	Fristiani Thresia, Vince Amelia , Roni Yunis (2021) [29].	Jumlah mahasiswa baru Universitas XYZ Tahun Ajaran 2010/2011 sampai 2019/2020.	Metode FB Prophet.	Prophet Facebook menghasilkan rata-rata nilai kesalahan sebesar 0.04327568 dan tingkat akurasi sebesar 99,6%.
9.	Mhd. Adjie Husaini (2023) [30].	Ketinggian permukaan air laut di Pulau Sebesi dari Januari 2020 sampai Desember 2021.	FB Prophet	Skenario pertama menghasilkan nilai <i>error</i> MAE sebesar 0.21109 . Skenario kedua menghasilkan nilai <i>error</i> MAE sebesar 0.234213.
10	Muh. Anas Faishol, Endroyono, dan Astria Nur. (2020) [32].	Polutan Karbon Monoksida (CO) kota Surabaya.	RRN-LSTM	RMSE didapatkan hasil sebesar 1,880.

Pada Tabel 3 diketahui telah dilakukan beberapa penelitian yang berkaitan dengan objek kualitas udara maupun beberapa metode yang digunakan pada proses pemodelan *forecasting* seperti LSTM dan Prophet. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, belum terdapat peramalan kualitas udara untuk studi kasus kualitas udara Kota Bandar Lampung dengan membandingkan metode LSTM yang merupakan bagian dari *deep learning* dan metode Prophet yang merupakan bagian dari *machine learning*. Perbandingan ini dilakukan dengan tujuan mengetahui mana metode yang menghasilkan performa terbaik dalam meramalkan kualitas udara Kota Bandar Lampung.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat

Penelitian dan pembuatan skripsi ini adalah dilakukan pada :

Waktu : Oktober 2023 – Januari 2024.

Tempat : Laboratorium Teknik Komputer Universitas Lampung.

Jadwal kegiatan penelitian yang akan dilakukan terdapat pada Tabel 4.

Tabel 4 Jadwal dan kegiatan penelitian.

No	Aktivitas	2023																2024	
		Sep		Okt				Nov				Des				Jan			
		3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4				
1	Studi Literatur dan Studi Pustaka	■	■																
2	Persiapan Alat dan Bahan		■	■	■														
3	Proses pembuatan model <i>Framework</i> OSEMN						■	■	■	■	■	■	■	■					
4	Pengerjaan Laporan			■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	
5	Seminar Hasil													■					
6	Seminar Komprehensif																■		

3.2. Alat dan Bahan

a. Alat

- Perangkat Keras (*Hardware*)

Laptop dengan spesifikasi Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50GHz 2.71 GHz sebagai media perancangan dan pembuatan algoritma *forecasting* yang akan dibangun.

- Perangkat Lunak (*Software*)

Tabel 5 Perangkat Lunak (*Software*)

No	Nama <i>Software</i>	Versi	Keterangan
1.	Python	3.12.0	Bahasa pemrograman yang akan digunakan dalam pembuatan algoritma <i>forecasting</i> . Pada bahasa pemrograman ini menggunakan beberapa <i>library</i> yang digunakan dalam proses peramalan baik menggunakan metode LSTM maupun metode Prophet.
	a. NumPy	1.23.5	<i>Library</i> yang berguna dalam pemrosesan data numerik. <i>library</i> ini menyediakan array multidimensi yang efisien dan berbagai fungsi matematika untuk bekerja dengan data.
	b. Pandas	1.4.2	<i>Library</i> python yang digunakan untuk manipulasi dan analisis data. <i>library</i> ini menyediakan struktur data seperti <i>dataframe</i> yang sangat berguna untuk bekerja dengan data tabular.
	c. Matplotlib	3.5.2	<i>Library</i> untuk membuat grafik dan visualisasi data.
	d. TensorFlow	2.9.1	<i>Library machine learning</i> dan <i>deep learning</i> yang dikembangkan oleh Google. TensorFlow digunakan secara luas untuk membangun, melatih, dan menerapkan model <i>deep learning</i> .
	e. Keras	2.11.0	<i>Library machine learning</i> yang populer yang menyediakan antarmuka tingkat tinggi untuk

			membangun dan melatih model jaringan saraf.
	<i>f. Seaborn</i>	0.12.2	<i>Seaborn</i> adalah <i>library</i> untuk membuat grafik dan statistik dengan menggunakan Python.
	<i>g. Prophet</i>	1.1.4	<i>Library open-source</i> yang dikembangkan oleh facebook untuk peramalan <i>time series</i> .
2.	<i>Microsoft excel</i>	2013	Perangkat lunak untuk melakukan pengolahan data di tahap pengumpulan data.
3.	<i>Visual Studio Code</i>	1.82.2	<i>Code editor</i> yang akan digunakan selama proses pembuatan algoritma <i>forecasting</i> .

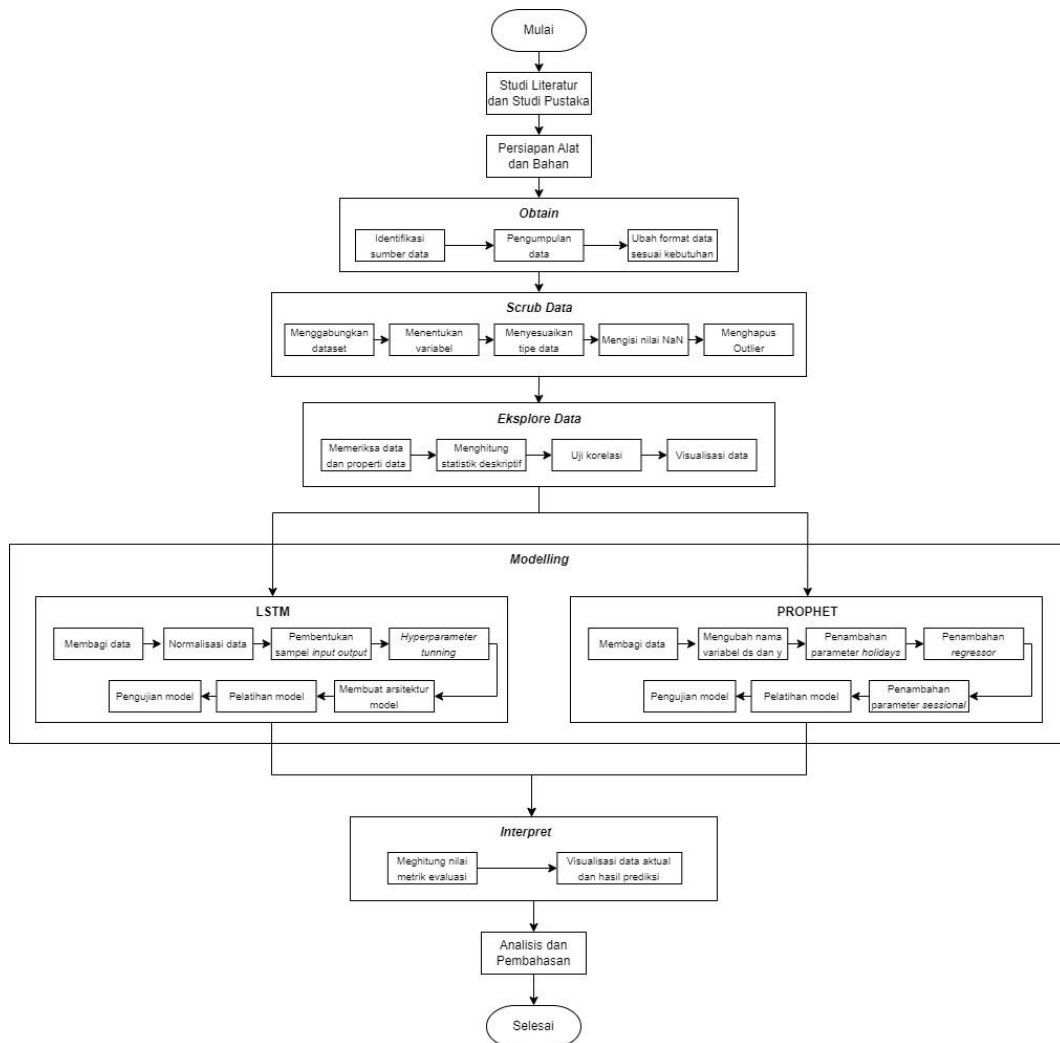
b. Bahan

Bahan pada penelitian ini menggunakan data kualitas udara Kota Bandar Lampung dengan rentang waktu tiap jam yang dimulai dari tanggal 12 Januari 2022 sampai dengan 9 November 2023. Data diperoleh dari <https://www.weatherbit.io/> yang merupakan *website* penyedia layanan API cuaca dan kualitas udara secara global maupun lokal. Data terdiri dari 11 kolom yang berisi variabel AQI, CO, *datetime*, NO₂, O₃, PM₁₀, PM_{2.5}, SO₂, *timestamp_local*, *timestamp_utc* dan ts. dengan masing-masing kolom berisi 15.153 baris data.

3.3. Alur Penelitian

Alur kerja atau tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dimulai dengan studi pustaka dan studi literatur. Tahap studi pustaka dan studi literatur dilakukan dengan tujuan mendapatkan informasi dan referensi penelitian yang serupa dengan topik bahasan penelitian yang sedang dilakukan. Hal tersebut dilakukan agar penulis memperoleh ilmu pengetahuan untuk mendukung penelitian yang sedang dilakukan. Selanjutnya menyiapkan alat dan bahan yang akan digunakan untuk mendukung penelitian ini. Proses *data mining* pada penelitian ini menggunakan alur *data science framework* OSEMN yang menjelaskan langkah-langkah dalam membuat sebuah model *data science* secara sistematis dan terstruktur. Gambar 5

merupakan alur kerja penelitian yang diawali dari studi literatur dan studi pustaka sampai dengan tahap *interpreter* pada *framework* OSEMN.



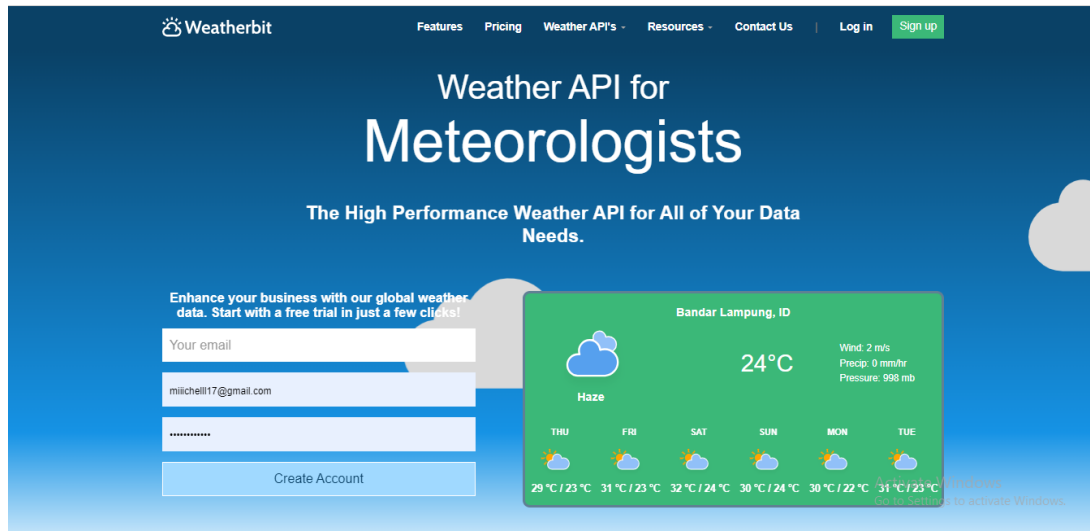
Gambar 6 Alur Penelitian

Berdasarkan Gambar 6 tahapan pada proses *data mining* menggunakan *framework* OSEMN yang berisikan tahapan-tahapan pengerjaan model *data science*.

a. *Obtain*

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data sesuai dengan tujuan, yaitu data kualitas udara Kota Bandar Lampung. Penelitian ini menggunakan data dari *website* <https://www.weatherbit.io/> yang merupakan *platform* yang menyediakan layanan API cuaca dan kualitas udara secara gratis maupun berbayar. Data diambil

menggunakan *method GET* kemudian disesuaikan dengan kebutuhan data yang akan digunakan seperti jangka waktu, nama kota, dan kode negara yang akan diambil data *historicalnya*. Gambar 7 merupakan halaman utama *website* weatherbit.io.



Gambar 7 Sumber dataset

Dataset yang diperoleh merupakan data selama 1 bulan untuk setiap kali penarikan data, sehingga terdapat 22 kali penarikan data dari bulan Januari 2022 sampai November 2023. Data yang diperoleh berbentuk json kemudian diubah menjadi bentuk file *excel* agar data dapat digunakan dalam memproses model. Masing-masing file tersebut memiliki 11 kolom yang berisi variabel AQI, CO, *datetime*, NO₂, O₃, PM₁₀, PM_{2.5}, SO₂, *timestamp_local*, *timestamp_utc* dan ts. Berikut Tabel 5 merupakan penjelasan kolom dari dataset yang digunakan.

Tabel 6 Kolom Dataset Kualitas Udara

No.	Nama Kolom	Keterangan
a)	<i>Datetime</i>	Kolom ini berisi nilai waktu dan tanggal dalam format <i>datetime</i> . Informasi ini dapat digunakan untuk menyatakan kapan pengukuran atau catatan yang terkait dengan data lainnya dilakukan.
b)	AQI	Kolom AQI (<i>Air Quality Index</i>) adalah indeks yang memberikan gambaran umum tentang kualitas udara.

		Nilai AQI digunakan untuk mengkategorikan tingkat pencemaran udara dan memberikan pemahaman yang lebih mudah tentang dampaknya pada kesehatan manusia.
c)	CO	Kolom CO berisi nilai konsentrasi karbon monoksida (CO) dalam udara. CO adalah gas beracun yang dapat muncul sebagai polutan udara.
d)	NO ₂	Kolom NO ₂ berisi nilai konsentrasi nitrogen dioksida (NO ₂) dalam udara. NO ₂ adalah gas yang dapat berasal dari berbagai macam aktivitas manusia.
e)	O ₃	Kolom O ₃ berisi nilai konsentrasi ozon (O ₃) dalam udara. O ₃ dapat memainkan peran ganda sebagai polutan udara di tingkat rendah dan tingkat tinggi atmosfer.
f)	PM ₁₀	Kolom PM ₁₀ berisi nilai konsentrasi partikel berukuran 10 mikrometer atau lebih kecil (PM ₁₀) dalam udara. PM ₁₀ dapat berasal dari sumber-sumber seperti polusi industri dan aktivitas pembakaran.
g)	PM _{2,5}	Kolom PM _{2,5} berisi nilai konsentrasi partikel berukuran 2.5 mikrometer atau lebih kecil (PM _{2,5}) dalam udara. Partikel PM _{2,5} lebih kecil dan dapat lebih mudah masuk ke dalam saluran pernapasan manusia.
h)	SO ₂	Kolom SO ₂ berisi nilai konsentrasi sulfur dioksida (SO ₂) dalam udara. SO ₂ dapat berasal dari berbagai sumber seperti pembakaran bahan bakar fosil.
i)	<i>Timestamp_local</i>	Kolom ini berisi <i>timestamp</i> dalam zona waktu lokal yang menunjukkan waktu pengukuran atau catatan local saat data diambil dari <i>website wheaterbit.io</i> .
j)	<i>timestamp_utc</i>	Berisi <i>timestamp</i> dalam <i>Coordinated Universal Time (UTC)</i> , yang merupakan standar waktu dunia saat data diambil dari <i>website wheaterbit.io</i> .
k)	ts	Kolom ini berisi nilai <i>timestamp</i> yang merepresentasikan waktu pengukuran atau catatan dalam bentuk format <i>timestamp</i> tertentu.

b. *Scrub Data*

Pada tahapan ini, dataset yang telah diperoleh dikumpulkan menjadi satu sebelum masuk ke tahap pembersihan data. Proses penggabungan data dilakukan secara manual dengan menggunakan *power query* pada *tools excel* dengan menggabungkan data per bulan dari tiap tahun. Setelah proses penggabungan data selesai, dilanjutkan ke proses penentuan variabel yang akan digunakan dengan menghapus variabel-variabel yang tidak diperlukan, menentukan tipe data yang sesuai untuk masing masing kolom dan mengisi data yang kosong dengan nilai tengah dari data tersebut. Selain itu dilakukan penghapusan *outlier* menggunakan metode statistik IQR (*Interquartile Range*) untuk menghapus data atau nilai yang secara signifikan berbeda dari sebagian besar data dalam dataset. Hal ini dilakukan agar dataset yang digunakan dapat diproses dengan baik pada tahapan selanjutnya. Proses pembersihan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python dengan *tools visual studio code*.

c. *Explore Data*

Tahapan explorasi data dilakukan dengan mencari pola atau tren dari dataset tersebut dengan cara melakukan visualisasi data berdasarkan tren tahunan dan persebaran dalam waktu per-jam, per hari sampai perbulan. Selanjutnya yaitu melihat *outlier* pada dataset yang digunakan dengan melakukan visualisasi menggunakan *boxplot*. Kemudian pada tahap *explore data* dilakukan uji korelasi menggunakan metode *Pearson's Correlation* antara tiap variabel untuk melihat hubungan dari masing-masing variabel dan melihat visualiasasi hasil uji korelasi menggunakan grafik heatmap untuk nilai korelasi antara kedua variabel yang dilakukan pengujian.

d. *Model*

Pada tahap *modeling* dilakukan pemodelan berdasarkan data yang telah dieksplorasi pada tahap sebelumnya. Perancangan model menggunakan model *deep learning* yaitu metode LSTM dan model *machine learning* yaitu metode Prophet. Metode LSTM merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan (JST) yang dapat menangani masalah dependensi jarak jauh, LSTM banyak digunakan untuk memodelkan

hubungan kompleks dan pola sepanjang waktu dalam dataset. Selain itu, digunakan metode Prophet merupakan metode yang dapat digunakan untuk data *time series* yang mungkin memiliki sifat-sifat khusus yang sulit diakomodasi oleh metode tradisional.

Kedua metode tersebut diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman python dengan *library* seperti *TensorFlow* untuk LSTM dan Prophet untuk model Prophet. Sebelum melakukan pelatihan model, dilakukan *splitting* data atau pembagian data menjadi dua bagian yakni untuk pelatihan dan juga pengujian model. Data pelatihan berjumlah 11.989 data yang dimulai pada rentang waktu 12 Januari 2022 sampai dengan 5 Juli 2023. Sedangkan data pengujian digunakan sebanyak 2992 data yang dimulai pada rentang waktu 06 Juli 2023 sampai dengan 9 November 2023. Selain itu juga dilakukan proses *tunning* untuk memperoleh parameter model LSTM terbaik dan ditambahkan *regressor*, efek liburan dan *seasonal* untuk model Prophet.

e. *Intepreter*

Tahapan interpretasi adalah tahap terakhir bertujuan untuk menginterpretasikan hasil pengujian model yang telah dibangun. Hasil pengujian model berupa visualisasi grafik data aktual dan data prediksi. Selain itu digunakan metrik evaluasi model untuk mengukur kesalahan pada prediksi yang dilakukan. Hasil evaluasi tersebut berupa nilai MAPE, MAE dan juga RMSE dan didapatkan nilai *error* terbaik sehingga didapatkan *insight* yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian perbandingan metode LSTM dan Prophet dalam peramalan kualitas udara studi kasus kualitas udara Kota Bandar Lampung adalah sebagai berikut.

1. Permodelan peramalan kualitas udara menggunakan metode LSTM dilakukan proses parameter *tunning* menggunakan 2 nilai *n step in* yang berbeda yaitu 6 dan 24. Berdasarkan hasil parameter *tunning* yang dilakukan, didapatkan masing-masing *layer* terbaik yaitu 50 dan 100 *layer unit* LSTM yang dikombinasikan pada pemodelan ini.
2. Pemodelan peramalan kualitas udara menggunakan metode Prophet dilakukan dengan menambahkan komponen *seasonal* yakni *daily*, *weekly* dan *yearly*, penambahan efek liburan yang disediakan oleh *library* Prophet dan penggunaan *regressor* parameter kualitas udara lainnya.
3. Berdasarkan pemodelan yang dilakukan menggunakan kedua metode tersebut, hasil evaluasi terbaik diperoleh pada metode LSTM dengan nilai evaluasi metrik yang lebih rendah dibandingkan dengan metode Prophet. Metode LSTM menghasilkan rata-rata kesalahan *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 5,38, *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 3,94, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0,07. Sementara itu, metode Prophet menghasilkan rata-rata RMSE sebesar 18,48, MAE sebesar 15,61, dan MAPE sebesar 0,25.

5.2. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya berdasarkan penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Melakukan eksplorasi dengan mengoptimalkan parameter pada metode LSTM dengan melakukan uji kombinasi parameter seperti jumlah *neuron* dan menambahkan efek liburan *custom* pada metode Prophet.
2. Melakukan peninjauan performa metode Prophet dan LSTM yang direpresentasikan oleh nilai evaluasi metrik dengan melibatkan fitur atau variabel penunjang tambahan. Pertimbangan penambahan informasi data cuaca, lalu lintas dan sosial ekonomi sebagai *regressor* dalam model untuk melihat apakah hal tersebut dapat meningkatkan akurasi peramalan kualitas udara.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Fenske, J. Burns, T. Hothorn, and E. A. Rehfuss, *Sumber Utama Polusi Udara di DKI Jakarta*, vol. 8, no. 11. Bandung: Vital Strategieis, 2013.
- [2] D. Mursinto and D. Kusumawardani, “Estimasi Dampak Ekonomi Dari Pencemaran Udara Terhadap Kesehatan Di Indonesia,” *J. Kesehat. Masy.*, vol. 11, no. 2, p. 163, 2016.
- [3] R. Arissa and A. A. Kiswandono, “Kajian Indeks Standar Polusi Udara (ISPU) Pm10, So2, O3, Dan No2 Di Kota Bandar Lampung,” *Anal. Environ. Chem.*, vol. 2, no. 2, pp. 38–46, 2017.
- [4] S. J. Taylor and B. Letham, “Forecasting at Scale,” *Am. Stat.*, vol. 72, no. 1, pp. 37–45, 2018.
- [5] A. Oktaviani and Hustinawati, “Prediksi Rata-Rata Zat Berbahaya di DKI Jakarta Berdasarkan Indeks Standar Pencemar Udara Menggunakan Metode Long Short-Term Memory,” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 26, no. 1, pp. 41–55, 2021.
- [6] F. B. Prakoso, G. Darmawan, and A. Bachrudin, “Penerapan Metode Facebook Prophet Untuk Meramalkan Jumlah Penumpang Trans Metro Bandung Koridor 1,” *ARMADA J. Penelit. Multidisiplin*, vol. 1, no. 3, pp. 133–147, 2023.
- [7] J. Shen, D. Valagolam, and S. McCalla, “Prophet forecasting model: A machine learning approach to predict the concentration of air pollutants (PM2.5, PM10, O3, NO2, SO2, CO) in Seoul, South Korea,” *PeerJ*, vol. 8, no. 2, 2020.
- [8] A. Kurniawan, “Pengukuran Parameter Kualitas Udara (Co, No2, So2, O3

- Dan Pm10) Di Bukit Kototabang Berbasis Ispu,” *J. Teknosains*, vol. 7, no. 1, p. 1, 2018.
- [9] S. Sudaryanto, N. D. Prasetyawati, E. Sinaga, and Muslikah, “Socialization of the Impact of Air Pollution on Health Disorders Comfort and the Environment Kesehatan Kenyamanan Dan Lingkungan,” *Sess. IMPACT AIR Pollut. Heal. Disord. Comf. Environ.*, p. 10, 2020.
- [10] United States Environmental Protection Agency, “Technical Assistance Document for the Reporting of Daily Air Quality – the Air Quality Index (AQI),” *Environ. Prot.*, p. 22, 2018.
- [11] Menteri Negara Lingkungan Hidup, “Keputusan Menteri Negara Lingkungan Hidup No . 45 Tahun 1997 Tentang : Indeks Standar Pencemar Udara,” no. 45, 1997.
- [12] V. V Raming, J. M. L. Umboh, and F. Warouw, “Literature Review: Gambaran Risiko Kesehatan pada Masyarakat akibat Paparan Gas Karbon Monoksida (CO),” *Kesmas*, vol. 11, no. 4, pp. 95–101, 2022.
- [13] IQAir, “(Report) World Air Quality Report,” *2020 World Air Qual. Rep.*, no. August, pp. 1–35, 2020.
- [14] I. Sulistyowati, *Buku Ajar Mata Kuliah Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)*. Sidoarjo, 2021.
- [15] S. I. Astuti, S. P. Arso, and P. A. Wigati, “Artificial Intelligence Untuk Pemula,” *Anal. Standar Pelayanan Minimal Pada Instal. Rawat Jalan di RSUD Kota Semarang*, vol. 3, pp. 103–111, 2015.
- [16] S. Wardah and I. Iskandar, “Forecasting Analysis of Packaged Banana Chips Product Sales (Case Study: Home Industry Arwana Food Tembilihan),” *Ind. Eng. J.*, vol. 11, no. 3, p. 135, 2017.
- [17] M. J. Supranto, “Statistik, Teori dan Aplikasi.” PT. Gelora Aksara Pratama, Jakarta, p. 384, 2000.
- [18] J. Heizer and B. Rendaer, *Manajemen Operasi Keberlangsungan dan Rantai*

Pasokan, 11th ed. Jakarta: Selemba Empat, 2019.

- [19] S. I. N. Suwandi, Raras Tyasnurita, and Hanifan Muhayat, “Peramalan Emisi Karbon Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM,” *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 73–80, 2022.
- [20] Y. Karyadi, “Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 1, pp. 671–684, 2022.
- [21] B. K. Hidayatullah, M. Kallista, and C. Setianingsih, “Prediksi Indeks Standar Pencemar Udara Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Web (Studi Kasus Pada Kota Jakarta),” *eProceedings Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 1247–1255, 2022.
- [22] C. Olah, “Understanding LSTM Networks,” *colah’s blog*, 2015. [Online]. Available: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>. [Accessed: 20-Jan-2024].
- [23] A. Roihan, P. A. Sunarya, and A. S. Rafika, “Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper,” *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.)*, vol. 5, no. 1, pp. 75–82, 2020.
- [24] M. F. D. I. Lubis, “Analisis Kinerja Model Prophet untuk Peramalan Kualitas Udara DKI Jakarta,” Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah, Jakarta, 2022.
- [25] A. Tambunan and A. G. Nainggolan, “Analisis Time Series Untuk Prediksi Polusi Udara Dengan Model Prophet Facebook dan SVR,” Universitas Mikrosil, Medan, 2023.
- [26] D. R. Roosaputri and C. Dewi, “Perbandingan Algoritma ARIMA, Prophet, dan LSTM dalam Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Hiburan (Studi Kasus : Saloka Theme Park),” *J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 4, no. 3, pp. 507–517, 2023.
- [27] M. Ernico, S. Wicaksono, G. Made, A. Sasmita, and I. P. A. Eka, “Peramalan Kualitas Udara di Kota Jakarta Pusat Dengan Metode Long

Short - Term Memory Dan Support - Vector Regression,” *Jitter, J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, 2023.

- [28] N. Hotz, “OSEMN Data Science Life Cycle,” 2023. [Online]. Available: <https://www.datascience-pm.com/osemn/>. [Accessed: 25-Dec-2023].
- [29] A. U. Jamila, B. M. Siregar, and R. Yunis, “Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Arima,” *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 23, no. 1, pp. 99–105, 2021.
- [30] A. Husaini, “Implementasi Machine Learning Pada Prediksi Model Data Ketinggian Air Laut Dengan Metode FBProphet Dan Pendeteksian Anomali Dengan Metode Klasifikasi,” Universitas Lampung, 2023.
- [31] M. R. S. Alfarizi, M. Z. Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, “Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning,” *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (Karimah Tauhid)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [32] M. A. Faishol, E. Endroyono, and A. N. Irfansyah, “Predict Urban Air Pollution in Surabaya Using Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory,” *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 18, no. 2, p. 102, 2020.