

TESIS

**INTEGRASI MACHINE LEARNING TECHNIQUES DAN TABLEAU
TERHADAP PRAKIRAAN KUALITAS UDARA DI BANJARMASIN**



Disusun oleh:

Nama : Ahmad Yusuf
NIM : 20.77.1266
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2022

TESIS

**INTEGRASI MACHINE LEARNING TECHNIQUES DAN TABLEAU
TERHADAP PRAKIRAAN KUALITAS UDARA DI BANJARMASIN**

**AN INTEGRATED MACHINE LEARNING AND TABLEAU FOR AIR
POLLUTION FORECAST IN BANJARMASIN**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Ahmad Yusuf
NIM : 20.77.1266
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2022

HALAMAN PENGESAHAN

**INTEGRASI MACHINE LEARNING TECHNIQUES DAN TABLEAU
TERHADAP PRAKIRAAN KUALITAS UDARA DI BANJARMASIN**

**AN INTEGRATED MACHINE LEARNING AND TABLEAU FOR AIR
POLLUTION FORECAST IN BANJARMASIN**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Ahmad Yusuf

20.77.1266

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 13 Januari 2022

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 13 Januari 2022

Rektor

Prof. Dr. M. Suvanto, M.M.

NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**INTEGRASI MACHINE LEARNING TECHNIQUES DAN TABLEAU
TERHADAP PRAKIRAAN KUALITAS UDARA DI BANJARMASIN**

**AN INTEGRATED MACHINE LEARNING AND TABLEAU FOR AIR
POLLUTION FORECAST IN BANJARMASIN**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Ahmad Yusuf

20.77.1266

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 13 Januari 2022

Pembimbing Utama

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

Anggota Tim Penguji

Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.
NIK. 190302037

Pembimbing Pendamping

Alva Hendi Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D.
NIK. 190302493

Arief Setyanto, S.Si., M.T., Ph.D.
NIK. 190302036

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 13 Januari 2022
Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Ahmad Yusuf
NIM : 20.77.1266
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
Integrasi Machine Learning Techniques dan Tableau terhadap Prakiraan Kualitas Udara di Banjarmasin

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Kusriani, M.Kom,
Dosen Pembimbing Pendamping : Alva Hendi Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, 13 Januari 2022

Yang Menyatakan,



Ahmad Yusuf

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT, yang telah memberikan kita berbagai macam nikmat dan rezeki, sehingga apa yang kita lakukan akan selalu membawa keberkahan, baik di kehidupan di dunia, maupun kehidupan di akhirat kelak, sehingga semua cita-cita serta harapan yang ingin kita capai menjadi lebih mudah dan bermanfaat untuk orang banyak. Sholawat dan salamu tidak lupa penulis sampaikan kepada junjungan kita Nabi Besar Muhammad SAW yang telah membawa kita ke jalan yang terang benderang. Selain itu, atas limpahan rahmat serta karunia dari Allah SWT, penulis dapat menyelesaikan Tesis ini dengan Judul: **“Integrasi Machine Learning Techniques dan Tableau terhadap Prakiraan Kualitas Udara di Banjarmasin”**. Terimakasih sebelum dan sesudahnya, penulis ucapkan kepada Dosen serta teman-teman yang telah membantu, baik berupa moril maupun materil. Sehingga Tesis ini dapat terselesaikan untuk memenuhi salah satu syarat untuk memperoleh gelar akademik di Universitas AMIKOM Yogyakarta. Dalam kesempatan ini penulis menyampaikan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Dosen Pembimbing Utama, Ibu Prof. Dr. Kusriani, M.Kom. yang telah memberikan bimbingan dan arahan dalam proses penyelesaian Tesis ini.
2. Dosen Pembimbing Pendamping, Bapak Alva Hendi Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D. yang telah memberikan waktu, pengarahan dan pandangan kepada penulis dalam proses penelitian dan penulisan laporan Tesis ini.

3. Dosen-dosen beserta staff di Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta yang telah mengarahkan dan teman-teman yang membantu dalam proses penyelesaian Tesis ini.

Akhir kata, penulis menyampaikan terimakasih kepada semua pihak yang turut membantu dalam penyelesaian laporan Tesis ini. Harapan yang paling besar dari penyusunan laporan ini adalah agar bermanfaat untuk banyak orang. Penulis juga mengharapkan saran dan kritik demi perbaikan dan penyempurnaan laporan ini. Semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi para pembaca dan semua pihak yang membutuhkan.

Yogyakarta, 13 Januari 2022

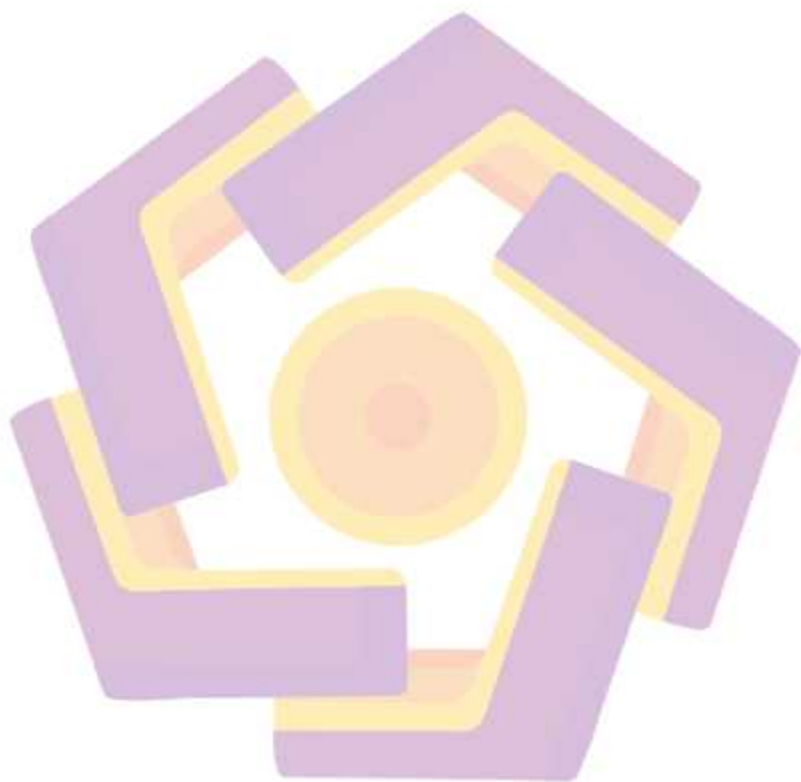
Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
INTISARI.....	xv
<i>ABSTRACT</i>	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Batasan Masalah.....	5
1.4. Tujuan Penelitian.....	6
1.5. Manfaat Penelitian.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1. Tinjauan Pustaka.....	8
2.1.1 <i>Air Pollution Forecasts: An Overview</i>	8
2.1.2 <i>Particulate air pollution in Indonesia: quality index, characteristic, and source identification</i>	8

2.1.3 <i>Air Pollution Changes of Jakarta, Banten, and West Java, Indonesia During the First Month of COVID-19 Pandemic</i>	9
2.1.4 Perhitungan Indeks Kualitas Udara DKI Jakarta Menggunakan Berbagai Baku Mutu	10
2.1.5 <i>A Machine Learning Approach to Predict Air Quality in California</i>	11
2.1.6 <i>SARIMA Modeling for Forecasting the Electricity Consumption of a Health Care Building</i>	12
2.1.7 <i>Data analytics and visualization using Tableau utilitarian for COVID-19 (Coronavirus)</i>	12
2.2. Keaslian Penelitian.....	14
2.3. Landasan Teori.....	20
2.3.1 Kualitas Udara	20
2.3.2 Sumber Polusi Udara	22
2.3.3 Efek Polusi Udara	23
2.3.4 Kualitas Udara di Indonesia.....	24
2.3.5 <i>Time Series</i>	27
2.3.6 <i>Machine Learning</i>	29
2.3.7 Tableau.....	30
BAB III METODE PENELITIAN	32
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	32

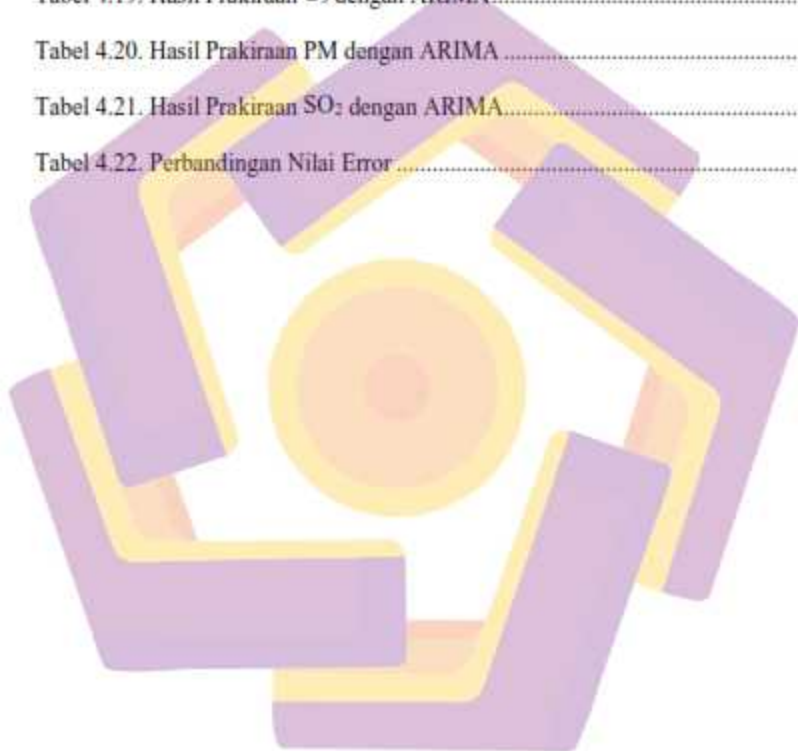
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	32
3.3. Metode Analisis Data.....	34
3.4. Alur Penelitian.....	36
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	38
4.1. Standar Indeks Kualitas Udara di Indonesia.....	38
4.2. Pengumpulan Data.....	39
4.3 <i>Data Preprocessing</i>	41
4.3.1 Pembersihan Data.....	41
4.3.2 Penggabungan Data.....	41
4.3.3 Pemilihan Atribut.....	43
4.4 Data Yang Digunakan Untuk Proses Prakiraan.....	44
4.5 Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Tableau Exponential Smoothing.....	46
4.5.1 Pemodelan <i>Additive</i> Exponential Smoothing.....	49
4.5.2 Pemodelan <i>Multiplicative</i> Exponential Smoothing.....	55
4.6 Mekanisme Integrasi ARIMA dan Tableau.....	60
4.7 Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan ARIMA.....	63
4.8 Pengukuran Nilai Error.....	68
4.9 Perbandingan Exponential Smoothing dan ARIMA.....	71
4.10 Pembahasan.....	72
BAB V PENUTUP.....	77
5.1. Kesimpulan.....	77
5.2. Saran.....	78



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian Integrasi Machine learning techniques dan Tableau terhadap Prakiraan Kualitas Udara di Banjarmasin	14
Tabel 2.2. Indeks Kualitas Udara di Dunia	25
Tabel 2.3. Kualitas Udara di Indonesia berdasarkan Penelitian Terdahulu	26
Tabel 3.1. Contoh Data Kualitas Udara	33
Tabel 4.1. Standar Indeks Kualitas Udara di Indonesia	38
Tabel 4.2. Data Harian Kualitas Udara Kota Banjarmasin Januari 2016.....	40
Tabel 4.3. Pembersihan Data	41
Tabel 4.4. Penggabungan Data.....	42
Tabel 4.5. Pemilihan Atribut.....	43
Tabel 4.6. Rata-rata Kualitas Udara di Kota Banjarmasin.....	45
Tabel 4.7. Hasil Prakiraan CO dengan Pemodelan <i>Additive</i>	51
Tabel 4.8. Hasil Prakiraan NO ₂ dengan Pemodelan <i>Additive</i>	52
Tabel 4.9. Hasil Prakiraan O ₃ dengan Pemodelan <i>Additive</i>	53
Tabel 4.10. Hasil Prakiraan PM dengan Pemodelan <i>Additive</i>	53
Tabel 4.11. Hasil Prakiraan SO ₂ dengan Pemodelan <i>Additive</i>	54
Tabel 4.12. Hasil Prakiraan CO dengan Pemodelan <i>Multiplicative</i>	57
Tabel 4.13. Hasil Prakiraan NO ₂ dengan Pemodelan <i>Multiplicative</i>	57
Tabel 4.14. Hasil Prakiraan O ₃ dengan Pemodelan <i>Multiplicative</i>	58
Tabel 4.15. Hasil Prakiraan PM dengan Pemodelan <i>Multiplicative</i>	59

Tabel 4.16. Rata-rata Indeks Prakiraan SO_2 dengan Pemodelan <i>Multiplicative</i> di Kota Banjarmasin pada 2021	60
Tabel 4.17. Hasil Prakiraan CO dengan ARIMA	65
Tabel 4.18. Hasil Prakiraan NO_2 dengan ARIMA	66
Tabel 4.19. Hasil Prakiraan O_3 dengan ARIMA	66
Tabel 4.20. Hasil Prakiraan PM dengan ARIMA	67
Tabel 4.21. Hasil Prakiraan SO_2 dengan ARIMA	68
Tabel 4.22. Perbandingan Nilai Error	69



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Prakiraan dengan Tableau	30
Gambar 3.1. Alur Penelitian.....	36
Gambar 4.1. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Pemodelan <i>Additive</i>	50
Gambar 4.2. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Pemodelan <i>Multiplicative</i>	55
Gambar 4.3. Konfigurasi Rserve.....	62
Gambar 4.4. Mengaktifkan packages Rserve.....	62
Gambar 4.5. Konfigurasi External Service Connection.....	63
Gambar 4.6. Notifikasi External Service Connection Aktif	63
Gambar 4.7. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan ARIMA.....	64

INTISARI

Kekhawatiran kesehatan manusia merupakan salah satu konsekuensi penting dari rendahnya kualitas udara. Kondisi rendahnya kualitas udara setiap kota akan memberikan dampak jangka panjang seperti terjadinya pemanasan global serta efek rumah kaca antropogenik. Masalah kualitas udara biasanya terjadi pada daerah dengan populasi penduduk yang banyak seperti Kota Banjarmasin. Salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah prakiraan kualitas udara dengan memanfaatkan machine learning techniques dan Tableau.

Data yang didapatkan dari BMKG Kota Banjarmasin merupakan bahan awal untuk prakiraan tersebut. Prakiraan kualitas udara akan menggunakan Exponential Smoothing dan ARIMA sehingga penelitian ini bertujuan untuk melakukan prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin dalam kurun waktu satu tahun.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa prakiraan menggunakan Exponential Smoothing memiliki nilai error yang lebih rendah terhadap 5 parameter yang diprakirakan dibandingkan ARIMA dengan rata-rata 9,71 (pemodelan *additive*) dan 9,86 (pemodelan *multiplicative*). Sedangkan ARIMA memiliki rata-rata nilai error sebesar 19,34 sehingga dapat disimpulkan bahwa Exponential Smoothing masih lebih baik dibandingkan ARIMA dalam melakukan prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin.

Kata kunci: kualitas udara, exponential smoothing, arima, banjarماسين

ABSTRACT

Human health concerns are one of the important consequences of low air quality. The low air quality of each city will have long-term impacts such as global warming and anthropogenic greenhouse effects. Air quality problems usually occur in areas with large populations such as Banjarmasin. One of the efforts that can be done is air quality forecasting by utilizing machine learning techniques and Tableau.

Data obtained from BMKG Banjarmasin is the initial material for the forecast. Air quality forecasts will use Exponential Smoothing and ARIMA so this study aims to conduct air quality forecasts in Banjarmasin within one year.

The results showed that forecasts using Exponential Smoothing had lower error values against the estimated 5 parameters compared to ARIMA with averages of 9.71 (additive modeling) and 9.86 (multiplicative modeling). While ARIMA has an average error value of 19.34 so it can be concluded that Exponential Smoothing is still better than ARIMA in conducting air quality forecasts in Banjarmasin.

Keyword: air quality, exponential smoothing, arima, banjarmasin



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan ekonomi dan kenaikan populasi di negara maju dan berkembang memberikan peluang besar terhadap masalah pencemaran lingkungan seperti rendahnya kualitas udara (Mannucci & Franchini, 2017; Sulaeman dkk., 2020). Kondisi tersebut memberikan dampak langsung terhadap kesehatan manusia melalui paparan polutan (Manisalidis dkk., 2020). Rendahnya kualitas udara telah menjadi hal yang harus diperhatikan terutama pada kota-kota di Indonesia dengan beberapa perkembangan seperti infrastruktur, populasi kendaraan, dan kurangnya ruang hijau kota. Kualitas udara masih menjadi tantangan yang sulit untuk dihadapi. Menurut WHO, Indonesia masuk dalam daftar 15 (lima belas) besar negara paling tercemar di dunia. Kualitas udara yang buruk biasanya disebabkan oleh produksi energi dari pembangkit listrik, industri, transportasi, dan bencana alam. Kondisi ini akan memberikan dampak jangka panjang seperti terjadinya pemanasan global serta efek rumah kaca antropogenik.

Banjarmasin menjadi salah satu kota di Indonesia yang masih memiliki indeks kualitas udara (IKU) rendah pada hari-hari tertentu (Niswanti dkk., 2016). Hal ini disebabkan oleh banyak faktor seperti emisi transportasi, emisi rumah tangga, industri konstruksi, debu jalan, serta pembakaran hutan dan lahan pertanian yang tidak terkendali. Sementara itu, kekhawatiran kesehatan manusia adalah salah satu konsekuensi penting dari pencemaran udara yang dapat dilihat dari nilai IKU. Sebagai alat informasi publik, IKU dirancang untuk membantu memahami dampak

kualitas udara terhadap risiko kesehatan yang terjadi di sebuah kota (Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2020). Semakin tinggi nilai IKU suatu kota, maka semakin besar risiko kesehatan yang terjadi sehingga kebutuhan untuk mengambil tindakan pencegahan. Adanya informasi IKU berdasarkan zat-zat polutan seperti *particulate matter* (PM), karbon monoksida (CO), nitrogen dioksida (NO₂), sulfur dioksida (SO₂), dan ozon (O₃) dapat memberikan pemahaman warga untuk melindungi diri dari efek negatif kualitas udara yang buruk (Inayah dkk., 2019). Prakiraan kualitas udara yang akurat dapat menjadi salah satu tindakan pencegahan jangka panjang dari permasalahan kualitas udara yang terjadi.

Prakiraan kualitas udara untuk kota di Indonesia telah banyak dilakukan dengan berbagai metode/model. Di Pekanbaru analisis prakiraan kualitas udara terhadap *particulate matter* (PM) sudah pernah dilakukan (Fernando, 2017; Ridzky dkk., 2017), sedangkan di Cilegon telah dilakukan prakiraan kualitas udara terhadap *total suspended particulate* (TSP) (Damayanti & Lestari, 2020). Prakiraan kualitas udara untuk mengukur *particulate matter* (PM) juga digunakan di Serpong (Rixson dkk., 2016; Santoso dkk., 2011), Jakarta (Santoso dkk., 2013), Lembang (Santoso dkk., 2008), Bandung (Lestari & Mauliadi, 2009), Jepara (Hirzi, 2018), Semarang (Huboyo dkk., 2008), Probolinggo (Hanafi, 2018), Surabaya (Ahmad & Santoso, 2016), dan Makassar (Yunus dkk., 2019). Banjarmasin dengan jumlah penduduk mendekati 700 ribu dan jumlah alat kendaraan transportasi yang terus meningkat (Badan Pusat Statistik Kota Banjarmasin, 2021) berpotensi tinggi mengalami polusi udara yang berbahaya dalam beberapa tahun ke depan.

Di sisi lain, saat ini teknologi sudah berkembang dan dapat dimanfaatkan untuk *monitoring* hingga prakiraan IKU. Aplikasi Tableau merupakan salah satu alat yang dapat membantu analisis prakiraan kualitas udara dengan dukungan visualisasi. *Exponential smoothing* adalah model yang diterapkan Tableau dalam membuat prakiraan kualitas udara. Model ini secara iteratif meramalkan nilai masa depan dari rangkaian data *time-series* dari rata-rata nilai di masa lalu. Keefektifan model ini diukur dengan tren musiman selama periode waktu yang akan menjadi dasar prakiraan kualitas udara. (Jena, 2019) menggunakan Tableau sebagai *Business Intelligence tools*, menunjukkan kemampuan yang handal dalam melakukan prakiraan yang tepat terhadap data *time-series* penjualan barang. Akhtar dkk juga menunjukkan hal yang sama bahwa prakiraan, analisis, dan visualisasi terhadap COVID-19 dengan menggunakan Tableau memberikan hasil yang cukup baik (Akhtar dkk., 2020). *Exponential smoothing* sebagai model yang digunakan Tableau mampu memberikan hasil akurasi yang tinggi (Himawan & Silitonga, 2020; Siregar dkk., 2017).

Sementara itu, sebagian besar prakiraan kualitas udara saat ini menggunakan pendekatan langsung seperti model statistik linier. Model tersebut mudah diterapkan dan memungkinkan perhitungan perkiraan yang cepat. Namun, model tersebut biasanya tidak menggambarkan interaksi dan hubungan non-linear (Astuti & Kusumawardani, 2017). Seiring perkembangan bidang Artificial Intelligence terus meningkat seperti penggunaan machine learning techniques untuk membantu pekerjaan manusia (Yeung dkk., 2021) serta permasalahan pada model statistik linear. *Machine learning techniques* dapat menjadi salah satu pilihan

dalam prakiraan kualitas udara (Annor Antwi & Al-Dherasi, 2019; Castelli dkk., 2020; Wei dkk., 2019). Penerapan *machine learning techniques* untuk prakiraan di berbagai bidang mampu menyelesaikan masalah dan membantu penyusunan rencana, strategis serta pengambilan keputusan untuk masa depan (Silalahi, 2020). ARIMA menjadi salah satu model untuk prakiraan yang memiliki nilai error rendah dan akurasi tinggi dibandingkan dengan beberapa model seperti *Exponential Smoothing* (Pongdatu & Putra, 2018), *Long Short-Term Memory* (LSTM) (Khaira dkk., 2020; Shah, 2019), *Seasonal Artificial Neural Network* (SANN). Model ini merupakan model terbaik untuk peramalan data (Silalahi, 2020) dan memiliki akurasi yang baik (Chen dkk., 2018; Deepa & Raghuram, 2021).

Berdasarkan penelusuran literatur tentang Tableau dan penerapan *machine learning techniques*, serta potensi permasalahan terkait belum adanya model yang menggambarkan prakiraan kualitas udara di Banjarmasin menjadi dasar dalam integrasi *machine learning techniques* dan Tableau pada penelitian ini.

1.2. Rumusan Masalah

Bagian ini memuat penjelasan tentang permasalahan sehingga memerlukan solusi penelitian. Permasalahan yang diuraikan dalam latar belakang masalah dirumuskan kembali secara tegas dan jelas dalam bentuk poin-poin yang terinci yang berisi masalah-masalah yang akan dikaji pada penelitian.

- a. Apa parameter tertinggi dari kualitas udara di Banjarmasin dalam prakiraan kualitas udara dengan *Exponential Smoothing* Tableau dan *machine learning* ARIMA?

- b. Model manakah di antara Exponential Smoothing Tableau dan machine learning ARIMA yang menghasilkan nilai error rendah dalam konteks prakiraan kualitas udara?
- c. Bagaimana mekanisme integrasi machine learning techniques ke dalam Tableau dalam konteks prakiraan kualitas udara?

1.3. Batasan Masalah

Dalam melakukan penelitian ini, terdapat batasan masalah agar pembahasan tidak menyimpang dari tujuan penelitian serta terarah. Berikut ini batasan-batasan masalah pada penelitian ini, yaitu:

- a. Penelitian ini berfokus pada perbandingan 2 model yaitu Exponential Smoothing (Tableau) dan ARIMA (integrasi machine learning ke Tableau) dalam prakiraan kualitas udara.
- b. Penelitian ini terdiri dari satu proses mekanisme integrasi yaitu pada proses prakiraan menggunakan ARIMA.
- c. Integrasi machine learning dan Tableau menggunakan packages Rserve dari R programming.
- d. Menggunakan 2 pemodelan pada Exponential Smoothing yaitu pemodelan additive dan pemodelan Multiplicative.
- e. Data yang digunakan ialah Data Kualitas Udara Banjarmasin 2016-2020 yang didapatkan dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Kota Banjarmasin.

- f. Penelitian ini hanya menggunakan parameter 5 jenis polutan yaitu CO, NO₂, O₃, PM, dan SO₂.
- g. Data yang diproses untuk prakiraan dan data hasil prakiraan berupa indeks rata-rata per bulan dari masing-masing parameter.
- h. Hasil prakiraan berupa indeks kualitas udara akan dikategorikan berdasarkan Standar Indeks Kualitas Udara Indonesia dari Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan.
- i. Prakiraan dilakukan dalam kurun waktu 1 tahun ke depan di Banjarmasin secara keseluruhan dan tidak mengacu pada prakiraan per area.
- j. Penelitian ini hanya melakukan satu kali uji coba sehingga saat mendapatkan hasil prakiraan langsung dilanjutkan dengan pengukuran performa dan perbandingan.
- k. Pengukuran performa untuk membandingkan model Exponential Smoothing dan ARIMA melalui pengukuran nilai error dengan Root Mean Square Error (RMSE).
- l. Visualisasi hasil prakiraan kualitas udara Exponential Smoothing dan ARIMA menggunakan Tableau.

1.4. Tujuan Penelitian

Dari rumusan masalah yang telah dipaparkan, maka penelitian ini dilakukan agar dapat mengatasi permasalahan tersebut. Berikut ini tujuan dari penelitian ini, yaitu:

- a. Untuk mengetahui prakiraan kualitas udara serta parameter yang membahayakan di Banjarmasin dalam kurun waktu prakiraan 1 tahun.
- b. Untuk mengetahui kinerja Exponential Smoothing dari Tableau terhadap prakiraan kualitas udara di Banjarmasin.
- c. Untuk mengetahui kinerja machine learning techniques ARIMA terhadap prakiraan kualitas udara di Banjarmasin.
- d. Mengintegrasikan Tableau dan machine learning techniques pada prakiraan kualitas udara di Banjarmasin menggunakan packages Rserve.

1.5. Manfaat Penelitian

Dalam melaksanakan penelitian ini terdapat manfaat yang ingin dicapai.

Berikut ini manfaat yang ingin dicapai adalah sebagai berikut:

- a. Mendapatkan data berupa prakiraan kualitas udara yang ada di Banjarmasin selama kurun waktu 1 tahun ke depan.
- b. Mengetahui parameter apa yang berisiko tinggi terjadi di Banjarmasin selama beberapa tahun yang akan datang.
- c. Menjadi rekomendasi terhadap pemangku kepentingan, komunitas, pemerintah dan individu di Kota Banjarmasin untuk secara proaktif mengambil langkah-langkah untuk mengurangi bahaya kesehatan yang disebabkan oleh polusi udara.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

2.1.1 *Air Pollution Forecasts: An Overview*

Penelitian ini dilakukan oleh Lu Bai dan kawan-kawan pada tahun 2018 dengan melakukan review terhadap prediksi polusi udara. Polusi udara didefinisikan sebagai fenomena yang berbahaya bagi sistem ekologis dan kondisi normal keberadaan dan perkembangan manusia ketika beberapa zat di atmosfer melebihi konsentrasi tertentu (Bai dkk., 2018). Prediksi polusi udara dilakukan sebagai relative pencegahan dan dasar untuk mengambil langkah-langkah pengendalian polusi yang efektif. Baik memberikan gambaran perbandingan metode perkiraan yang berbeda, kelebihan dan kekurangan dari beberapa metode perkiraan. Metode Artificial Intelligence diketahui memiliki kinerja yang baik dan dapat memecahkan data nonlinear, tetapi modelnya tidak stabil dan memiliki ketergantungan yang tinggi pada data. Selain itu, sebagian besar algoritma pengoptimalan mudah dipahami dan dikombinasikan dengan metode lain (Bai dkk., 2018).

2.1.2 *Particulate air pollution in Indonesia: quality index, characteristic, and source identification*

Pertumbuhan urbanisasi, industrialisasi, dan pembangunan ekonomi di banyak daerah di Indonesia berkontribusi terhadap maraknya partikel polutan di atmosfer yang dapat menyebabkan beberapa masalah kesehatan dan kematian dini. Pengukuran terhadap 10 kota di Indonesia menunjukkan sebagian besar konsentrasi

rata-rata partikel polutan telah melampaui standar rata-rata tahunan dari peraturan Indonesia dan standar WHO. Emisi lalu lintas adalah menjadi penyebab paling banyak, diikuti oleh pembakaran biomassa dan emisi debu. Kebakaran hutan dan gambut memang berkontribusi pada tingginya emisi pembakaran biomassa di kota-kota yang terpuruk. Penelitian ini menunjukkan pembakaran lalu lintas dan biomassa adalah 9relative9na penting untuk partikulat emisi di beberapa kota di Indonesia. Menerapkan regulasi terkait dan memprioritaskan sistem angkutan sehat didorong sebagai solusi yang menjanjikan dan perlunya perhatian lebih lanjut untuk menilai polusi udara, terutama untuk partikel halus karena dampak kesehatannya yang tinggi. Akhirnya, penelitian ini menyarankan pentingnya membangun sistem informasi kualitas udara yang komprehensif untuk penerbitan dan pembagian data pemantauan di seluruh 9relativ pemerintah, akademik, dan 9relativ lainnya (Istiqomah & Marleni, 2020).

2.1.3 Air Pollution Changes of Jakarta, Banten, and West Java, Indonesia During the First Month of COVID-19 Pandemic

Bertujuan untuk mengeksplorasi tingkat polusi udara di Jakarta saat wabah COVID-19 melanda pada 1 bulan pertama. Penelitian ini menunjukkan bahwa wilayah Jabodetabek mengalami penurunan tingkat polutan, khususnya di wilayah Bogor. Namun demikian, beberapa daerah, seperti Jakarta utara, telah menunjukkan pengurangan yang lambat. Selanjutnya, wilayah dengan kasus terkonfirmasi tinggi kasus COVID-19 telah mengalami penurunan kualitas udara. Pramana dan kawan-kawan menyimpulkan bahwa kualitas udara tiga provinsi, Jakarta, Banten, dan Jawa Barat, terutama di kota-kota yang terletak di Wilayah Metropolitan Jakarta selama

wabah COVID-19 dan pembatasan sosial berskala besar, semakin membaik. Namun, di beberapa daerah, pengurangan konsentrasi polutan membutuhkan waktu yang lebih lama, karena sangat tinggi sebelum wabah (Pramana dkk., 2020).

2.1.4 Perhitungan Indeks Kualitas Udara DKI Jakarta Menggunakan Berbagai Baku Mutu

Indeks Kualitas Udara (IKU) sebagai indikator kualitas udara menjadi penting untuk meningkatkan kesadaran masyarakat maupun pengambilan keputusan dalam mengatasi permasalahan udara. Kualitas udara dalam bentuk indeks kualitas udara (IKU) memungkinkan masyarakat luas dengan mudah mengetahui tingkat pencemaran udara di lingkungannya. Perhitungan Indeks Kualitas Lingkungan Hidup (IKLH) perlu diuji coba menggunakan data yang valid dengan jumlah data yang memenuhi batas keberterimaan persyaratan data yang ditentukan. Hal tersebut untuk mendapatkan hasil perhitungan IKU yang dapat mencerminkan kondisi kualitas udara yang sesuai dengan kondisi sebenarnya di lapangan. Parameter yang digunakan pada rumus IKU dipilih berdasarkan pada landasan hukum yang masih berlaku di Indonesia yaitu PP41/1999 tentang pengendalian pencemaran udara, PermenLH no.12/2010 tentang Pelaksanaan Pengendalian Pencemaran Udara di Daerah, dan KepMenLH No.45/1997 serta Keputusan Kepala Badan Pengendalian Dampak Lingkungan Nomor: Kep-107/Kabapedal/11/1997 yang keduanya tentang Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU). Mengacu kepada peraturan tersebut, dipilih 5 (lima) parameter kunci pencemar udara yaitu: CO, SO₂, NO₂, PM10, dan O₃. Rita dan kawan-kawan melakukan uji coba rumus dengan menggunakan baku mutu yang berbeda.

Penggunaan berbagai baku mutu udara ambien bertujuan untuk mengetahui nilai IKU yang lebih relevan dan mudah digunakan. Baku mutu yang digunakan adalah PP Nomor 41 Tahun 1999, USEPA dan WHO. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan hasil pemantauan kualitas udara ambien secara kontinyu dan otomatis di 5 (lima) lokasi di DKI Jakarta. Berdasarkan perhitungan dan analisis menunjukkan bahwa hasil perhitungan IKU di 5 (lima) stasiun DKI Jakarta menggunakan baku mutu PP41/1999 dan USEPA kontradiktif dengan kajian kondisi IKU di DKI Jakarta, dimana IKU DKI Jakarta berada pada kriteria baik dan sangat baik. Penggunaan baku mutu WHO, menghasilkan IKU di 5 stasiun DKI Jakarta berfluktuatif dan berada pada kriteria waspada hingga sangat baik, sehingga, penggunaan baku mutu WHO lebih memberikan gambaran kondisi DKI Jakarta (Mukhtar dkk., 2018).

2.1.5 A Machine Learning Approach to Predict Air Quality in California

Memprediksi kualitas udara merupakan tugas yang kompleks karena sifat dinamis, volatilitas, dan variabilitas yang tinggi dalam waktu dan ruang dari polutan dan partikulat. Kemampuan untuk memodelkan, memprediksi, dan memantau kualitas udara menjadi semakin relevan, terutama di daerah perkotaan, karena dampak kritis yang teramati dari polusi udara terhadap kesehatan warga dan lingkungan. Penelitian menggunakan *support vector regression* (SVR), untuk memperkirakan tingkat polutan dan partikulat dan untuk memprediksi indeks kualitas udara. Di antara berbagai alternatif yang diuji, radial basis function (RBF) merupakan jenis kernel yang memungkinkan SVR mendapatkan prediksi yang paling akurat, didapatkan bahwa SVR dengan kernel RBF secara akurat

memprediksi konsentrasi polutan per jam, seperti karbon monoksida, sulfur dioksida, nitrogen dioksida, ozon di permukaan tanah, dan partikel 2.5, serta AQI per jam untuk negara bagian California dengan akurasi 94,1% (Castelli dkk., 2020).

2.1.6 SARIMA Modeling for Forecasting the Electricity Consumption of a Health Care Building

Kaur dan Ahuja melakukan perbandingan eksperimental di antara model SARIMA dan ARIMA dengan melakukan prediksi konsumsi listrik pada Rumah Sakit. Kedua model tersebut dibangun dengan menggunakan dataset historis konsumsi listrik selama 11 tahun di Rumah Sakit Apollo. Dengan menganalisis keakuratan perkiraan menggunakan RMSE, MAPE, analisis komparatif model SARIMA dan ARIMA. Analisis hasil menyimpulkan bahwa kinerja SARIMA lebih baik jika dibandingkan dengan model ARIMA. Analisis data dari 11 tahun di rumah sakit menunjukkan bahwa model dinamis ini cukup mudah beradaptasi untuk memperkirakan konsumsi listrik pada tingkat akurasi yang diperlukan (Kaur & Ahuja, 2019).

2.1.7 Data analytics and visualization using Tableau utilitarian for COVID-19 (Coronavirus)

Akhtar dan kawan-kawan menggunakan Tableau untuk membangun visualisasi yang indah terhadap COVID-19. Tableau memiliki antarmuka *drag* dan *drop* yang mudah digunakan dan mendukung berbagai sumber data. Tableau adalah alat yang berhubungan dengan analitik big data juga menghasilkan output dalam teknik visualisasi yang lebih dimengerti dan mudah disajikan dengan fitur *data blending*, pelaporan secara *realtime*, dan *data collaboration*. Tableau dapat

melakukan analitik prediktif untuk meningkatkan pengambilan keputusan untuk penyebaran COVID-19 dan dapat menentukan tanggal diskrit dan berkelanjutan. Penelitian ini mengungkap bahwa Tableau dapat menggunakan berbagai jenis data geografis, menyambungkan ke beberapa sumber data, dan mengatur tampilan visualisasi secara mandiri. Tableau memberikan peluang bagi pembuat keputusan utama untuk menemukan pola data COVID-19 seperti perilaku pandemi COVID-19, dan cocok dengan hasil yang diperoleh melalui machine learning algorithms (Akhtar dkk., 2020).



2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian Integrasi Machine learning techniques dan Tableau terhadap Prakiraan Kualitas Udara di Banjarmasin

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	A hybrid of artificial neural network, exponential smoothing, and ARIMA models for COVID-19 time series forecasting	Safi dan Sanusi. Model Assisted Statistics and Applications, 2021	Membandingkan performa model ARIMA, Exponential Smoothing dan Hybrid ANN dalam memprediksi kasus COVID-19 dunia	Hasil empiris menunjukkan bahwa model Exponential Smoothing dan ARIMA mengungguli model JST dan Hybrid. Temuan utama dari analisis model Exponential Smoothing dan ARIMA menunjukkan bahwa besarnya peningkatan total kasus yang dikonfirmasi dari waktu ke waktu menurun dan persentase perubahan angka kematian juga menurun.	Penelitian ini menetapkan bahwa penggunaan model rumit seperti ANN dan Hybrid tidak selalu memberikan hasil terbaik. Hasil ini menambah semakin banyak literatur yang berupaya memperkirakan penyebaran COVID-19 secara akurat dengan menggabungkan dan memeriksa validitas beberapa model yang digunakan oleh peneliti lain.	penelitian ini mendasari peneliti dalam memilih kedua model tersebut yaitu Exponential Smoothing dan ARIMA, namun secara khusus penelitian ini akan menggunakan media yang berbeda untuk proses prakiraan yaitu Tableau.
2	Airport Trends Analytics Engine using the ARIMA Model	Chitransh Rajesh dan kawan-kawan. International Journal of	Menganalisis tren dengan membangun model ARIMA melalui R dan Tableau	Mesin Analisis Tren Bandara merupakan bagian integral dari R dan Tableau dan dioptimalkan untuk	Hanya menggunakan 1 model machine learning	Penelitian yang ingin dilakukan nantinya membandingkan algoritma machine learning ARIMA kemudian membandingkan

Tabel 2.1. Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
		Engineering & Technology, 2018		digunakan di lingkungan desktop dan server. ARIMA ditemukan sangat cocok digunakan saat melakukan peramalan jangka panjang.		dengan Algoritma yang digunakan Tableau dalam prakiraan yaitu Exponential Smoothing.
3	Forecasting and Prediction of Air Pollutants Concentrates Using Machine Learning Techniques: The Cascof India (Sharma dkk.,2021)	Moolchand Sharma dan kawan-kawan,IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021	Melakukan prakiraan terhadap polusi udara di India	Dari perbandingan model machine learning yang digunakan didapatkan bahwa Decision Tree Classifier memberikan akurasi paling baik.	Hanya membandingkan algoritma-algoritma dari machine learning	Penelitian yang ingin dilakukan nantinya membandingkan algoritma machine learning ARIMA kemudian membandingkan dengan Algoritma yang digunakan Tableau dalam prakiraan. Selain itu, penelitian ini melakukan prakiraan pada kota di Indonesia yang belum pernah diteliti sebelumnya terkait kualitas udara
4	Implementation of Machine Learning Algorithms for Analysis and	Dyuthi Sanjeev, International Journal of	Mendesripsikan algoritma dari machine learning mampu melakukan prakiraan	Ditemukan bahwa algoritma machine learning mampu melakukan prakiraan	Hanya menggunakan beberapa bagian dari algoritma machine learning	Penelitian ini tidak hanya menerapkan algoritma machine learning namun juga membandingkannya dengan

Tabel 2.1. Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Prediction of Air Quality (Sanjeev, 2021)	Engineering Research & Technology (JERT), 2021	kuualitas udara menggunakan Random Forest, SVM, ANN	kuualitas udara sehingga tindakan pencegahan dapat diambil oleh orang-orang untuk meminimalkan polusi udara		yang algoritma yang digunakan Tableau.
5	Forecasting Air Quality in Taiwan by Using Machine Learning (Lee dkk., 2020)	Mike Lee dan kawan-kawan, Scientific Reports, 2020	Mengusulkan pendekatan pembelajaran mesin berbasis peningkatan gradien untuk memprediksi konsentrasi PM _{2.5} di Taiwan dan membandingkan kinerja prediksi antara Taiwan, Taipei, dan London	Ditemukan bahwa bahwa Taipei dan London memiliki hasil prediksi yang sama karena kedua kota ini memiliki topografi (cekungan) yang sama dan merupakan pusat keuangan tanpa sumber polusi domestik. Hasilnya juga menunjukkan bahwa setelah memasukkan fitur tambahan kesalahan root-mean-square berkurang dari 8,56 untuk pendekatan	Hanya memprediksi satu partikel polutan dari sebuah kota	Penelitian yang dilakukan di Banjarmasin dengan prakiraan kualitas udara menggunakan lebih dari satu zat polutan

Tabel 2.1. Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				konvensional menjadi 7,06 untuk metode yang diusulkan.		
6	Forecasting Air Pollution Particulate Matter ($PM_{2.5}$) Using Machine Learning Regression Models (Doreswamy dkk., 2020)	Doreswamy dan kawan-kawan, Procedia Computer Science, 2020	Menggunakan model regresi yang terdiri dari Random Forest, Gradient Boosting Regression, Decision Tree Regression, dan MLP Regression dalam memprediksi $PM_{2.5}$ sebagai polutan udara di Taiwan	Model terbaik yang ditemukan adalah Gradient Boosting Regression dengan akurasi tertinggi	Hanya melakukan prakiraan terhadap satu jenis zat polutan saja yaitu $PM_{2.5}$	Penelitian yang ingin dilakukan nantinya membandingkan algoritma machine learning ARIMA kemudian membandingkan dengan Algoritma yang digunakan Tableau dalam prakiraan. Selain itu, penelitian ini melakukan prakiraan pada kota di Indonesia yang belum pernah diteliti sebelumnya terkait kualitas udara
7	Air Pollution Prediction Using Machine Learning Supervised Learning Approach (Madhuri VM dkk., 2020)	Madhuri dan kawan-kawan, International Journal of Scientific & Technology Research, 2020	Menggunakan pendekatan supervised learning seperti SVM, LinearRegression, DT, RF untuk melakukan prakiraan kualitas udara	Ditemukan bahwa pendekatan supervised learning yang memberikan kontribusi terbaik adalah RF	Tidak membandingkannya dengan metode di luar machine learning	Visualisasi yang ditampilkan nantinya menggunakan Tableau

Tabel 2.1. Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
8	Prediction of air quality in Jakarta during the COVID-19 outbreak using long short-term memory machine learning (Wihayati & Wibowo, 2021)	Wihayati dan Wibowo, International Symposium of Geoscience, Oil & Gas Engineering, Sustainable and Environmental Technology, 2020	Melakukan prediksi kualitas udara di Jakarta ketika COVID-19 melanda menggunakan LSTM	Optimisasi Adam mampu meningkatkan akurasi LSTM dalam memprediksi kualitas udara di Banjarmasin	Hanya menggunakan satu model yaitu LSTM dengan optimisasi	Prakiraan dilakukan di kota yang berbeda yaitu di Banjarmasin
9	Macao air quality forecast using statistical methods (Lei dkk., 2019)	Man Tat Lei dan kawan-kawan, Air Quality, Atmosphere & Health International Journal, 2019	Melakukan prediksi kualitas udara di Macao menggunakan pendekatan statistik	Dari dua pendekatan statistik yang digunakan yaitu MR analysis dan CART, ditemukan bahwa CART mampu memperkirakan konsentrasi rata-rata harian dari polutan udara	Penggunaan pendekatan statistik sedikit lebih kompleks dibandingkan dengan machine learning	Penelitian yang ingin dilakukan nantinya membandingkan algoritma machine learning SARIMA dan ARIMA kemudian membandingkan dengan Algoritma yang digunakan Tableau dalam prakiraan. Selain itu, penelitian ini melakukan prakiraan pada kota di Indonesia yang belum pernah diteliti sebelumnya terkait kualitas udara

Tabel 2.1. Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
10	Forecasting air qualitytime series using deeplearning (Freeman dkk., 2018)	Brian S. Freeman dan kawan-kawan, Journal of the Air & Waste Management Association, 2018	Memprediksi konsentrasi ozon (O_3) dengan rata-rata 8 jam menggunakan deep learning RNN dan dengan memori LSTM	Didapatkan LSTM memiliki akurasi yang lebih baik dan dapat melakukan prediksi O_3	Proses perhitungan memakan waktu yang banyak hingga 72 jam	Penelitian yang ingin dilakukan nantinya membandingkan algoritma machine learning SARIMA dan ARIMA kemudian membandingkan dengan Algoritma yang digunakan Tableau dalam prakiraan. Selain itu, penelitian ini melakukan prakiraan pada kota di Indonesia yang belum pernah diteliti sebelumnya terkait kualitas udara

2.3. Landasan Teori

2.3.1 Kualitas Udara

Kualitas udara mengacu pada kondisi udara di lingkungan yang berkaitan dengan tingkat dimana udara bersih, jernih, dan bebas dari polutan seperti asap dan debu di antara kotoran gas lainnya di udara (Susanto, 2020). Kualitas udara yang baik adalah persyaratan untuk melestarikan keseimbangan kehidupan di bumi untuk manusia, tanaman, hewan, dan sumber daya alam, dan berisiko ketika polusi di udara mencapai konsentrasi kritis (Santoso dkk., 2020).

Berbagai partikel dari sumber buatan manusia maupun alami terus mengurangi kualitas udara. ^{13relative13na} yang termasuk dalam penyebab penurunan kualitas udara adalah letusan gunung berapi, badai angin, pembusukan biologis, dan kebakaran hutan, sedangkan sumber buatan manusia mungkin adalah polusi dari kendaraan yang bergerak, fasilitas manufaktur, pembangkit listrik, smelter, dan kayu atau batu bara yang terbakar. Polutan dari sumber-sumber ini dilepaskan ke udara dan dapat menyebabkan masalah kesehatan yang parah bagi manusia, hewan, dan lingkungan (Sweileh dkk., 2018).

Kualitas udara tergantung pada tiga faktor yaitu jumlah polutan, tingkat di mana mereka dilepaskan di atmosfer, dan berapa lama mereka terjebak di suatu daerah. Jika polutan udara berada di daerah dengan aliran udara yang baik, mereka akan bercampur dengan udara dan dengan cepat menyebar (Santoso dkk., 2020).

Polusi udara adalah salah satu bentuk akibat dari buruknya kualitas udara yang mengacu pada kontaminasi atau pencemaran udara, baik di dalam ruangan atau di luar ruangan yang terjadi ketika partikel polutan memasuki atmosfer. Polusi

udara membuat udara menjadi kotor sehingga mengganggu keberlangsungan hidup makhluk hidup seperti tanaman, hewan, dan manusia (Kjellstrom dkk., 2006). Polusi udara merupakan hasil dari sejumlah besar zat yang berbahaya serta 14elati yang mencakup gas, partikulat, dan molekul biologis (Manisalidis dkk., 2020). Zat-zat berbahaya ini diproduksi, dicampur dan muncul ke atmosfer, sehingga dapat menyebabkan penyakit, alergi dan kematian. Polutan udara cenderung tetap berada di udara ketika ada kondisi tertentu seperti angin ringan atau rintangan yang membatasi pengangkutan kontaminan ini jauh dari suatu daerah. Akibatnya, konsentrasi polusi udara meningkat dengan cepat (Sweileh dkk., 2018).

1. Carbon dioxide (CO₂)

Polutan ini adalah salah satu polutan paling signifikan dan berbahaya yang diproduksi dengan cepat oleh banyak faktor (Penatua dkk, 2017). Polutan ini digambarkan sebagai polutan terburuk jika dibandingkan dengan yang lainnya dan berasal dari pembakaran gas alam, batu bara atau kayu.

2. Sulfur Oxides (SO_x)

Polutan ini berasal dari gunung berapi dan industri yang menjadi salah satu penyebab kekhawatiran atas dampak lingkungan dari penggunaan bahan bakar sebagai sumber listrik (Daellenbach dkk., 2020).

3. Nitrogen Oxides (NO₂)

Polutan ini merupakan gas kimia beracun hasil dari suhu tinggi dan masalah lainnya. Gas ini memiliki karakteristik bau yang tajam dan menggigit berasal dari Berasal dari mesin pembakaran industri dan lalu lintas.

4. Carbon monoxide (CO)

Polutan ini adalah gas beracun yang tidak berwarna dan tidak berbau. Produksi dan penyebaran karbon monoksida berasal dari pembakaran gas alam, batu bara, atau kayu. Meskipun, knalpot kendaraan menghasilkan banyak karbon monoksida ke atmosfer.

5. Particulates Matter (PM)

Partikel kecil padat atau cairan yang ditangguhkan dalam gas biasanya dirujuk ke Particulate Matters. Sementara itu, partikel dan gas bersama-sama disebut aerosol. Beberapa partikel berasal dari alam misalnya, gunung berapi, badai debu, kebakaran hutan, semprotan laut dll. Selain itu, beberapa aktivitas manusia juga menghasilkan banyak aerosol seperti membakar bahan bakar fosil, pembangkit listrik, dan proses industri dll partikel-partikel ini meningkat dengan cepat dan menyebabkan bahaya kesehatan seperti penyakit jantung, fungsi paru-paru, dan kanker dan asma. Partikel yang sangat berbahaya bagi kesehatan manusia yang berasal dari debu jalan dan pembakaran kayu (Daellenbach dkk., 2020).

2.3.2 Sumber Polusi Udara

Faktor atau sumber polusi udara dikategorikan ke dalam dua bagian yaitu antropogenik (buatan manusia) dan alam.

Sumber dari Manusia (Li dkk., 2017; Manisalidis dkk., 2020):

1. Sumber stasioner seperti tenaga bahan bakar fosil, pabrik, limbah, kayu, limbah tanaman dan kotoran.
2. Sumber seluler seperti kendaraan, dan pesawat terbang.
3. Pembakaran Terkendali di bidang pertanian.

4. Asap diambil dari pernis, semprotan aerosol, cat, hairspray dll.
5. Pengendapan limbah di tempat pembuangan sampah, konsekuensi terhadap metana.
6. Perang kuman, roket, senjata nuklir dan gas beracun yang digunakan dalam Militer.
7. Lahan pertanian yang dibuahi yang menghasilkan Nox.

Sumber Alami (Li dkk., 2017; Manisalidis dkk., 2020):

1. Debu dari sumber bumi alami
2. Metana, yang berasal dari makanan hewan
3. Gas radon, berasal dari pembusukan radioaktif
4. CO dan Asap dari kebakaran hutan
5. Vegetasi
6. Aktivitas vulkanik

2.3.3 Efek Polusi Udara

Polusi udara mempengaruhi bumi dengan berbagai cara mulai dari kesehatan hingga pertanian dan ekonomi. Kontribusi polutan di atas ke atmosfer kita menciptakan risiko berbahaya. Ada banyak penyakit terkait polusi dan bahkan hingga kematian manusia. Polusi udara menyebabkan banyak masalah kesehatan, bernapas keras, mengi, batuk, asma dan masalah jantung. Hal-hal ini mempengaruhi tubuh manusia dan umumnya ekosistem tubuh (Boubel dkk, 2013).

Untuk membuatnya lebih tepat berikut ini adalah daftar efek kesehatan dari polusi udara.

1. Kematian
2. Penyakit kardiovaskular
3. Penyakit paru-paru
4. Sistem saraf pusat

Polusi udara berdampak pada pertanian dan faktor ekonomi. Percobaan menunjukkan di India bahwa hasil panen berkurang setengahnya di sebagian besar daerah yang tercemar. Sementara itu, menurut sebuah studi oleh Bank Dunia dan Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME) di University of Washington, polusi udara biaya ekonomi dunia 5\$ triliun dolar setiap tahun karena kerugian dalam produktivitas dan kualitas hidup (Bank, 2016). Ini adalah wawasan singkat tentang apa yang telah dibawa ke dunia pada abad ke-21, peneliti percaya bahwa ia memiliki efek dan bahaya yang lebih besar di lapisan bawah yang perlu dibahas.

2.3.4 Kualitas Udara di Indonesia

Indeks kualitas udara adalah salah satu aspek penting dari jaringan pemantauan kualitas udara. Pada Tabel 1 menunjukkan bahwa di Indonesia, standar tersebut dikelola dalam Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 41 Tahun 1999, serta peraturan lain yang juga biasa digunakan di seluruh dunia adalah regulasi oleh WHO dan USEPA (Istiqomah & Marleni, 2020). Di antara semua indeks, pedoman WHO menetapkan angka yang lebih rendah, sehingga banyak negara mengalami kesulitan untuk memenuhi indeks tersebut.

Tabel 2.2. Indeks Kualitas Udara di Dunia

Indeks	PM2.5 ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)		PM10 ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	
	24-h	Annual	24-h	Annual
Indonesian Government Regulation No 41 of 1999	65	15	150	-
USEPA	35	15	150	50
WHO	25	10	50	20

Rata-rata konsentrasi PM_{2.5} di kota-kota yang disebutkan berada di kisaran 11,88-140 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Dengan asumsi bahwa semua studi dapat mewakili rata-rata tahunan, sebagian besar kota telah melampaui standar batas tahunan regulasi Indonesia dengan 15 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, sedangkan mengacu pada standar WHO, semua kota memiliki standar WHO. Meskipun studi di Pekanbaru memiliki kondisi tertentu yang dilakukan selama episode kebakaran hutan gambut, maka menjadi catatan penting bahwa kebakaran gambut memberikan kontribusi yang signifikan bagi kota-kota yang terpukul yang terletak 220 km dari lokasi kebakaran gambut. Tingginya kontribusi kebakaran gambut membuat konsentrasi PM_{2.5} jauh lebih tinggi dari batas standar 194 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Salah satu tantangan pengelolaan polusi udara di Indonesia adalah tidak adanya PM_{2.5} dalam pemantauan Indeks Kualitas Udara Indonesia (ISPU), meskipun PM_{2.5} merupakan parameter penting yang sangat berkaitan dengan kesehatan manusia. Studi penelitian yang telah dilakukan sebelumnya di Indonesia dirangkum dalam Tabel 2.3.

Tabel 2.3. Kualitas Udara di Indonesia berdasarkan Penelitian Terdahulu

Kota	Sampel Periode	Ukuran Fraksi PM	Rata-rata konsentrasi ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	Sumber
Pekanbaru	Maret 2005	PM _{2.5}	140	(See dkk., 2007)
	Sept 2015 – Mar 2016	PM ₁₀	94,41	(Fernando, 2017)
	Sept 2015 – Jan 2016	PM ₁₀	192,1	(Ridzky dkk., 2017)
Cilegon	Agu – Nov 2015	TSP	187,35	(Damayanti & Lestari, 2020)
Serpong	Agu – Nov 2008	PM _{2.5}	22,1	(Santoso dkk., 2011)
	2011 – 2013	PM _{2.5}	14,07	(Rixson dkk., 2016)
Jakarta	2008 – 2009	PM _{2.5}	25,76	(Santoso dkk., 2013)
Lembang	2002 – 2004	PM _{2.5}	11,88	(Santoso dkk., 2008)
		PM ₁₀	7,1	
Bandung	2001 – 2007 (musim kemarau)	PM _{2.5}	48	(Lestari & Mauliadi, 2009)
		PM ₁₀	19	
	2001 – 2007 (musim hujan)	PM _{2.5}	39	(Santoso dkk., 2008)
		PM ₁₀	16	
	2002 – 2004	PM _{2.5}	14,03	(Santoso dkk., 2008)
PM ₁₀		17,64		
Jepara	Mei – Juni 2018	PM ₁₀	181,75	(Hirzi, 2018)
Semarang	Mei – Jun 2005	PM ₁₀	74,74	(Huboyo dkk., 2008)
Probolinggo	Jul – Agu 2018	PM ₁₀	150,35	(Hanafi, 2018)
Surabaya	2012 – 2014	PM _{2.5}	15,05	(Ahmad & Santoso, 2016)
Makassar	2012 – 2013	PM ₁₀	32,9	(Yunus dkk., 2019)

Dalam kasus PM₁₀, konsentrasi rata-rata berada di kisaran 7,1-192,1 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Konsentrasi rata-rata tahunan untuk PM₁₀ tidak tersedia dalam peraturan nasional, dengan konsentrasi rata-rata harian 150 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, sedangkan STANDAR UPA dan WHO AS adalah satu per tiga lebih rendah dari standar peraturan

Indonesia. Ada dua kasus di mana batas standar rata-rata harian nasional dilampaui. Yaitu di Pekanbaru dengan rata-rata konsentrasi $192,1 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dan Jepara dengan $181,75 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Sebuah penelitian di Pekanbaru dilakukan saat episode kebakaran hewan peliharaan dalam waktu dua bulan pemantauan. Dengan demikian, konsentrasi PM10 naik tinggi pada kategori level sedang berdasarkan indeks kualitas udara Indonesia (ISPU), sekaligus mengacu pada indeks kualitas udara EPA AS yang nilainya cocok dengan kategori tidak sehat (Ridzky dkk., 2017). Pekanbaru merupakan wilayah perkotaan dengan jumlah penduduk lebih dari 800.000 jiwa, dan terjadinya kebakaran gambut memaparkan dampak yang merugikan bagi kota yang terpuruk ini. Lokasi pengambilan sampel di Jepara berada di daerah padat penduduk dengan pengelolaan sampah yang buruk, dengan demikian penelitian menyebutkan bahwa kondisi ini mengakibatkan tingginya aktivitas pembakaran biomassa (Hirzi, 2018). Ini harus menjadi peringatan untuk mendesak pengelolaan sampah yang lebih baik dan larangan limbah padat terbakar. Tingkat PM10 di sebagian besar kota telah melampaui standar tahunan WHO. TSP dan SPM dinilai kurang relevan dari sudut pandang kesehatan. Oleh karena itu, pemantauan dan kajian PM2.5 dan PM10 lebih didorong.

2.3.5 Time Series

Time-series pada dasarnya adalah urutan titik data yang diukur dari waktu ke waktu. Pengukuran dalam rangkaian waktu diatur dalam urutan kronologis, dan terdiri dari variabel tunggal yang disebut univariat atau variabel dependen, lebih dari satu kali yang disebut multivariat. *Time-series* dipengaruhi oleh empat komponen utama yaitu Tren, Musiman, Siklik, dan Irreguler. Tren merupakan

kecenderungan umum dari seri waktu perubahan, dengan peningkatan, penurunan atau stagnasi. Variasi musiman dikaitkan dengan perubahan selama musim per tahun, di mana iklim dan cuaca adalah faktor penting. Bagian siklik menggambarkan perbedaan sebagai perubahan jangka menengah dalam *time-series*, yang disebabkan oleh keadaan dengan sifat siklik. Komponen terakhir, $I(t)$, adalah variasi acak, atau yang disebut kebisingan, yang tidak khas dan tidak dapat dijelaskan oleh bagian sebelumnya (Pedregal, 2019).

Keempat komponen ini, ada dua jenis model yang digunakan untuk *time-series* yaitu *Multiplicative* dan *Additive*, masing-masing dijelaskan dalam Persamaan 1 dan 2. Asumsi untuk model seri waktu *Multiplicative* adalah bahwa semua komponen belum tentu saling mempengaruhi di mana *Additive* mengasumsikan kemandirian komponen.

$$Y(t) = T(t) \times S(t) \times C(t) \times I(t) \quad (1)$$

$$Y(t) = T(t) + S(t) + C(t) + I(t) \quad (2)$$

Stasioner adalah konsep lain untuk *time-series*. *Time-series* beresponer jika propertinya seperti rata-rata dan varians tidak tergantung pada waktu. Dengan demikian, stasioneritas adalah asumsi yang berguna karena kompleksitas model yang kurang matematika. Seri waktu dapat homoscedastic, yang berkaitan dengan sampel seri waktu memiliki varians kesamaan seperti sampel lain dalam set data. Heteroscedastic berarti sebaliknya dengan varian yang berbeda sepanjang seri waktu. Didapatkan kesimpulan berupa seri waktu stasioner dan homoscedastic berperilaku baik dan lebih mudah diprediksi, dan seri non-stasioner dan heteroscedastic jauh lebih rumit (Umami dkk., 2019).

2.3.6 Machine Learning

Machine learning merupakan bagian dari Artificial Intelligence yang bertujuan untuk memungkinkan 22elative belajar dengan sendirinya tanpa eksplisit. Algoritma machine learning dapat mengidentifikasi dan mempelajari pola yang mendasar dalam data yang diamati untuk melakukan pemodelan dan prakiraan.

Ada tiga jenis teknik machine learning yaitu reinforcement learning, unsupervised learning, and supervised learning. Dalam reinforcement learning, algoritma menerima umpan balik berdasarkan kinerja saat menavigasi ruang masalahnya. Unsupervised learning adalah pendekatan yang belajar dari data yang tidak berlabel. Untuk menanggapi umpan balik seperti dalam reinforcement learning, unsupervised learning mengidentifikasi atribut dan karakteristik dari data. Unsupervised learning mencakup masalah asosiasi, yang mencoba menggambarkan bagian-bagian data, dan masalah pengelompokan, yang berupaya mengidentifikasi pengelompokan alami. Supervised learning, algoritma berusaha belajar dari contoh informatif dari data berlabel. Algoritma semacam itu dapat digambarkan sebagai pendekatan berbasis data, di mana data historis digunakan untuk prediksi masa depan. Prediksi kualitas udara sering diselesaikan dengan supervised learning, karena seri waktu dapat dikonversi ke pasangan input dan output berlabel, di mana target output adalah kebenaran dasar dari nilai berikutnya dalam urutan data. Model pembelajaran mesin yang disajikan dalam karya ini adalah supervised learning (Kelleher dkk., 2015).

2.3.7 Tableau

Tableau merupakan alat visualisasi data yang biasa digunakan pada industri Business Intelligence. Tableau mampu membantu dalam menyederhanakan data mentah menjadi format yang sangat mudah dimengerti. Tableau membantu menciptakan data yang dapat dipahami oleh para profesional di tingkat mana pun dalam suatu organisasi dan memungkinkan pengguna non-teknis untuk membuat tampilan *dashboard* yang diinginkan. Tableau menyediakan beberapa fitur di antaranya yaitu pencampuran data, analisis waktu nyata, kolaborasi data hingga melakukan prakiraan (Tableau, 2021; Taylor, 2020).



Gambar 2.1. Prakiraan dengan Tableau

Prakiraan di Tableau menggunakan teknik yang dikenal sebagai Exponential Smoothing yang terdiri dari 2 jenis pemodelan (pemodelan additive dan pemodelan *Multiplicative*). Model Exponential Smoothing dengan komponen tren atau musiman efektif ketika ukuran yang akan diramalkan menunjukkan tren atau musiman selama periode waktu yang menjadi dasar peramalan. Trend adalah

kecenderungan dalam data untuk meningkat atau menurun dari waktu ke waktu. Musiman adalah variasi nilai yang berulang dan dapat diprediksi, seperti fluktuasi tahunan suhu relative terhadap musim. Selain itu, Tableau mendukung tiga jenis waktu, dua di antaranya dapat digunakan untuk peramalan yaitu tahun, kuartal, dan bulan. Tableau hanya bisa mendapatkan mengkonversi data dalam bentuk agregasi seperti AVG, SUM, dan COUNT. Secara umum, semakin banyak titik data dalam deret waktu, semakin baik perkiraan yang dihasilkan. Sementara itu, model-model machine learning seperti ARIMA juga dapat digunakan pada Tableau dengan menggunakan integrasi. Integrasi tersebut didefinisikan sebagai menghubungkan komponen di luar Tableau dengan Tableau itu sendiri (Rajesh dkk., 2018).



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Berdasarkan jenisnya, penelitian ini termasuk dalam penelitian terapan karena dilakukan dengan serangkaian tindakan yang dimulai dengan pengumpulan data, pra-proses, penerapan machine learning, serta pengukuran nilai error dengan RMSE. Penelitian terapan merupakan penelitian yang menyangkut aplikasi teori (dalam hal ini algoritma) untuk memecahkan masalah tertentu (Sudaryono, 2017; Sugiyono, 2008).

Berdasarkan sifatnya, penelitian ini merupakan penelitian prediktif di mana studi yang dilakukan bertujuan untuk memprediksi atau memperkirakan apa yang akan terjadi pada saat yang akan datang berdasarkan hasil analisis keadaan saat ini (Sudaryono, 2017). Penelitian ini akan melakukan prakiraan terhadap kualitas udara di Banjarmasin berdasarkan data sejak 2016 hingga 2020.

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah kuantitatif karena penelitian dilakukan terhadap variabel eksternal, data time series dari kualitas udara di Banjarmasin. Pendekatan kuantitatif menggambarkan fenomena yang terjadi disekitar berdasarkan variabel yang direpresentasikan secara numerik (Sudaryono, 2017).

3.2. Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data bertujuan untuk mengumpulkan data, bahan, keterangan, informasi yang dapat dipercaya, untuk keperluan penelitiannya (Sudaryono, 2017).

Pada penelitian ini, pengumpulan data dilakukan dengan menghubungi langsung pihak BMKG Banjarmasin. Berdasarkan hasil diskusi dengan pihak BMKG Banjarmasin ditemukan bahwa data yang tersedia untuk kualitas udara hanya pada tahun 2016-2020. Data kualitas udara biasanya terdiri dari Indeks Kualitas Udara per hari dan kuantitas zat polutan dalam satuannya seperti pada Tabel 3.1 yang menunjukkan contoh data dari kualitas udara. Selain itu, pengumpulan data juga dilakukan dengan studi literatur terkait topik yang dibahas.

Tabel 3.1. Contoh Data Kualitas Udara

tanggal	PM	SO ₂	CO	O ₃	NO ₂	max	critical	kategori
01/01/2021	43	58	29	35	65	65	O ₃	SEDANG
02/01/2021	58	86	38	64	80	86	PM	SEDANG
03/01/2021	64	93	25	62	86	93	PM	SEDANG
04/01/2021	50	67	24	31	77	77	O ₃	SEDANG
05/01/2021	59	89	24	35	77	89	PM	SEDANG
06/01/2021	73	81	29	66	85	85	O ₃	SEDANG
07/01/2021	36	52	22	55	72	72	O ₃	SEDANG
08/01/2021	38	68	26	51	71	71	O ₃	SEDANG
09/01/2021	60	77	34	42	80	80	O ₃	SEDANG
10/01/2021	24	39	16	38	59	59	O ₃	SEDANG
11/01/2021	51	72	17	57	68	72	PM	SEDANG
12/01/2021	29	58	20	44	77	77	O ₃	SEDANG
13/01/2021	36	47	17	32	68	68	O ₃	SEDANG
14/01/2021	36	78	20	38	65	78	PM	SEDANG
15/01/2021	52	82	20	56	65	82	PM	SEDANG
16/01/2021	70	92	19	38	67	92	PM	SEDANG
17/01/2021	58	86	22	41	93	93	O ₃	SEDANG
18/01/2021	51	64	21	37	78	78	O ₃	SEDANG
19/01/2021	42	56	19	35	58	58	O ₃	SEDANG
20/01/2021	54	45	17	33	72	72	O ₃	SEDANG
21/01/2021	63	51	21	38	67	67	O ₃	SEDANG
22/01/2021	84	112	32	54	67	112	PM	TIDAK SEHAT
23/01/2021	89	126	47	61	104	126	PM	TIDAK SEHAT
24/01/2021	64	90	19	31	75	90	PM	SEDANG

3.3. Metode Analisis Data

Teknik analisis data memiliki peran yang sentral dalam penelitian kuantitatif, karena data harus dideskripsikan secara karakteristik dalam bentuk proporsi, persen, mean (rata-rata), dan simpangan baku (Sugiyono, 2008). Statistik merupakan saran utama untuk melakukan interpretasi terhadap data penelitian. Biasanya proses dalam melakukan analisis data terdiri dari beberapa jenis seperti berikut ini (Sudaryono, 2017).

1. Mengubah data, di mana data yang terkumpul harus diubah dan dibuat sistematis.
2. Menangani data yang kosong, data yang terkumpul tidak semuanya lengkap sehingga perlu direspon baik dengan dihapus maupun dilengkapi.
4. Mengkodekan data
3. Kategorisasi data
4. Memasukkan data
5. Reduksi data

Dalam penelitian ini, akan dilakukan prakiraan terhadap kualitas udara di Banjarmasin 2016-2020. Proses prakiraan dilakukan dengan menggunakan machine learning techniques seperti ARIMA sehingga pada outputnya akan didapatkan berupa prakiraan kualitas udara dan zat polutan tertinggi di Banjarmasin.

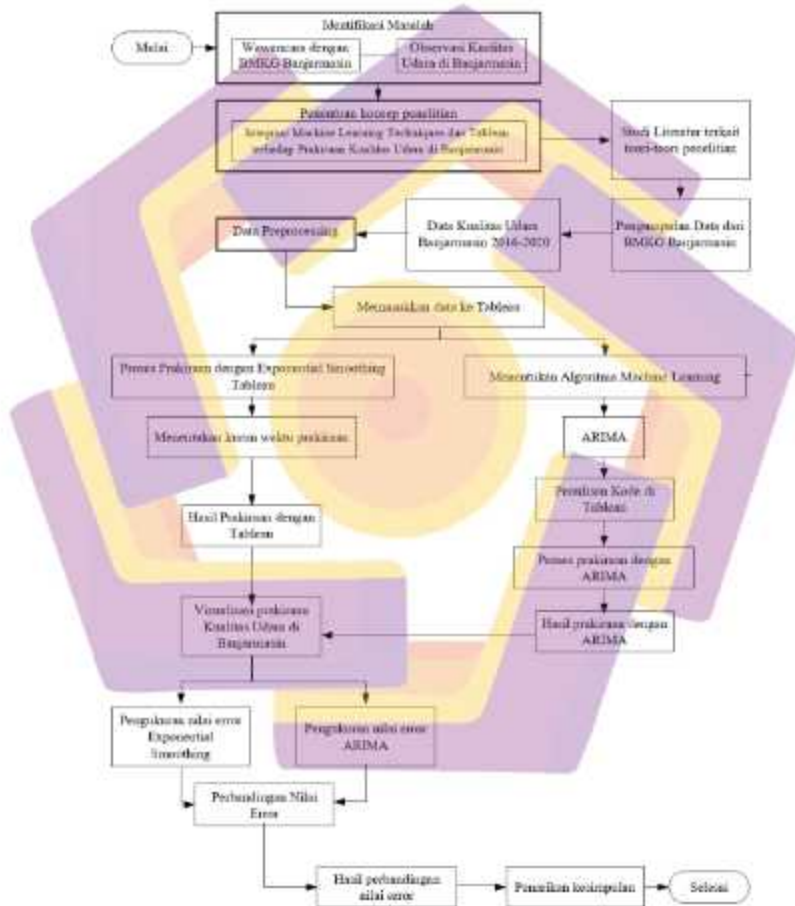
Dalam penelitian kuantitatif, analisis dilakukan setelah semua proses pengumpulan data selesai atau terkumpul dengan mengelompokkan data berdasarkan parameter, menyajikan data, melakukan perhitungan (Sudaryono,

2017). Proses analisis data dilakukan berdasarkan perhitungan dari algoritma machine learning yang diterapkan. Namun, sebelum masuk ke penerapan algoritma machine learning, terlebih dahulu dilakukan pengumpulan data yang diambil dari BMKG Banjarmasin. Data tersebut terdiri dari zat-zat polutan, kemudian semua data dibersihkan atau masuk dalam pra-proses. Analisis data dilakukan ketika sudah masuk ke data latih dan data uji dengan menerapkan algoritma machine learning. Penerapan beberapa algoritma machine learning kemudian dibandingkan dan mencari yang baik untuk masuk ke tahap pengukuran nilai error hingga menampilkan akurasi dari algoritma tersebut. Proses prakiraan dilakukan dengan machine learning techniques dan membandingkannya dengan prakiraan Tableau yang menggunakan Exponential Smoothing. Di akhir akan dilakukan visualisasi terhadap hasil prakiraan berdasarkan machine learning techniques dan Tableau.



3.4. Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan berdasarkan tahapan-tahapan yang telah disusun sebelumnya. Alur tahapan ini juga menjadi kerangka berpikir penelitian.



Gambar 3.1. Alur Penelitian

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap, yaitu: persiapan penelitian, *Data preprocessing*, serta penarikan kesimpulan jika hasil eksperimen sudah sesuai target penelitian. Pada tahap awal dilakukan identifikasi masalah dengan observasi dan wawancara dengan BMKG Banjarmasin, kemudian selanjutnya menentukan konsep penelitian yang dikaji berdasarkan studi literatur. Selanjutnya dilakukan analisis terhadap data yang didapatkan yang masuk dalam proses *preprocessing*.

Setelah dilakukan *preprocessing*, data akan dimasukkan ke dalam Tableau. Kemudian data tersebut terlebih dahulu akan diproses dengan Exponential Smoothing dari Tableau untuk melakukan prakiraan hingga mendapatkan hasil prakiraan serta nilai error. Di samping tahapan tersebut penentuan *machine learning techniques* akan dilakukan dengan menentukan model. Model yang ditentukan adalah ARIMA. Penulisan kode dilakukan langsung di Tableau dengan mengintegrasikannya. Setelah mendapatkan hasil prakiraan dengan model Exponential Smoothing, dan ARIMA maka akan dibandingkan secara nilai error.

Semua hasil prakiraan kualitas udara berdasarkan model yang diterapkan akan dibandingkan secara nilai error. Untuk hasil visualisasinya akan ditampilkan melalui Tableau. Tahapan terakhir yang dilakukan adalah penarikan kesimpulan. Penarikan kesimpulan, akan menjadi rangkuman jawaban dari masalah yang dipaparkan dalam penelitian serta rekomendasi kepada pihak yang bersangkutan. Selain itu, akan diberikan beberapa saran yang baik, agar dapat digunakan untuk referensi penelitian selanjutnya.

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Standar Indeks Kualitas Udara di Indonesia

Menurut Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia rentang Standar Indeks Kualitas Udara terbagi menjadi 5 kategori yaitu “Baik”, “Sedang”, “Tidak Sehat”, “Sangat Tidak Sehat”, dan “Berbahaya” (Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2020) yang disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Standar Indeks Kualitas Udara di Indonesia (Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2020)

Kategori	Rentang	Keterangan
Baik	0-50	Tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya.
Sedang	51 - 100	Tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.
Tidak Sehat	101 - 199	Tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan pada manusia dan hewan serta menimbulkan kerusakan pada tumbuhan.
Sangat Tidak Sehat	200 - 299	Tingkat kualitas udara yang dapat merugikan kesehatan makhluk hidup.
Berbahaya	300 - lebih	Tingkat kualitas udara berbahaya yang dapat merugikan kesehatan makhluk hidup

Berdasarkan Tabel 4.1 kategori baik merupakan tingkat kualitas udara dengan indeks 0-50 serta tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup

lainnya. Kategori sedang yaitu tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif dengan indeks 51-100. Kategori tidak sehat yaitu tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan pada manusia dan hewan serta menimbulkan kerusakan pada tumbuhan dengan indeks 101-199. Kategori sangat tidak sehat yaitu tingkat kualitas udara yang dapat merugikan kesehatan makhluk hidup dengan indeks 200-299, sedangkan kategori berbahaya yaitu tingkat kualitas udara berbahaya yang dapat merugikan kesehatan makhluk hidup dengan indeks lebih dari 300. Berdasarkan indeks standar pencemar udara tersebut, Banjarmasin selama periode 2016-2020 ditemukan rata-rata per bulan masuk dalam kategori baik, sedang, hingga tidak sehat.

4.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan berkoordinasi dengan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Kota Banjarmasin. Data kualitas udara yang tersedia adalah data kualitas udara Kota Banjarmasin per bulannya dari tahun 2016 hingga 2020 dalam format *Microsoft Excel*. Berdasarkan data tersebut, maka data yang dikumpulkan sebanyak 1826 baris data. Pada penelitian ini semua data akan digunakan sebagai dataset prakiraan kualitas udara Kota Banjarmasin menggunakan Exponential Smoothing dan ARIMA. Berikut ini akan disajikan sebagian data kualitas udara Kota Banjarmasin yang didapatkan dari BMKG Kota Banjarmasin dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Data Harian Kualitas Udara Kota Banjarmasin Januari 2016

tanggal	Parameter Kualitas Udara					max	kritikal	kategori	lokasi
	PM	SO2	CO	O3	NO3				
01/01/2016	72	32	53	51	11	72	PM	SEDANG	BJM
02/01/2016	52	32	29	50	12	52	PM	SEDANG	BJM
03/01/2016	44	33	33	50	18	50	O3	BAIK	BJM
04/01/2016	61	33	36	103	24	103	O3	TIDAK SEHAT	BJM
05/01/2016	99	33	54	67	22	99	PM	SEDANG	BJM
06/01/2016	75	33	43	55	17	75	PM	SEDANG	BJM
07/01/2016	75	33	31	70	13	75	PM	SEDANG	BJM
08/01/2016	60	33	30	62	9	62	O3	SEDANG	BJM
09/01/2016	77	33	34	68	9	77	PM	SEDANG	BJM
10/01/2016	83	39	38	86	15	86	O3	SEDANG	BJM
11/01/2016	82	38	36	93	14	93	O3	SEDANG	BJM
12/01/2016	72	37	38	60	20	72	PM	SEDANG	BJM
13/01/2016	65	37	43	57	16	65	PM	SEDANG	BJM
14/01/2016	59	38	33	53	18	59	PM	SEDANG	BJM
15/01/2016	68	42	39	60	11	68	PM	SEDANG	BJM
16/01/2016	68	42	34	95	15	95	O3	SEDANG	BJM
17/01/2016	94	42	39	149	17	149	O3	TIDAK SEHAT	BJM
18/01/2016	96	44	43	107	21	107	O3	TIDAK SEHAT	BJM
19/01/2016	77	45	31	83	18	83	O3	SEDANG	BJM
20/01/2016	61	44	39	69	18	69	O3	SEDANG	BJM
21/01/2016	66	48	35	73	14	73	O3	SEDANG	BJM
22/01/2016	79	41	59	52	15	79	PM	SEDANG	BJM
23/01/2016	55	40	37	51	14	55	PM	SEDANG	BJM
24/01/2016	55	41	42	48	14	55	PM	SEDANG	BJM
25/01/2016	37	40	32	49	13	49	O3	BAIK	BJM
26/01/2016	61	42	47	54	16	61	PM	SEDANG	BJM
27/01/2016	80	43	58	81	21	81	O3	SEDANG	BJM
28/01/2016	64	42	30	77	15	77	O3	SEDANG	BJM
29/01/2016	69	44	29	83	16	83	O3	SEDANG	BJM
30/01/2016	80	42	24	62	14	80	PM	SEDANG	BJM
31/01/2016	80	42	25	51	12	80	PM	SEDANG	BJM

Data yang disajikan pada Tabel 4.1 tersebut akan digunakan sebagai dataset prakiraan kualitas udara. Namun sebelum proses prakiraan, data tersebut terlebih dahulu masuk tahap data preprocessing.

4.3 Data Preprocessing

Data yang awalnya diperoleh harus diolah atau diorganisir untuk proses prakiraan kualitas udara. Pada penelitian ini data preprocessing terdiri dari beberapa proses yaitu pembersihan data, penggabungan data, dan pemilihan atribut.

4.3.1 Pembersihan Data

Data yang didapatkan memiliki beberapa kemungkinan yang terjadi seperti datanya tidak lengkap, mengandung duplikat, dan mengandung kesalahan. Kebutuhan pembersihan data akan timbul dari masalah saat data dimasukkan dan disimpan. Pembersihan data adalah proses mencegah dan memperbaiki kesalahan ini. Berdasarkan data yang didapatkan, peneliti menemukan *missing value* pada bulan-bulan tertentu maka, peneliti menghilangkan *value* yang hilang tersebut pada tahapan ini yang disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Pembersihan Data

tanggal	Parameter Kualitas Udara					max	kritikal	kategori	lokasi
	PM	SO ₂	CO	O ₃	NO ₃				
12/05/2019	69	22	24	76	12	76	O ₃	SEDANG	BJM
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
01/06/2019	63	23	19	104	15	104	O ₃	TIDAK SEHAT	BJM

4.3.2 Penggabungan Data

Setelah melalui proses pembersihan data, selanjutnya data tersebut digabung menjadi satu data karena data yang didapatkan masih dalam terpisah

dalam format per bulan. Data yang didapatkan dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Kota Banjarmasin sebanyak 60 file Microsoft Excel terdiri dari 12 bulan setiap tahun nya. Data yang sudah melewati tahap pembersihan data akan digabung menjadi 1 file data dalam format Microsoft Excel yang disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Penggabungan Data

tanggal	Parameter Kualitas Udara					max	kritikal	kategori	lokasi
	PM	SO ₂	CO	O ₃	NO ₃				
01/01/2016	72	32	53	51	11	72	PM	SEDANG	BJM
02/01/2016	52	32	29	50	12	52	PM	SEDANG	BJM
03/01/2016	44	33	33	50	18	50	O ₃	BAIK	BJM
04/01/2016	61	33	36	103	24	103	O ₃	TIDAK SEHAT	BJM
05/01/2016	99	33	54	67	22	99	PM	SEDANG	BJM
06/01/2016	75	33	43	55	17	75	PM	SEDANG	BJM
07/01/2016	75	33	31	70	13	75	PM	SEDANG	BJM
08/01/2016	60	33	30	62	9	62	O ₃	SEDANG	BJM
09/01/2016	77	33	34	68	9	77	PM	SEDANG	BJM
10/01/2016	83	39	38	86	15	86	O ₃	SEDANG	BJM
11/01/2016	82	38	36	93	14	93	O ₃	SEDANG	BJM
12/01/2016	72	37	38	60	20	72	PM	SEDANG	BJM
13/01/2016	65	37	43	57	16	65	PM	SEDANG	BJM
14/01/2016	59	38	33	53	18	59	PM	SEDANG	BJM
15/01/2016	68	42	39	60	11	68	PM	SEDANG	BJM
16/01/2016	68	42	34	95	15	95	O ₃	SEDANG	BJM
17/01/2016	94	42	39	149	17	149	O ₃	TIDAK SEHAT	BJM
18/01/2016	96	44	43	107	21	107	O ₃	TIDAK SEHAT	BJM
19/01/2016	77	45	31	83	18	83	O ₃	SEDANG	BJM
20/01/2016	61	44	39	69	18	69	O ₃	SEDANG	BJM
21/01/2016	66	48	35	73	14	73	O ₃	SEDANG	BJM
22/01/2016	79	41	59	52	15	79	PM	SEDANG	BJM
23/01/2016	55	40	37	51	14	55	PM	SEDANG	BJM
...
...
25/12/2020	39	53	23	34	31	53	PM	SEDANG	BJM
26/12/2020	37	52	26	33	46	52	PM	SEDANG	BJM
27/12/2020	44	59	26	44	48	59	PM	SEDANG	BJM

Tabel 4.4. Lanjutan

Tanggal	Parameter Kualitas Udara					max	kritikal	kategori	lokasi
	PM	SO ₂	CO	O ₃	NO ₃				
28/12/2020	45	57	27	35	53	57	PM	SEDANG	BJM
29/12/2020	26	45	23	27	45	45	PM	BAIK	BJM
30/12/2020	39	40	22	21	54	54	O ₃	SEDANG	BJM
31/12/2020	41	52	25	27	64	64	O ₃	SEDANG	BJM

4.3.3 Pemilihan Atribut

Pemilihan atribut bertujuan untuk memilih atribut yang akan dipakai pada proses prakiraan kualitas udara. Atribut yang ada pada data kualitas udara Kota Banjarmasin 2016-2020 diantaranya tanggal, parameter-parameter kualitas udara, max, kritikal, kategori, dan lokasi. Tanggal merupakan keterangan waktu yang diwakili oleh indeks dari kualitas udara. Parameter-parameter kualitas udara terdiri dari PM, SO₂, CO, O₃, dan NO₃. Atribut max merupakan indeks tertinggi dari kelima parameter kualitas udara tersebut. Atribut kritikal merupakan parameter yang memiliki indeks paling tinggi dan dinyatakan kritis. Kategori merupakan keterangan mengenai parameter yang memiliki indeks paling tinggi tersebut, dan atribut lokasi merupakan keterangan tempat (stasiun kualitas udara) pendeteksian kualitas udara yang terjadi. Proses pemilihan atribut disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Pemilihan Atribut

tanggal	Parameter Kualitas Udara				
	PM	SO ₂	CO	O ₃	NO ₃
01/01/2016	65	37	43	57	16
03/02/2016	41	43	27	57	15
04/02/2016	68	45	25	60	18
05/02/2016	61	45	27	60	17
...
...
22/12/2020	40	61	24	39	45
23/12/2020	68	106	26	43	53

Tabel 4.5. Lanjutan

tanggal	Parameter Kualitas Udara				
	PM	SO ₂	CO	O ₃	NO ₃
24/12/2020	52	69	28	38	62
25/12/2020	39	53	23	34	31
26/12/2020	37	52	26	33	46
27/12/2020	44	59	26	44	48
28/12/2020	45	57	27	35	53
29/12/2020	26	45	23	27	45
30/12/2020	39	40	22	21	54
31/12/2020	41	52	25	27	64

4.4 Data Yang Digunakan Untuk Proses Prakiraan

Setelah data melalui pre-processing, selanjutnya data harian kualitas udara Banjarmasin dari 2016-2020 akan diinput ke Tableau. Proses input data melalui import data dengan format .csv. Data harian kualitas udara yang sudah diimport tersebut selanjutnya akan diproses untuk menghitung prakiraan kualitas udara dengan model Exponential Smoothing dari Tableau dan ARIMA yang merupakan hasil integrasi R programming dengan Tableau. Namun data yang diproses adalah data berupa rerata per bulan dari data harian yang telah melewati pre-processing. Sehingga data yang digunakan untuk proses prakiraan kualitas udara adalah data rerata per bulan dari Indeks Kualitas Udara 2016-2020. Hal ini juga didukung oleh beberapa penelitian yang menggunakan data rerata sebagai data untuk proses prakiraan seperti data rerata curah hujan per bulan (Ridwan dkk., 2021) dan data rerata jumlah penumpang pesawat per bulan (Rajesh dkk., 2018). Data rerata per bulan tersebut secara otomatis dikonversi oleh Tableau untuk proses prakiraan kualitas udara. Adapun data tersebut disajikan pada Tabel 4.6 untuk semua parameter polutan yang digunakan.

Tabel 4.6. Rata-rata Kualitas Udara di Kota Banjarmasin

Bulan/Tahun	Avg. CO	Avg. NO2	Avg. O3	Avg. PM	Avg. SO2
Jan-16	37,87	15,55	69,97	69,87	38,97
Feb-16	38,69	14,34	64,14	59,59	33,52
Mar-16	37,97	16,13	88,42	63,52	25,87
Apr-16	45,47	15,37	83,70	63,90	27,60
May-16	51,87	16,42	86,74	69,68	29,13
Jun-16	53,97	17,80	94,03	69,37	28,73
Jul-16	46,16	14,06	87,10	63,58	29,29
Aug-16	46,61	15,29	99,35	69,32	29,74
Sep-16	44,70	15,20	79,73	63,97	30,67
Oct-16	44,68	15,81	99,06	61,42	31,61
Nov-16	43,97	17,03	95,23	64,43	33,40
Dec-16	30,81	9,68	45,03	38,29	31,19
Jan-17	31,42	11,94	51,06	40,32	30,94
Feb-17	39,61	13,50	59,93	46,25	31,00
Mar-17	42,68	17,58	78,26	58,74	37,39
Apr-17	38,20	16,97	91,73	58,43	36,67
May-17	36,19	17,16	97,61	73,90	43,48
Jun-17	38,73	13,80	77,70	65,13	46,00
Jul-17	36,84	16,00	101,94	67,74	47,94
Aug-17	35,06	12,48	102,84	71,65	50,94
Sep-17	30,67	15,47	101,90	72,87	51,67
Oct-17	38,65	18,32	101,58	62,61	51,90
Nov-17	35,07	16,27	89,83	52,63	53,30
Dec-17	29,74	12,03	51,19	38,42	45,10
Jan-18	21,06	12,19	57,77	35,68	46,13
Feb-18	43,50	14,39	68,79	47,75	30,75
Mar-18	31,48	17,23	109,68	58,23	29,35
Apr-18	25,37	17,80	101,10	62,50	29,33
May-18	22,74	16,19	129,42	76,48	26,19
Jun-18	19,40	13,97	133,00	66,67	26,83
Jul-18	21,16	18,84	158,84	80,35	30,23
Aug-18	17,77	15,90	157,90	72,23	31,55
Sep-18	21,33	15,37	149,80	68,33	34,97
Oct-18	21,42	15,39	141,52	69,06	32,06
Nov-18	25,93	17,80	120,27	61,97	26,80
Dec-18	20,45	15,19	95,29	51,58	25,94
Jan-19	24,74	14,68	92,45	51,90	23,29
Feb-19	29,79	15,79	90,64	58,79	26,61
Mar-19	26,74	16,81	107,03	54,52	23,74
Apr-19	32,50	16,10	119,60	61,83	22,07

Tabel 4.6. Lanjutan

Bulan/Tahun	Avg. CO	Avg. NO2	Avg. O3	Avg. PM	Avg. SO2
May-19	28,83	14,67	90,17	60,75	20,75
Jun-19	21,33	15,03	102,83	69,40	25,13
Jul-19	21,67	15,97	97,40	72,93	27,13
Aug-19	22,52	16,10	121,32	74,13	28,10
Sep-19	21,60	14,00	125,50	72,13	30,40
Oct-19	20,35	15,61	143,97	75,52	33,00
Nov-19	23,37	15,73	132,77	68,80	34,13
Dec-19	27,97	12,84	104,84	63,19	35,77
Jan-20	32,06	11,97	70,52	56,42	34,97
Feb-20	35,62	14,14	90,66	56,17	25,72
Mar-20	39,11	6,23	81,83	43,44	18,28
Apr-20	22,03	9,90	93,30	64,63	26,53
May-20	18,71	10,29	80,65	58,29	25,00
Jun-20	20,17	13,07	79,63	67,53	23,87
Jul-20	17,68	13,39	91,74	68,06	25,39
Aug-20	18,19	13,71	82,55	74,45	27,94
Sep-20	28,47	91,70	98,57	71,20	90,33
Oct-20	35,06	86,97	93,74	64,68	81,00
Nov-20	43,47	75,90	76,57	61,73	83,07
Dec-20	32,19	45,42	35,29	38,13	55,13

Tabel 4.6 di atas menunjukkan data rerata per bulan untuk kualitas udara di Banjarmasin selama 2016-2020. Data tersebut merupakan data yang akan digunakan untuk proses prakiraan kualitas udara dalam kurun waktu setahun. Sehingga data output prakiraan yang dihasilkan juga berupa prakiraan rerata indeks kualitas udara di Banjarmasin selama setahun.

4.5 Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Tableau Exponential Smoothing

Exponential Smoothing adalah salah satu metode dalam proses prakiraan. Metode Exponential Smoothing melakukan proses perhitungan berkelanjutan yang menggunakan data terbaru. Setiap data diberi bobot, di mana berat yang digunakan

dilambangkan dengan alpha. Simbol alpha dapat ditentukan secara bebas, yang mengurangi kesalahan prakiraan. Nilai konstanta pemulusan, α , dapat dipilih antara nilai 0 dan 1, karena berlaku: $0 < \alpha < 1$ (Suppalakpanya dkk., 2019). Metode ini digunakan ketika data menunjukkan tren dan perilaku musiman dengan menggunakan persamaan berikut (Singh dkk., 2019):

$$S_t = \alpha \frac{Y_t}{L_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (2)$$

$$T_t = \beta \frac{Y_t}{S_t} + (1 - \beta)L_{t-L} \quad (3)$$

$$F_{t+m} = (S_t - mb_t)L_{t-L+m} \quad (4)$$

Keterangan:

Y - data observasi

S - data pengamatan hasil smoothing

b - tren

L - indeks

F - prakiraan pada periode m

m - periode

t - indeks waktu

α, β, γ - nilai konstanta ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$)

Exponential Smoothing digunakan untuk mengatasi adanya pola tren dan musim dari time-series dengan persentase error yang kecil. Metode ini menggunakan tiga konstanta yaitu level, tren, dan musim dan terdiri dari 2 pemodelan yaitu additive dan multiplicative. Pemodelan additive biasanya digunakan untuk data dengan variasi pada runtun waktu yang konstan. Pada akhir periode ke-t, nilai ramalan (Y_{t+k}) untuk periode ($t + k$) diperoleh dari persamaan berikut. sedangkan pemodelan multiplicative digunakan untuk data yang

mengalami naik turun atau fluktuasi dari data time-series dengan masing-masing rumus persamaan berikut.

$$\text{Additive} \quad : \quad Y_{t+k} = L_t + kT_t + S_{t+k-c} \quad (5)$$

$$\text{Multiplicative} \quad : \quad Y_{t+k} = (L_t + kT_t)S_{t+k-c} \quad (6)$$

dengan bentuk pemulusan (smoothing) model sebagai berikut.

1. Pemulusan keseluruhan (*level*)

$$\text{Additive} \quad : \quad L_t = \alpha(Y_t - S_{t-c}) + (1 - \alpha)(L_t + T_{t-1}) \quad (7)$$

$$\text{Multiplicative} \quad : \quad L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-c}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (8)$$

2. Pemulusan kecenderungan (*trend*)

$$\text{Additive} \quad : \quad T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (9)$$

$$\text{Multiplicative} \quad : \quad T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (10)$$

3. Pemulusan musiman (*seasonal*)

$$\text{Additive} \quad : \quad S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-c} \quad (11)$$

$$\text{Multiplicative} \quad : \quad S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-c} \quad (12)$$

Prakiraan kualitas udara pada Tableau menggunakan model Exponential Smoothing. Secara umum, kuantitas data mempengaruhi hasil prakiraan walaupun secara teknis hanya membutuhkan lima titik data untuk membuat prakiraan, namun tanpa data yang cukup untuk model yang akurat, prakiraan hanya sebaik data yang menjadi dasarnya. Prakiraan dengan data yang sedikit maka kemungkinan akan menghasilkan prakiraan yang kurang akurat. Proses prakiraan kualitas udara Kota Banjarmasin menggunakan Exponential Smoothing dijelaskan sebagai berikut.

1. Koneksikan dataset, dalam hal ini adalah data kualitas udara Kota Banjarmasin tahun 2016-2020.

2. Membuat dashboard visualisasi dan prakiraan dengan membuat bagan garis dengan 'tanggal' pada rak kolom dan 'parameter kualitas udara' pada rak baris.
3. Analisis prakiraan dengan membuka tab analysis dan memilih forecast.
4. Mengatur deskripsi prakiraan seperti rentang waktu, jenis pemodelan, dan prediction intervals.

4.5.1 Pemodelan *Additive Exponential Smoothing*

Penggunaan metode *Exponential Smoothing* dengan pemodelan *Additive* bertujuan untuk mendapatkan hasil prakiraan yang lebih akurat. Pada metode ini terdapat 3 konstanta untuk menghasilkan error yang kecil. Parameter tersebut terdiri dari α , β , γ sebagai nilai konstanta berada pada rentang nilai 0-1 ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$). Berikut ini adalah visualisasi prakiraan kualitas udara Banjarmasin 2015-2020 dengan pemodelan *additive*.



Gambar 4.1. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Pemodelan *Additive*

Gambar-gambar di atas menunjukkan hasil prakiraan dari 5 parameter yaitu CO, NO₂, O₃, PM, dan SO₂ dengan pemodelan *additive*. Sumbu x pada gambar-gambar tersebut mendeskripsikan rentang nilai dari masing-masing parameter zat polutan, sedangkan sumbu y mendeskripsikan periode (tahun) dari kualitas udara. Garis biru pada diagram merupakan dataset aktual yang digunakan, sedangkan garis orange merupakan hasil prakiraan dengan pemodelan *additive*, serta arsiran berwarna orange di belakang garis merah merupakan nilai maksimal dan minimal dari nilai prakiraan yang dihasilkan.

Nilai prakiraan yang digambarkan dalam garis serta arsiran merah dari masing-masing parameter ditemukan memiliki tren yang berbeda-beda. Pemodelan *additive* untuk prakiraan CO memiliki tren prakiraan cukup stabil dengan prakiraan indeks berada pada rentang 25-40. Rentang tersebut berada pada kategori baik berdasarkan standar indeks kualitas udara yang dikeluarkan oleh Kementerian

Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia. Prakiraan pada NO_2 menunjukkan rentang yang cukup tinggi yaitu 60-70, sedangkan O_3 tren prakiraan yang dihasilkan cukup naik turun sehingga rentang yang dihasilkan berada di 35-90. Prakiraan pada SO_2 berada pada 60-75. PM menunjukkan nilai hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* dengan tren yang stabil, serta masuk dalam kategori indeks kualitas udara yang baik karena nilai indeksnya berada pada rentang 40-80. Berikut ini merupakan prakiraan indeks dari 5 parameter kualitas udara menggunakan pemodelan *additive*.

1. CO

Tabel 4.7. Hasil Prakiraan CO dengan Pemodelan *Additive*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.CO
Jan-21	30,45
Feb-21	34,94
Mar-21	32,89
Apr-21	26,69
May-21	27,39
Jun-21	29,23
Jul-21	30,00
Aug-21	30,96
Sep-21	34,13
Oct-21	35,32
Nov-21	37,35
Dec-21	28,54

Berdasarkan Tabel 4.7 nilai indeks dari hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* untuk parameter CO menunjukkan keadaan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada 2021 berada pada kategori udara baik dan sedang. Itu artinya masyarakat Banjarmasin masih bisa menghirup udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya.

2. NO₂

Prakiraan nilai indeks menggunakan exponential smoothing dengan pemodelan *additive* untuk parameter NO₂ dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Hasil Prakiraan NO₂ dengan Pemodelan *Additive*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.NO ₂
Jan-21	63,62
Feb-21	63,81
Mar-21	66,74
Apr-21	66,05
May-21	66,67
Jun-21	65,68
Jul-21	64,92
Aug-21	63,77
Sep-21	65,22
Oct-21	66,95
Nov-21	66,53
Dec-21	60,74

Berdasarkan Tabel 4.8 nilai indeks dari hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* untuk parameter NO₂ menunjukkan keadaan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada 2021 berada pada kategori udara sedang. Itu artinya tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

3. O₃

Prakiraan nilai indeks menggunakan exponential smoothing dengan pemodelan *additive* untuk parameter O₃ dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9. Hasil Prakiraan O_3 dengan Pemodelan *Additive*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. O_3
Jan-21	48,73
Feb-21	50,25
Mar-21	71,55
Apr-21	75,93
May-21	80,39
Jun-21	74,08
Jul-21	82,73
Aug-21	89,31
Sep-21	79,03
Oct-21	88,54
Nov-21	80,75
Dec-21	36,33

Berdasarkan nilai indeks dari hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* untuk parameter O_3 menunjukkan keadaan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada 2021 berada pada kategori udara baik dan sedang. Itu artinya tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

4. PM

Prakiraan nilai indeks menggunakan *exponential smoothing* dengan pemodelan *additive* untuk parameter PM dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10. Hasil Prakiraan PM dengan Pemodelan *Additive*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.PM
Jan-21	51,03
Feb-21	52,68
Mar-21	55,44
Apr-21	61,40
May-21	67,56
Jun-21	67,13

Tabel 4.10. Lanjutan

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.PM
Jul-21	68,66
Aug-21	71,44
Sep-21	68,91
Oct-21	64,72
Nov-21	60,11
Dec-21	42,71

Berdasarkan nilai indeks dari hasil prakiraan menggunakan pemodelan additive untuk parameter PM menunjukkan keadaan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada 2021 berada pada kategori udara baik dan sedang. Itu artinya tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

5. SO₂

Prakiraan nilai indeks menggunakan exponential smoothing dengan pemodelan *additive* untuk parameter SO₂ dapat dilihat pada Tabel 4.11.

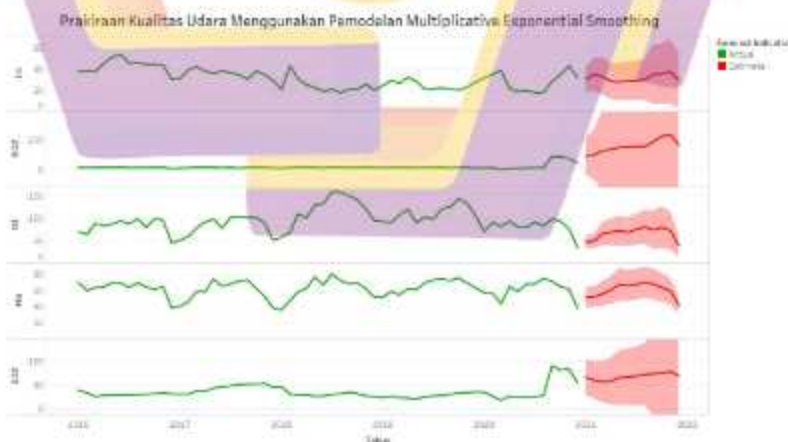
Tabel 4.11. Hasil Prakiraan SO₂ dengan Pemodelan *Additive*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.SO ₂
Jan-21	64,06
Feb-21	60,52
Mar-21	59,57
Apr-21	60,66
May-21	63,95
Jun-21	65,48
Jul-21	67,11
Aug-21	68,87
Sep-21	73,15
Oct-21	71,47
Nov-21	72,18
Dec-21	66,18

Sama halnya dengan NO_2 , prakiraan pada SO_2 sepanjang tahun 2021 berada pada kategori sedang di mana tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

4.5.2 Pemodelan *Multiplicative Exponential Smoothing*

Penggunaan pemodelan *multiplicative Exponential Smoothing* biasanya digunakan untuk data yang mengalami naik turun atau fluktuasi dari data *time-series*. Sama halnya dengan pemodelan *additive*, pemodelan ini memilih 3 konstanta pembobotan yang bertujuan untuk menghasilkan nilai error yang kecil pada hasil prakiraan. Parameter tersebut terdiri dari α , β , γ sebagai nilai konstanta berada pada rentang nilai 0 sampai dengan 1 ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$). Berikut ini adalah visualisasi prakiraan kualitas udara Banjarmasin 2016-2020 dengan pemodelan *multiplicative*.



Gambar 4.2. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Pemodelan *Multiplicative*

Gambar 4.3 di atas menunjukkan hasil prakiraan dari 5 parameter yaitu CO, NO₂, O₃, PM, dan SO₂ dengan Exponential Smoothing pemodelan *additive*. Sumbu x pada gambar-gambar tersebut mendeskripsikan rentang nilai dari masing-masing parameter zat polutan, sedangkan sumbu y mendeskripsikan periode (tahun) dari kualitas udara. Garis biru pada diagram merupakan dataset actual yang digunakan, sedangkan garis orange merupakan hasil prakiraan dengan pemodelan *Multiplicative*, serta arsiran berwarna orange di belakang baris merah merupakan nilai maksimal dan minimal dari nilai prakiraan yang dihasilkan.

Nilai prakiraan yang digambarkan dalam garis serta arsir merah dari masing-masing parameter ditemukan memiliki tren yang berbeda-beda. Pemodelan *multiplicative* untuk prakiraan CO memiliki tren prakiraan dengan prakiraan indeks berada pada rentang 25-40. Rentang tersebut berada pada kategori baik berdasarkan standar indeks kualitas udara yang dikeluarkan oleh Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia. Prakiraan pada NO₂ menunjukkan rentang yang sangat tinggi dan berbahaya yaitu 90-250. Kondisi tersebut dapat merugikan kesehatan makhluk hidup.

Sedangkan O₃ tren prakiraan yang dihasilkan cukup naik turun sehingga rentang yang dihasilkan berada di 30-90. Prakiraan pada SO₂ berada pada 60-80. PM menunjukkan nilai hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* dengan tren yang stabil, serta masuk dalam kategori indeks kualitas udara yang baik karena nilai indeksnya berada pada rentang 40-70.

Berikut ini akan disajikan hasil prakiraan dari 5 parameter kualitas udara menggunakan pemodelan *multiplicative*.

1. CO

Tabel 4.12. Hasil Prakiraan CO dengan Pemodelan *Multiplicative*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.CO
Jan-21	30,83
Feb-21	35,47
Mar-21	33,29
Apr-21	28,70
May-21	28,10
Jun-21	29,16
Jul-21	29,42
Aug-21	30,22
Sep-21	35,27
Oct-21	35,89
Nov-21	37,82
Dec-21	29,80

Tabel 4.12 di atas menunjukkan hasil prakiraan parameter CO menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* yang berada pada rentang 25-40 dengan kategori baik. Kondisi ini menggambarkan kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya.

2. NO₂

Prakiraan parameter NO₂ menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* disajikan pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13. Hasil Prakiraan NO₂ dengan Pemodelan *Multiplicative*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.NO ₂
Jan-21	91,83
Feb-21	100,07
Mar-21	130,39
Apr-21	134,68
May-21	150,70
Jun-21	152,83
Jul-21	156,96
Aug-21	156,45
Sep-21	186,64

Tabel 4.13. Lanjutan

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.NO ₂
Oct-21	224,51
Nov-21	236,77
Dec-21	167,04

Tabel 4.13 merupakan hasil prakiraan untuk parameter NO₂ menggunakan pemodelan *multiplicative* yang didapatkan berada pada 3 kondisi yaitu kualitas udara sedang, tidak sehat, dan sangat tidak sehat. Kondisi sedang menggambarkan tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif. Kondisi tidak sehat menggambarkan tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan pada manusia dan hewan serta menimbulkan kerusakan pada tumbuhan. Kondisi terakhir yaitu sangat tidak sehat di mana kondisi ini dapat merugikan kesehatan makhluk hidup.

3. O₃

Prakiraan parameter O₃ menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* disajikan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14. Hasil Prakiraan O₃ dengan Pemodelan *Multiplicative*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg.O ₃
Jan-21	47,08
Feb-21	49,42
Mar-21	65,51
Apr-21	69,19
May-21	72,12
Jun-21	68,65
Jul-21	75,31
Aug-21	80,09
Sep-21	73,69
Oct-21	79,61
Nov-21	72,85
Dec-21	39,52

Tabel 4.14 di atas menunjukkan hasil prakiraan parameter O_3 menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* yang berada pada kategori baik dan sedang. Kondisi ini menggambarkan kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan masyarakat.

4. PM

Prakiraan parameter PM menggunakan pemodelan *multiplicative* disajikan pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15. Hasil Prakiraan PM dengan Pemodelan *Multiplicative*

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. PM
Jan-21	50,97
Feb-21	52,16
Mar-21	55,54
Apr-21	60,38
May-21	66,99
Jun-21	65,81
Jul-21	67,08
Aug-21	70,10
Sep-21	67,80
Oct-21	63,51
Nov-21	59,18
Dec-21	42,13

Tabel 4.15 di atas menunjukkan hasil prakiraan parameter PM menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* yang berada pada kategori baik dan sedang. Kondisi ini menggambarkan kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan masyarakat.

5. SO_2

Prakiraan parameter SO_2 menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16. Rata-rata Indeks Prakiraan SO₂ dengan Pemodelan *Multiplicative* di Kota Banjarmasin pada 2021

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg SO ₂
Jan-21	65,85
Feb-21	60,01
Mar-21	56,58
Apr-21	58,00
May-21	64,96
Jun-21	66,55
Jul-21	68,76
Aug-21	71,68
Sep-21	73,39
Oct-21	74,74
Nov-21	77,92
Dec-21	69,27

Tabel 4.16 di atas menunjukkan hasil prakiraan parameter SO₂ menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *multiplicative* yang berada pada kategori baik dan sedang. Kondisi ini menggambarkan kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan masyarakat namun memberikan efek bagi tumbuhan.

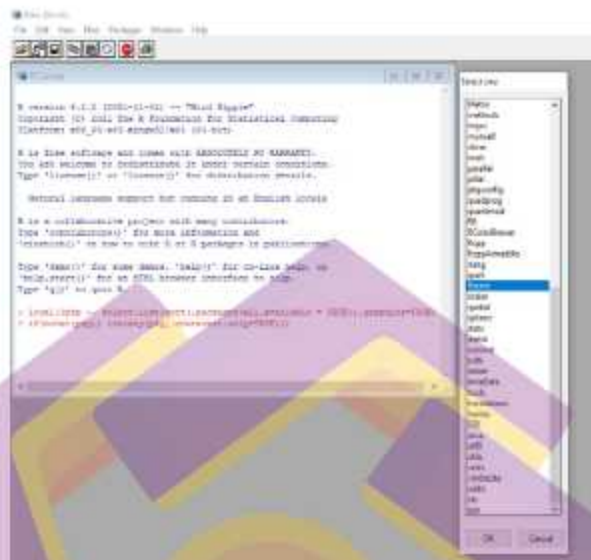
4.6 Mekanisme Integrasi ARIMA dan Tableau

Beberapa penelitian telah melakukan proses integrasi machine learning techniques dengan Tableau seperti yang dilakukan oleh (Wiguna dkk., 2020) untuk menganalisis dan memprediksi penyebaran COVID-19 di Jakarta melalui integrasi program Python dan Tableau. Dalam integrasinya (Wiguna dkk., 2020) menggunakan model ARIMA untuk proses prediksi. Sementara itu, penelitian ini juga mengintegrasikan machine learning techniques dengan Tableau serta menggunakan model ARIMA untuk proses prakiraan. Namun, penelitian ini juga

akan melakukan perbandingan dengan model yang digunakan oleh Tableau dalam melakukan prakiraan yaitu Exponential Smoothing. Integrasi terhadap prakiraan kualitas udara dilakukan dengan mengoneksikan R Programming dan Tableau. R Programming adalah bahasa pemrograman perangkat lunak sumber terbuka untuk komputasi statistik dan grafik. Untuk memperluas fungsionalitas Tableau dengan pembuatan skrip di R dilakukan melalui server Rserve untuk menghasilkan keluaran yang sesuai. Selanjutnya penulisan kode langsung dilakukan pada Tableau menggunakan machine learning techniques ARIMA. Fungsi R dapat digabungkan dalam bidang perhitungan Tableau dan kemudian digunakan dalam visualisasi. Berikut ini langkah-langkah bagaimana integrasi dan analisis dapat dilakukan dengan menggunakan data time-series.

1. Launch Rserve

Proses ini dimulai dengan mengunduh dan menginstal R pada perangkat laptop yang digunakan. Selanjutnya, untuk mengkoneksikannya maka packages yang diperlukan pada R harus ada sesuai dengan koneksi pada Tableau. Package yang diperlukan adalah Rserve. Rserve adalah server TCP/IP yang memungkinkan program lain untuk menggunakan fasilitas R. Dalam penelitian ini, peneliti mengintegrasikan R backend untuk perhitungan model statistik atau plot di Tableau.



Gambar 4.3. Konfigurasi Rserve

Jika packages yang diperlukan belum ada pada menu 'load packages' pada R, maka lakukan 'update packages'. Jika ada, maka pilih packages Rserve kemudian buat skrip seperti berikut ini hingga Rserve berjalan pada R.



Gambar 4.4. Mengaktifkan packages Rserve

2. Mengatur External Service Connection pada Tableau server

Pada konfigurasi ini dilakukan pada Tableau, di mana masuk pada menu bar Help, kemudian 'Setting and Performance', lalu Manage External Service Connection.



Gambar 4.5. Konfigurasi External Service Connection



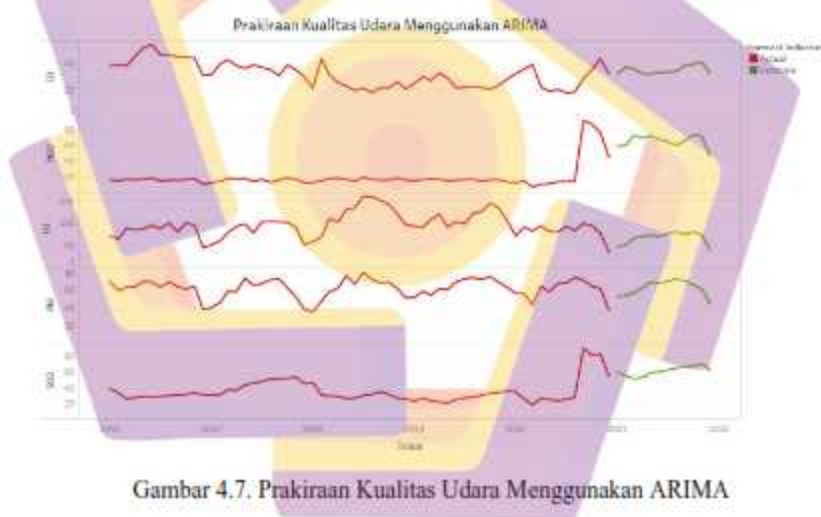
Gambar 4.6. Notifikasi External Service Connection Aktif

4.7 Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan ARIMA

Data yang digunakan pada proses prakiraan dengan machine learning techniques ARIMA adalah data kualitas udara Kota Banjarmasin 2016-2020. Model ini merupakan perluasan dari model ARMA (Autoregressive Moving Average) saat data tidak stasioner, yaitu dengan melakukan differencing pada data. Penggunaan model ARIMA untuk periode prakiraan jangka pendek lebih akurat

dibandingkan prakiraan jangka panjang. Pada umumnya, nilai ramalan untuk periode yang panjang akan cenderung konstan.

Prakiraan dengan model ARIMA pada Tableau dapat dikatakan sebuah integrasi dari penerapan machine learning techniques dan visualisasi pada Tableau. Pada dasarnya, Tableau merupakan sebuah tools Business Intelligence yang berfokus pada analisis dan visualisasi data. Namun, pada penelitian ini mencoba melakukan prakiraan menggunakan ARIMA yang merupakan machine learning techniques. Berikut ini visualisasi hasil prakiraan 5 parameter polutan udara yang didapatkan dari model ARIMA pada Tableau dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.7. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan ARIMA

Gambar 4.8 di atas menunjukkan hasil prakiraan dari 5 parameter yaitu CO, NO₂, O₃, PM, dan SO₂ dengan ARIMA. Sumbu x pada gambar-gambar tersebut mendeskripsikan rentang nilai dari masing-masing parameter zat polutan, sedangkan sumbu y mendeskripsikan periode (tahun) dari kualitas udara. Garis biru

pada diagram merupakan dataset aktual yang digunakan, sedangkan garis orange merupakan hasil prakiraan dengan ARIMA. Visualisasi dari hasil prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada 2021 berdasarkan integrasi machine learning techniques dan Tableau menunjukkan hasil yang bervariasi dari 5 parameter yang dianalisis. Hasil prakiraan semua parameter sepanjang 2021 menggunakan ARIMA dianggap memiliki tren yang fluktuatif.

Berikut ini disajikan hasil prakiraan indeks kualitas udara semua parameter menggunakan ARIMA saat diintegrasikan dengan Tableau.

1. CO

Tabel 4.17. Hasil Prakiraan CO dengan ARIMA

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. CO
Jan-21	31,51
Feb-21	37,39
Mar-21	35,60
Apr-21	32,04
May-21	31,84
Jun-21	33,13
Jul-21	33,20
Aug-21	33,82
Sep-21	38,35
Oct-21	39,23
Nov-21	40,98
Dec-21	32,18

Berdasarkan Tabel 4.17 prakiraan kualitas udara pada parameter pertama yaitu CO berada pada kategori baik. Hal tersebut berarti bahwa tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya. Namun ditemukan bahwa nilai rata-rata kondisi CO setiap bulannya pada 2021 di Kota Banjarmasin memiliki rentang indeks 30-40.

2. NO₂

Tabel 4.18. Hasil Prakiraan NO₂ dengan ARIMA

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. NO ₂
Jan-21	59,04
Feb-21	59,83
Mar-21	72,45
Apr-21	69,49
May-21	72,17
Jun-21	67,88
Jul-21	64,62
Aug-21	59,67
Sep-21	65,90
Oct-21	73,36
Nov-21	71,56
Dec-21	46,67

Berdasarkan Tabel 4.18 prakiraan parameter kualitas udara kedua yaitu NO₂ yang didapatkan bahwa hasil prakiraan yang fluktuatif dan berada pada kategori sedang. Kondisi seperti ini menandakan tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan tapi memberikan pengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

3. O₃

Tabel 4.19. Hasil Prakiraan O₃ dengan ARIMA

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. O ₃
Jan-21	47,28
Feb-21	49,62
Mar-21	65,80
Apr-21	69,50
May-21	72,46
Jun-21	68,96
Jul-21	75,65
Aug-21	80,46
Sep-21	74,01
Oct-21	79,98

Tabel 4.19. Lanjutan

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. O ₃
Nov-21	73,19
Dec-21	39,69

Berdasarkan Tabel 4.19 prakiraan parameter kualitas udara ketiga yaitu O₃ yang didapatkan bahwa hasil prakiraan yang fluktuatif dan berada pada kategori baik dan sedang. Kondisi seperti ini menandakan tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya dan tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

4. PM

Tabel 4.20. Hasil Prakiraan PM dengan ARIMA

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. PM
Jan-21	52,68
Feb-21	54,21
Mar-21	57,14
Apr-21	62,74
May-21	69,12
Jun-21	68,31
Jul-21	69,88
Aug-21	72,88
Sep-21	70,46
Oct-21	66,20
Nov-21	61,64
Dec-21	44,18

Berdasarkan Tabel 4.20 prakiraan parameter kualitas udara kelima yaitu PM yang didapatkan bahwa hasil prakiraan yang fluktuatif dan berada pada kategori baik dan sedang. Kondisi seperti ini menandakan tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya dan tingkat kualitas

udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

5. SO₂

Tabel 4.21. Hasil Prakiraan SO₂ dengan ARIMA

Bulan/Tahun	Prakiraan Avg. SO ₂
Jan-21	60,14
Feb-21	54,78
Mar-21	51,65
Apr-21	52,86
May-21	59,12
Jun-21	60,48
Jul-21	62,38
Aug-21	64,92
Sep-21	66,34
Oct-21	67,44
Nov-21	70,19
Dec-21	62,29

Berdasarkan 4.21 prakiraan parameter kualitas udara kelima yaitu SO₂ yang didapatkan bahwa hasil prakiraan yang fluktuatif dan berada pada kategori baik dan sedang. Kondisi seperti ini menandakan tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya dan tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

4.8 Pengukuran Nilai Error

Pengukuran nilai error dilakukan dengan menghitung nilai error yaitu RMSE. Root Mean Square Error (RMSE) merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi

dianggap akan semakin akurat. Untuk membandingkan keakuratan masing-masing model, dilakukan perbandingan nilai error seperti yang terdapat pada Tabel 4.22.

Tabel 4.22. Perbandingan Nilai Error

Parameter	Perbandingan Nilai Error (RMSE)		
	Exponential Smoothing Additive	Exponential Smoothing Multiplicative	ARIMA
CO	6.51	5.93	7.01
NO ₂	11.62	11.0	11.95
O ₃	13.3	15.4	15.94
PM	7.38	7.37	10.04
SO ₂	9.75	9.59	10.10

Tabel 4.22 dapat dijelaskan bahwa dari 5 parameter memiliki nilai error yang berbeda. Untuk parameter CO, NO₂, PM dan SO₂ memiliki nilai error yang rendah didapatkan saat menggunakan pemodelan *multiplicative* dalam proses prakiraan yaitu masing-masing nilai RMSE sebesar 5.83, 10.2, 7.37 dan 9.12. Hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* yang memiliki nilai error lebih rendah hanya parameter O₃. Selain itu, prakiraan kualitas udara menggunakan pemodelan *additive* dan *multiplicative* memiliki hasil yang sama pada kualitas model yaitu kualitas buruk pada parameter CO, NO₂, dan SO₂ serta kualitas ok pada parameter PM. Sedangkan kualitas hasil prakiraan yang berbeda hanya terjadi pada parameter O₃. Sementara itu, hasil pengukuran pada Tabel 4.22 didapatkan bahwa dari 5 parameter yang diprakirakan, parameter PM memiliki nilai error terendah dibandingkan parameter lainnya. Sedangkan O₃ memiliki nilai error paling tinggi.

Berdasarkan hal tersebut ditemukan bahwa kualitas hasil prakiraan dipengaruhi oleh data karena pemodelan *Additive* biasanya digunakan untuk data

dengan variasi padaruntun waktu yang konstan, sedangkan pemodelan *Multiplicative* digunakan untuk data yang mengalami naik turun atau fluktuasi (Dozie & Nwanya, 2020; Ravindra dkk., 2019). Selain itu, kualitas hasil prakiraan juga dipengaruhi oleh kontribusi tren dan musiman. Peneliti menemukan bahwa untuk mendapatkan hasil prakiraan yang baik dengan nilai error yang rendah saat menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *Additive* dipengaruhi oleh kontribusi musiman dari data yang digunakan dengan waktu prakiraan jangka pendek, sedangkan untuk menghasilkan prakiraan yang baik dan memiliki nilai error yang rendah saat menggunakan Exponential Smoothing pemodelan *Multiplicative* maka data yang digunakan harus memiliki kontribusi tren yang lebih banyak dan waktu prakiraan jangka pendek. Secara umum, musiman merupakan pola fluktuasi selama periode tertentu sedangkan tren merupakan arah model yang naik atau turun secara keseluruhan (Dolon, 2020). Sementara itu, penelitian ini menemukan bahwa nilai error yang lebih besar oleh ARIMA daripada Exponential menemukan bahwa nilai error yang lebih besar oleh ARIMA daripada Exponential juga sesuai dengan (Wan Ahmad & Ahmad, 2013) yang mengatakan bahwa ARIMA dapat menghasilkan prakiraan yang lebih baik untuk peramalan jangka panjang dengan sumber data yang terbatas, sedangkan Exponential Smoothing dapat menghasilkan peramalan yang lebih baik untuk periode peramalan yang jangka pendek. Sehingga kestasioneran data, tren dan musiman dari data, serta waktu prakiraan sangat mempengaruhi hasil prakiraan khususnya saat menggunakan Exponential Smoothing dan ARIMA pada Tableau.

4.9 Perbandingan Exponential Smoothing dan ARIMA

Dari penelitian ini ditemukan bahwa Exponential Smoothing memiliki nilai error lebih rendah jika dibandingkan dengan ARIMA. Hal ini berbeda dengan beberapa penelitian sebelumnya yang mengatakan sebaliknya yaitu bahwa ARIMA lebih baik daripada Exponential Smoothing. Misalnya (Funde & Damani, 2021) menemukan bahwa dalam prediksi harga saham, ARIMA lebih baik dalam memprediksi 6 dari 9 harga saham dibandingkan dengan Exponential Smoothing. Hal yang sama juga ditemukan oleh (Munarsih & Saluza, 2020) bahwa ARIMA memiliki nilai error yang lebih rendah daripada Exponential Smoothing dalam memprediksi jumlah kasus demam berdarah di Palembang. Sementara itu, penelitian lain juga menemukan bahwa Exponential lebih baik daripada ARIMA (Safi & Sanusi, 2021; Wan Ahmad & Ahmad, 2013).

Mengacu pada penelitian ini yang ditemukan bahwa Exponential Smoothing dapat dikatakan lebih baik dalam melakukan prakiraan kualitas udara Kota Banjarmasin karena memiliki nilai error yang lebih kecil dari 5 parameter kualitas udara daripada ARIMA. Hal ini disebabkan oleh beberapa hal seperti jumlah data, tren dan musiman dari data, kestasioneran data, dan rentang prakiraan. Empat komponen tersebut memiliki pengaruh besar terhadap hasil prakiraan dengan menggunakan model tertentu (Pallante, 2020; Pedregal, 2019). (Wan Ahmad & Ahmad, 2013) menemukan bahwa ARIMA dapat menghasilkan prakiraan yang lebih baik untuk peramalan jangka panjang dengan sumber data yang terbatas, sedangkan Exponential Smoothing dapat menghasilkan peramalan yang lebih baik untuk periode peramalan yang jangka pendek. Namun, Exponential

Smoothing dan ARIMA merupakan dua model dapat mengungguli Artificial Neural Network (ANN) dan Hybrid dalam melakukan prakiraan (Safi & Sanusi, 2021). Hasil ini membuktikan bahwa eksperimen integrasi machine learning techniques dan Tableau masih kurang optimal dalam melakukan prakiraan kualitas udara, serta menambah semakin banyak literatur yang berupaya melakukan prakiraan kualitas udara secara akurat dengan menggabungkan dan memeriksa validitas beberapa model yang telah digunakan oleh peneliti lain.

4.10 Pembahasan

Tingkat perubahan kualitas udara dari waktu ke waktu dapat menjadi salah satu bahan pertimbangan pemangku kebijakan dalam mengambil keputusan yang tepat. Data time series kualitas udara dapat menjadi modal penting yang dapat digunakan untuk memprakirakan kualitas udara di masa mendatang, sehingga kesehatan masyarakat lebih terjaga. Proses prakiraan kualitas udara menjadi penting sebagai pencegahan dan pertimbangan dalam pengambilan keputusan bagi pemangku kepentingan. Proses prakiraan kualitas udara Kota Banjarmasin menggunakan 2 jenis model, yaitu Exponential Smoothing yang menjadi metode prediksi pada Tableau dan ARIMA sebagai machine learning techniques yang diintegrasikan ke Tableau.

Penggunaan pemodelan *additive* dan *multiplicative* dari *Exponential Smoothing* pada prakiraan kualitas udara di Banjarmasin untuk 1 tahun yang akan datang masing-masing menunjukkan rata-rata setiap bulannya dalam keadaan yang baik pada parameter CO sebagai zat polutan berupa gas beracun yang tidak

berwarna dan tidak berbau yang berasal dari pembakaran gas alam, batu bara, atau kayu. Keadaan seperti ini diperkirakan zat polutan CO di Kota Banjarmasin pada 2021 masih berada pada kondisi yang wajar. Mengacu dari peraturan KLHK Republik Indonesia, kondisi ini tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya. Kondisi yang sama di antara 2 parameter O_3 dan PM juga didapatkan pada prakiraan berdasarkan pemodelan *additive* dan *multiplicative*. Hal tersebut ditemukan bahwa rata-rata per bulan di Kota Banjarmasin selama 2021 berada dalam kondisi kualitas udara sedang. Namun, pada 2 bulan pertama yaitu Januari dan Februari serta Desember ada pada kondisi yang baik. Kondisi yang didominasi kualitas udara sedang untuk zat polutan O_3 dan PM dianggap tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif. Kondisi yang sama juga didapatkan dari prakiraan menggunakan pemodelan *additive* dan *multiplicative* pada parameter SO_2 sebagai polutan yang berasal dari gunung berapi dan industri dan sangat berbahaya bagi kesehatan makhluk hidup. Hasil prakiraan zat polutan SO_2 dapat dideskripsikan sebagai tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan namun berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif atau kualitas udara sedang.

Dari 5 parameter yang dianalisis, terdapat 1 parameter yang menunjukkan perbedaan hasil prakiraan yang signifikan dengan pemodelan *additive* dan *multiplicative* yaitu NO_2 . Zat polutan gas kimia beracun ini merupakan hasil dari suhu tinggi dengan karakteristik bau yang tajam serta berasal dari mesin pembakaran industri dan lalu lintas. NO_2 dari hasil prakiraan menggunakan

pemodelan *additive* didapatkan bahwa masih dalam kategori yang cukup aman yaitu sedang di mana tidak membahayakan bagi masyarakat. Namun, keadaan kualitas udara yang berbahaya ditemukan pada hasil prakiraan SO_2 menggunakan pemodelan *multiplicative* yaitu keadaan kualitas udara sedang, tidak sehat, hingga sangat tidak sehat. Keadaan SO_2 di Kota Banjarmasin pada 2021 diperkirakan masih cukup aman pada 2 bulan pertama yaitu Januari dan Februari, tetapi bulan-bulan selanjutnya menghasilkan rata-rata yang bersifat merugikan pada manusia dan hewan serta menimbulkan kerusakan pada tumbuhan.

Perbedaan hasil prakiraan antara pemodelan *additive* dan *multiplicative* pada prakiraan kualitas udara di Banjarmasin karena pemodelan *multiplicative* digunakan apabila terdapat kecenderungan atau tanda bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data. Dengan kata lain, pola musiman membesar seiring meningkatnya ukuran data. Sedangkan model *additive* digunakan jika kecenderungan tersebut tidak terjadi.

Sedangkan hasil prakiraan menggunakan ARIMA yang diintegrasikan dengan Tableau untuk 5 parameter yang dianalisis berada pada kategori kualitas udara baik dan sedang. Pada parameter CO dan NO_2 , rata-rata setiap bulannya berada pada kategori baik, yaitu tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya. Bagi 3 parameter lainnya yaitu O_3 , PM, dan SO_2 hasil prakiraan berada pada kategori baik dan sedang, dimana keadaan kualitas udara yang tidak membahayakan bagi makhluk hidup.

Secara perbandingan nilai error penggunaan Exponential Smoothing mempunyai perbedaan dalam prakiraan kualitas udara Kota Banjarmasin. Pada

Exponential Smoothing nilai error terendah dimiliki oleh prakiraan kualitas udara CO ketika menggunakan exponential smoothing pemodelan *multiplicative* yaitu sebesar 5,93. Hal tersebut berbeda dengan hasil penelitian yang menyatakan bahwa nilai error dengan pemodelan *multiplicative* justru lebih baik dibandingkan pemodelan *additive* (Dewi & Listiowarni, 2020). Sedangkan nilai error tertinggi didapatkan dari parameter O_3 saat menggunakan exponential smoothing pemodelan *multiplicative*.

Secara kualitas yang dapat dilihat pada Tableau, exponential smoothing dengan kualitas ok hanya ada pada O_3 dengan pemodelan *additive* dan PM dengan *additive* dan *multiplicative*. Kualitas tersebut menunjukkan seberapa cocok perkiraan dengan data aktual. Nilai yang mungkin adalah GOOD, OK, dan POOR. Prakiraan didefinisikan sebagai peramalan yang memperkirakan bahwa nilai periode berikutnya akan identik dengan nilai periode saat ini. Kualitas dinyatakan relatif terhadap prakiraan, sehingga OK berarti prakiraan kemungkinan memiliki lebih sedikit kesalahan daripada prakiraan, BAIK berarti prakiraan memiliki kesalahan kurang dari setengah, dan BURUK berarti prakiraan memiliki lebih banyak kesalahan.

Jika dibandingkan dengan nilai error yang dihasilkan oleh ARIMA, maka exponential smoothing dapat dikatakan lebih baik karena menghasilkan nilai error yang lebih kecil. Hal ini berbeda dengan hasil penelitian oleh Munarsih & Saluza (2019) yang menyatakan bahwa ARIMA memiliki nilai error yang lebih rendah dibandingkan dengan Exponential Smoothing. Penelitian lainnya menunjukkan hal yang sama di mana dalam memprediksi 9 saham ditemukan bahwa ARIMA lebih

akurat dalam 6 saham (Funde & Damani, 2021). Secara keseluruhan dapat diartikan bahwa integrasi machine learning dan Tableau masih kurang optimal dalam melakukan prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin. Sebaliknya, ditemukan bahwa Exponential Smoothing yang diterapkan oleh Tableau memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan ARIMA.

Dari hasil analisis dan prakiraan data kualitas udara Kota Banjarmasin ini tentunya banyak memberikan manfaat bagi pemangku kepentingan dan masyarakat. Hasil prakiraan kualitas udara dari 5 parameter ini diharapkan mampu menjadi sarana pencegahan untuk antisipasi kesehatan bagi masyarakat di Kota Banjarmasin. Melalui analisis data dan prakiraan juga mampu memberikan pertimbangan rekomendasi kebijakan yang diambil oleh Pemerintah Provinsi Kalimantan Selatan terkait masalah kualitas udara, pencemaran udara, dan kesehatan masyarakat.

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan tujuan yang telah ditetapkan pada penelitian ini, hasil penelitian, serta untuk menjawab rumusan masalah penelitian yang pada akhirnya didapatkan kesimpulan berikut ini.

1. Keadaan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada 2021 ditemukan masih dalam kategori kualitas udara 'baik' dan 'sedang' terhadap 4 parameter yaitu CO, O₃, PM, dan NO₂ dimana tingkat kualitas udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya. Namun, ditemukan bahwa terdapat 1 parameter kualitas udara yang masuk dalam kategori 'tidak sehat' dan 'sangat tidak sehat' yaitu SO₂ dimana tingkat kualitas udara pada parameter SO₂ dapat merugikan kesehatan makhluk hidup.
2. Dari 5 parameter kualitas udara, Exponential Smoothing dengan pemodelan *additive* dan *multiplicative* mampu melakukan proses analisis serta prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin dalam kurun waktu 1 tahun. Nilai error terendah didapatkan pada proses prakiraan kualitas udara pada parameter CO dengan nilai error sebesar 5,83.
3. Dari 5 parameter kualitas udara, ARIMA sebagai machine learning techniques yang diintegrasikan dengan Tableau mampu melakukan proses analisis serta prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin dalam kurun

waktu 1 tahun dengan baik. Prakiraan kualitas udara pada parameter PM mempunyai nilai error terendah dibandingkan 4 parameter lainnya yaitu sebesar 10,04.

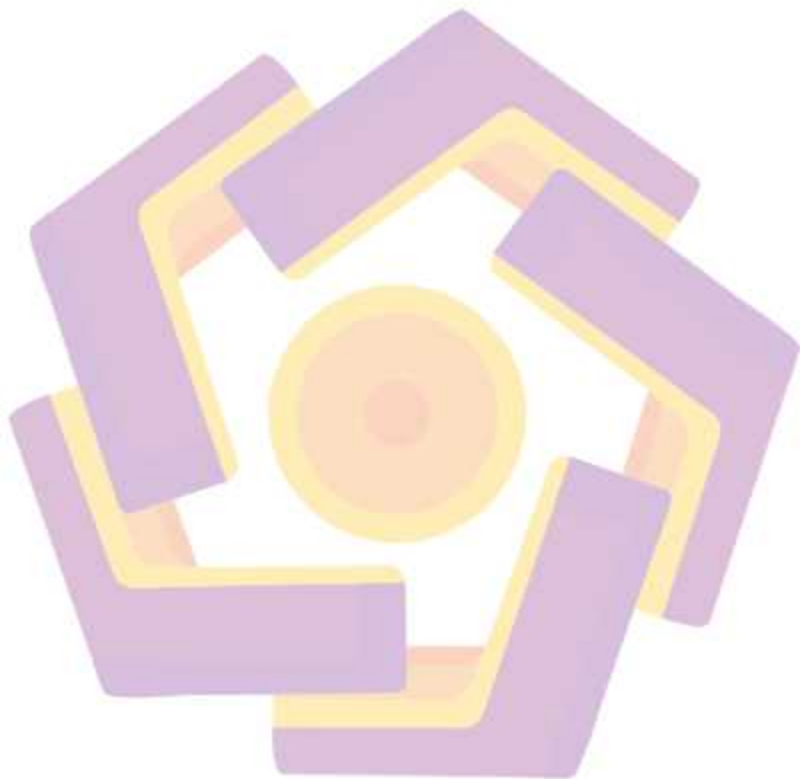
4. Integrasi machine learning dan Tableau masih kurang optimal dalam melakukan prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin. Sebaliknya, ditemukan bahwa Exponential Smoothing yang diterapkan oleh Tableau memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan ARIMA.

5.2. Saran

Berdasarkan dari data penelitian, hasil penelitian, serta kesimpulan terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk menjadi bahan referensi pada penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan jumlah data kualitas udara sebagai dataset penelitian.
2. Menentukan waktu prakiraan melebihi kurun waktu 1 tahun misalnya 5 tahun.
3. Menambahkan parameter-parameter yang belum digunakan pada penelitian ini seperti faktor kendaraan bermotor, kendaraan listrik, pabrik.
4. Machine learning techniques yang digunakan yaitu ARIMA masih memiliki nilai error yang cukup tinggi, maka disarankan penelitian selanjutnya dapat melakukan proses prakiraan dengan metode lainnya agar dapat membandingkan hasil prakiraan dan penarikan kesimpulan yang baik.

5. Menggunakan tools Business Intelligence lainnya seperti Power BI dan lain sebagainya.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Badan Pusat Statistik Kota Banjarmasin. (2021). *Kota Banjarmasin dalam Angka 2021*. Badan Pusat Statistik Kota Banjarmasin.
- Funde, Y., & Damani, A. (2021, Oktober 30). *Comparison of ARIMA and Exponential Smoothing Models in Prediction of Stock prices*.
- Hirzi, L. A. (2018). *Identifikasi Sumber Logam dalam SPM (Suspended Particulate Matter) di Kecamatan Bangsri Kabupaten Jepara dengan Aplikasi PMF (Positive Matrix Factorization)* [Other, Universitas Diponegoro]. <http://eprints.undip.ac.id/67692/>
- Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. (2020). *Indeks Kualitas Udara*. Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan.
- Kelleher, J. D., Namee, B. M., & D'Arcy, A. (2015). *Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics: Algorithms, Worked Examples, and Case Studies*. MIT Press.
- Shah, V. (2019). *A Comparative Study of Univariate Time-series Methods for Sales Forecasting*. University of Waterloo.
- Singh, K., Shastri, S., Bhadwal, A., Kour, P., Kumari, M., Sharma, A., & Mansotra, V. (2019). *Implementation of Exponential Smoothing for Forecasting Time Series Data*.
- Sudaryono. (2017). *Metodologi Penelitian* (1 ed.). Rajawali Pers.
- Sugiyono. (2008). *Metode penelitian pendidikan: (pendekatan kuantitatif, kualitatif dan R & D)*. Alfabeta.
- Sugiyono. (2015). *Metodologi Penelitian & Pengembangan (Research and Development)*. Alfabeta.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Ahmad, E. F., & Santoso, M. (2016). Analisis Karakterisasi Konsentrasi dan Komposisi Partikulat Udara (Studi Case: Surabaya). *Jurnal Kimia Valensi*, 2(2), 97–103.

- Akhtar, N., NaziaTabassum, Perwej, A., Perwej, Y., Akhtar, N., NaziaTabassum, Perwej, A., & Perwej, Y. (2020). Data analytics and visualization using Tableau utilitarian for COVID-19 (Coronavirus). *Global Journal of Engineering and Technology Advances*, 3(2), 028–050. <https://doi.org/10.30574/gjeta.2020.3.2.0029>
- Annor Antwi, A., & Al-Dherasi, A. A. M. (2019). *Application of Artificial Intelligence in Forecasting: A Systematic Review* (SSRN Scholarly Paper ID 3483313). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3483313>
- Astuti, W., & Kusumawardani, Y. (2017). ANALISIS PENCEMARAN UDARA DENGAN BOX MODEL (DAYA TAMPUNG BEBAN PENCEMAR UDARA) STUDI KASUS DI KOTA TANGERANG. *Neo Teknika*, 3(1), Article 1. <https://doi.org/10.37760/neoteknika.v3i1.1048>
- Bai, L., Wang, J., Ma, X., & Lu, H. (2018). Air Pollution Forecasts: An Overview. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/ijerph15040780>
- Castelli, M., Clemente, F. M., Popović, A., Silva, S., & Vanneschi, L. (2020). A Machine Learning Approach to Predict Air Quality in California. *Complexity*, 2020, e8049504. <https://doi.org/10.1155/2020/8049504>
- Chen, P., Niu, A., Liu, D., Jiang, W., & Ma, B. (2018). Time Series Forecasting of Temperatures using SARIMA: An Example from Nanjing. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 394, 052024. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/394/5/052024>
- Daellenbach, K. R., Uzu, G., Jiang, J., Cassagnes, L.-E., Leni, Z., Vlachou, A., Stefanelli, G., Canonaco, F., Weber, S., Segers, A., Kuenen, J. J. P., Schaap, M., Favez, O., Albinet, A., Aksoyoglu, S., Dommen, J., Baltensperger, U., Geiser, M., El Haddad, I., ... Prévôt, A. S. H. (2020). Sources of particulate-matter air pollution and its oxidative potential in Europe. *Nature*, 587(7834), 414–419. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2902-8>
- Damayanti, S., & Lestari, P. (2020). Receptor Modelling of particulate matter at residential area near industrial region in Indonesia using Positive Matrix Factorization. *E3S Web of Conferences*, 148, 03003. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202014803003>
- Deepa, D. K., & Raghuram, G. (2021). Sales Forecasting Using Machine Learning Models. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, 3928–3936.

- Dewi, N. P., & Listiowarni, I. (2020). Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 11(2), 219–231. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i2.4797>
- Dolon, B. (2020, Agustus 2). *Learning to Forecast Effectively With Tableau in 6 Minutes Or Less*. Medium. <https://towardsdatascience.com/learning-to-forecast-effectively-with-tableau-in-6-minutes-or-less-3d77a55930a0>
- Doreswamy, K s, H., Km, Y., & Gad, I. (2020). Forecasting Air Pollution Particulate Matter (PM2.5) Using Machine Learning Regression Models. *Procedia Computer Science*, 171, 2057–2066. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.221>
- Dozie, K. C. N., & Nwanya, J. C. (2020). Comparison of Mixed and Multiplicative Models when Trend Cycle Component is Linear. *Asian Journal of Advanced Research and Reports*, 32–42. <https://doi.org/10.9734/ajarr/2020/v12i430295>
- Fernando, J. A. (2017). Identifikasi Kontribusi Pencemaran PM10 Menggunakan Metode Reseptor Chemical Mass Balance (CMB) (Studi Kasus: Kota Pekanbaru, Provinsi Riau). *Jurnal Teknik Lingkungan*, 6(2). <http://eprints.undip.ac.id/51743/>
- Freeman, B. S., Taylor, G., Gharabaghi, B., & Thé, J. (2018). Forecasting air quality time series using deep learning. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 68(8), 866–886. <https://doi.org/10.1080/10962247.2018.1459956>
- Himawan, H., & Silitonga, P. D. (2020). Comparison of Forecasting Accuracy Rate of Exponential Smoothing Method on Admission of New Students. *Journal of Critical Reviews*, 7(2).
- Huboyo, H., Budihardjo, A., & Primabudi, E. (2008). Preliminary Study on Source Apportionment of Ambient Air In Semarang City Using Cmb Model (Case Study In Pedurangan Site). *Environmental Science*. <https://www.semanticscholar.org/paper/Preliminary-Study-On-Source-Apportionment-Of-Air-In-Huboyo-Budihardjo/edfc9585437897028eed4abd338ab8870d2418fd>
- Inayah, N., Suhel, H., & Andriani, M. (2019). Penyajian Peta Kualitas Udara Kota Banjarmasin (SO₂ dan NO₂). *POROS TEKNIK*, 11(1), 07–11. <https://doi.org/10.31961/porosteknik.v11i1.799>
- Istiqomah, N., & Marleni, N. N. N. (2020). Particulate air pollution in Indonesia: Quality index, characteristic, and source identification. *IOP Conference Series*:

Earth and Environmental Science, 599. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/599/1/012084>

- Jena, B. (2019). An Approach for Forecast Prediction in Data Analytics Field by Tableau Software. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, 11, 19–26. <https://doi.org/10.5815/ijieeb.2019.01.03>
- Kaur, H., & Ahuja, S. (2019). *SARIMA Modelling for Forecasting the Electricity Consumption of a Health Care Building*. <https://doi.org/10.35940/ijitee.I2575.1081219>
- Kelleher, J. D., Namee, B. M., & D'Arcy, A. (2015). *Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics: Algorithms, Worked Examples, and Case Studies*. MIT Press.
- Khaira, U., Utomo, P., Aryani, R., & Weni, I. (2020). A comparison of SARIMA and LSTM in forecasting dengue hemorrhagic fever incidence in Jambi, Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1566, 012054. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1566/1/012054>
- Kjellstrom, T., Lodh, M., McMichael, T., Ranmuthugala, G., Shrestha, R., & Kingsland, S. (2006). Air and Water Pollution: Burden and Strategies for Control. Dalam D. T. Jamison, J. G. Breman, A. R. Measham, G. Alleyne, M. Claeson, D. B. Evans, P. Jha, A. Mills, & P. Musgrove (Ed.), *Disease Control Priorities in Developing Countries* (2nd ed.). World Bank. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK11769/>
- Lee, M., Lin, L., Chen, C.-Y., Tsao, Y., Yao, T.-H., Fei, M.-H., & Fang, S.-H. (2020). Forecasting Air Quality in Taiwan by Using Machine Learning. *Scientific Reports*, 10(1), 4153. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-61151-7>
- Lei, M. T., Monjardino, J., Mendes, L., Gonçalves, D., & Ferreira, F. (2019). Macao air quality forecast using statistical methods. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 12(9), 1049–1057. <https://doi.org/10.1007/s11869-019-00721-9>
- Lestari, P., & Mauliadi, Y. D. (2009). Source apportionment of particulate matter at urban mixed site in Indonesia using PMF. *Atmospheric Environment*, 43(10), 1760–1770. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.12.044>
- Li, Y., Yuan, W., Rui, X., Wang, H., Zuo, J., & Tong, Y. (2017). Sources of atmospheric pollution: A bibliometric analysis. *Scientometrics*, 112, 1–21. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2421-z>
- Madhuri VM, Gunjal GH, S., & Kamalapurkar, S. (2020). Air Pollution Prediction Using Machine Learning Supervised Learning Approach. *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC & TECHNOLOGY RESEARCH*, 9(4).

- Manisalidis, I., Stavropoulou, E., Stavropoulos, A., & Bezirtzoglou, E. (2020). Environmental and Health Impacts of Air Pollution: A Review. *Frontiers in Public Health*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.00014>
- Mannucci, P. M., & Franchini, M. (2017). Health Effects of Ambient Air Pollution in Developing Countries. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(9), 1048. <https://doi.org/10.3390/ijerph14091048>
- Udara Dki Jakarta Menggunakan Berbagai Baku Mutu. *Ecolab*, 12(1), 32–41. <https://doi.org/10.20886/jklh.2018.12.1.32-41>
- Munarsih, E., & Saluza, I. (2020). Comparison of exponential smoothing method and autoregressive integrated moving average (ARIMA) method in predicting dengue fever cases in the city of Palembang. 1521, 032100. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1521/3/032100>
- Niswanti, A., Mahreda, E. S., Yamani, A., & Atmowijoyo, T. (2016). Kadar Debu Ambien Di Terminal Induk KM 6 Banjarmasin Provinsi Kalimantan Selatan dan Dampaknya terhadap Kesehatan Masyarakat. *EnviroScientee*, 9(3), 124–133. <https://doi.org/10.20527/es.v9i3.1993>
- Pallante, M. (2020, Februari 20). Time Series Forecasting Models. *Analytics Vidhya*. <https://medium.com/analytics-vidhya/time-series-forecasting-models-726f7968a2e1>
- Pedregal, D. J. (2019). Time series analysis and forecasting with ECOTOOL. *PLOS ONE*, 14(10), e0221238. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0221238>
- Pongdatu, G. A. N., & Putra, Y. H. (2018). Seasonal Time Series Forecasting using SARIMA and Holt Winter's Exponential Smoothing. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 407, 012153. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/407/1/012153>
- Pramana, S., Paramartha, D., Adhinugroho, Y., & Nurmalasari, M. (2020). Air Pollution Changes of Jakarta, Banten, and West Java, Indonesia During the First Month of COVID-19 Pandemic.
- Ravindra, K., Rattan, P., Mor, S., & Aggarwal, A. N. (2019). Generalized additive models: Building evidence of air pollution, climate change and human health. *Environment International*, 132, 104987. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2019.104987>
- Ridzky, G. A., Zaman, B., & Huboyo, H. S. (2017). Identifikasi Kontribusi Pencemaran PM10 dengan Metode Reseptor Positive Matrix Factorization (Pmf) Studi Kasus: Kota Pekanbaru Provinsi Riau. *Jurnal Teknik Lingkungan*, 6(2), 1–12. <https://www.neliti.com/publications/191385/>

- Rixson, L., Riani, E., & Santoso, M. (2016). Karakterisasi Paparan Long Term Particulate Matter di Puspiptek Serpong-Kota Tangerang Selatan. *Jurnal Ilmiah Aplikasi Isotop dan Radiasi*, 11(1), 51–64. <https://doi.org/10.17146/jair.2015.11.1.2703>
- Safi, S. K., & Sanusi, O. I. (2021). A hybrid of artificial neural network, exponential smoothing, and ARIMA models for COVID-19 time series forecasting. *Model Assisted Statistics and Applications*, 16(1), 25–35. <https://doi.org/10.3233/MAS-210512>
- Sanjeev, D. (2021). Implementation of Machine Learning Algorithms for Analysis and Prediction of Air Quality. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 10(3). <https://www.ijert.org/research/implementation-of-machine-learning-algorithms-for-analysis-and-prediction-of-air-quality-IJERTV10IS030323.pdf>, <https://www.ijert.org/implementation-of-machine-learning-algorithms-for-analysis-and-prediction-of-air-quality>
- Santoso, M., Hopke, P. K., Hidayat, A., & Diah Dwiana L. (2008). Sources identification of the atmospheric aerosol at urban and suburban sites in Indonesia by positive matrix factorization. *Science of The Total Environment*, 397(1), 229–237. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2008.01.057>
- Santoso, M., Lestiani, D. D., Kurniawati, S., Damastuti, E., Kusmartini, I., Atmodjo, D. P. D., Sari, D. K., Hopke, P. K., Mukhtar, R., Muhtarom, T., Tjahyadi, A., Parian, S., Kholik, N., Sutrisno, D. A., Wahyudi, D., Sitorus, T. D., Djamilus, J., Riadi, A., Supriyanto, J., ... Suprayadi, L. S. (2020). Assessment of Urban Air Quality in Indonesia. *Aerosol and Air Quality Research*, 20, 2142–2158. <https://doi.org/10.4209/aaqr.2019.09.0451>
- Santoso, M., Lestiani, D. D., & Markwitz, A. (2013). Characterization of airborne particulate matter collected at Jakarta roadside of an arterial road. *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, 297(2), 165–169. <https://doi.org/10.1007/s10967-012-2350-5>
- Santoso, M., Lestiani, D. D., Mukhtar, R., Hamonangan, E., Syafrul, H., Markwitz, A., & Hopke, P. K. (2011). Preliminary study of the sources of ambient air pollution in Serpong, Indonesia. *Atmospheric Pollution Research*, 2(2), 190–196. <https://doi.org/10.5094/APR.2011.024>
- Sharma, M., Jain, S., Mittal, S., & Sheikh, T. H. (2021). Forecasting And Prediction Of Air Pollutants Concentrates Using Machine Learning Techniques: The Case Of India. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1022, 012123. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1022/1/012123>

- Silalahi, D. K. (2020). Forecasting of Poverty Data Using Seasonal ARIMA Modeling in West Java Province. *JTAM (Jurnal Teori Dan Aplikasi Matematika)*, 4(1), 76–86. <https://doi.org/10.31764/jtam.v4i1.1888>
- Siregar, B., Butar-Butar, I. A., Rahmat, R. F., Andayani, U., & Fahmi, F. (2017). Comparison of Exponential Smoothing Methods in Forecasting Palm Oil Real Production. *Journal of Physics: Conference Series*, 801, 012004. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/801/1/012004>
- Sulaeman, N. F., Nuryadin, A., Widyastuti, R., & Subagiyo, L. (2020). Air Quality Index and the Urgency of Environmental Education in Kalimantan. *Jurnal Pendidikan IPA Indonesia*, 9(3), 371–383. <https://doi.org/10.15294/jpii.v9i3.24049>
- Suppalakpanya, K., Nikhom, R., Booranawong, T., & Booranawong*, A. (2019). Study of Several Exponential Smoothing Methods for Forecasting Crude Palm Oil Productions in Thailand. *CURRENT APPLIED SCIENCE AND TECHNOLOGY*, 19(2), 123–139.
- Susanto, A. D. (2020). Air pollution and human health. *Medical Journal of Indonesia*, 29(1), 8–10. <https://doi.org/10.13181/mji.com.204572>
- Swieleh, W. M., Al-Jabi, S. W., Zyoud, S. H., & Sawalha, A. F. (2018). Outdoor air pollution and respiratory health: A bibliometric analysis of publications in peer-reviewed journals (1900 – 2017). *Multidisciplinary Respiratory Medicine*, 13(1), 15. <https://doi.org/10.1186/s40248-018-0128-5>
- Umami, F., Cipta, H., & Husein, I. (2019). Data Analysis Time Series For Forecasting The Greenhouse Effect. *ZERO: Jurnal Sains, Matematika Dan Terapan*, 3(2), 86–93. <https://doi.org/10.30829/zero.v3i2.7914>
- Wan Ahmad, W. K. A., & Ahmad, S. (2013). Arima model and exponential smoothing method: A comparison. *AIP Conference Proceedings*, 1522(1), 1312–1321. <https://doi.org/10.1063/1.4801282>
- Wei, N., Li, C., Peng, X., Zeng, F., & Lu, X. (2019). Conventional models and artificial intelligence-based models for energy consumption forecasting: A review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 181, 106187. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106187>
- Wihayati, & Wibowo, F. W. (2021). Prediction of air quality in Jakarta during the COVID-19 outbreak using long short-term memory machine learning. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 704(1), 012046. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/704/1/012046>

Yeung, A. Y., Roewer-Despres, F., Rosella, L., & Rudzicz, F. (2021). Machine Learning-Based Prediction of Growth in Confirmed COVID-19 Infection Cases in 114 Countries Using Metrics of Nonpharmaceutical Interventions and Cultural Dimensions: Model Development and Validation. *Journal of Medical Internet Research*, 23(4), e26628. <https://doi.org/10.2196/26628>

Yunus, S., Rashid, M., Mat, R., Baharun, S., & Che Man, H. (2019). Characteristic of the PM10 in Urban Environment of Makassar. *Journal of Urban and Environmental Engineering*, 198–207. <https://doi.org/10.4090/juee.2019.v13n1.198207>

PUSTAKA LAPORAN PENELITIAN

Hanafi, R. S. (2018). *Identifikasi sumber logam yang terkandung pada SPM (suspended particulate matter) di Kecamatan Paiton Kabupaten Probolinggo dengan Aplikasi Positive Matrix Factorization (PMF)* [Other, Universitas Diponegoro]. <http://eprints.undip.ac.id/68497/>

Hirzi, L. A. (2018). *Identifikasi Sumber Logam dalam SPM (Suspended Particulate Matter) di Kecamatan Bangsri Kabupaten Jepara dengan Aplikasi PMF (Positive Matrix Factorization)* [Other, Universitas Diponegoro]. <http://eprints.undip.ac.id/67692/>

Shah, V. (2019). *A Comparative Study of Univariate Time-series Methods for Sales Forecasting*. University of Waterloo