

PERBANDINGAN ADDITIVE DAN MULTIPLICATIVE EXPONENTIAL SMOOTHING TERHADAP PRAKIRAAN KUALITAS UDARA DI BANJARMASIN

Ahmad Yusuf*, Kusriani, Alva Hendi Muhammad

Magister Teknik Informatika, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia
e-mail: ahmad.1266@students.amikom.ac.id, {kusriani, alva}@amikom.ac.id

Diterima: 13 Agustus 2021 – Direvisi: 21 September 2021 – Disetujui: 24 September 2021

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 usually occurs in areas that are in some parts of the country such as Kalimantan Island. As the third largest island in the world, Kalimantan can be said to be the lungs of the world like the haze problem that enveloped the city of Banjarmasin in 2019. This condition can result in high sufferers of Acute Respiratory Tract Infection (ISPA). Decision making by stakeholders needs to be studied in depth to prevent this. One of the efforts that can be done is the air quality forecast that will occur. Data obtained from BMKG Banjarmasin is the initial material for the forecast. Air quality forecast will use Triple Exponential Smoothing with 2 types of modeling namely additive and multiplicative, so this study aims to conduct air quality forecasts in Banjarmasin City in 2021 and 2022 using Additive and Multiplicative Triple Exponential Smoothing. In forecasts using this method, weighting the constant values α , β , γ can result in small error values. To determine the accuracy comparison of the two modeling is done with an RMSE value. The results showed that air quality conditions in Banjarmasin during 2021 and 2022 for CO , O_3 , and PM pollutants were in the category of safe for human health, while for pollutants NO_2 and SO_2 were declared to have a high index so that air quality can harm the health of living things. In comparison, multiplicative modeling on CO forecasts ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, and $\gamma = 0.149$), NO_2 ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.024$, and $\gamma = 0.022$), and SO_2 ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, and $\gamma = 0.037$) has high accuracy and small error values compared to additive modeling. In contrast, additive modeling in O_3 ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, and $\gamma = 0.06$) and PM ($\alpha = 0.434$, $\beta = 0.001$, and $\gamma = 0.213$) have high accuracy and low error values compared to multiplicative modeling. The conclusion obtained is the difference in forecast results between additive and multiplicative modeling on air quality forecasts in Banjarmasin because multiplicative modeling is used when there is a trend or sign that seasonal patterns depend on the size of the data. In other words, seasonal patterns enlarge as the data size increases. Additive models are used if this trend does not occur.

Keywords: Additive, Air quality, Banjarmasin, Exponential smoothing, Multiplicative.

ABSTRAK

Kekhawatiran kesehatan manusia adalah 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 yang berada beberapa bagian negara seperti Pulau Kalimantan. Sebagai pulau terbesar ketiga di dunia, Kalimantan dapat dikatakan sebagai paru-paru dunia seperti permasalahan kabut asap yang menyelimuti Kota Banjarmasin pada 2019. Kondisi tersebut dapat mengakibatkan tingginya penderita Infeksi Saluran Pernafasan Akut (ISPA). Pengambilan keputusan oleh pemangku kepentingan perlu dikaji secara mendalam untuk mencegah hal tersebut. Salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah prakiraan kualitas udara yang akan terjadi. Data yang didapatkan dari BMKG Kota Banjarmasin merupakan bahan awal untuk prakiraan tersebut. Prakiraan kualitas udara akan menggunakan Triple Exponential Smoothing dengan 2 jenis pemodelan yaitu additive dan multiplicative, sehingga penelitian ini bertujuan untuk melakukan prakiraan kualitas udara di Kota Banjarmasin pada tahun 2021 dan 2022 menggunakan Additive dan Multiplicative Triple Exponential Smoothing. Pada prakiraan menggunakan metode tersebut, pembobotan pada nilai konstanta α , β , γ dapat menghasilkan nilai error yang kecil. Untuk menentukan perbandingan akurasi kedua pemodelan dilakukan dengan nilai RMSE. Hasil penelitian menunjukkan

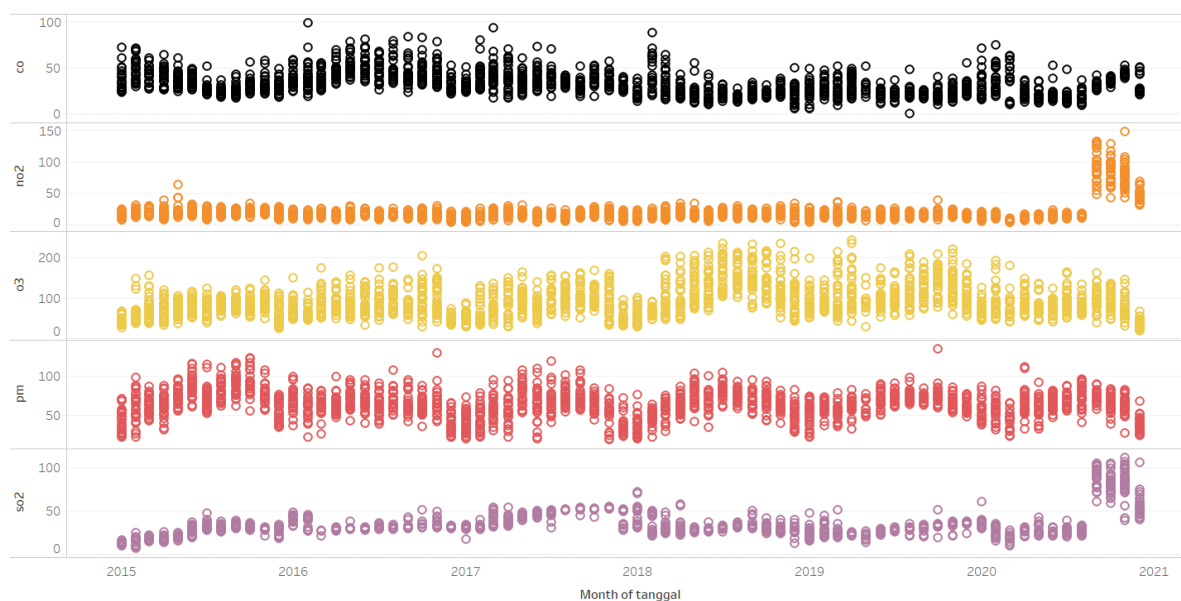
bahwa kondisi kualitas udara di Banjarmasin selama 2021 dan 2022 untuk polutan CO, O₃, dan PM berada pada kategori aman untuk kesehatan manusia, sedangkan untuk polutan NO₂ dan SO₂ dinyatakan memiliki indeks yang tinggi sehingga kualitas udara dapat membahayakan kesehatan makhluk hidup. Secara perbandingan, pemodelan multiplicative pada prakiraan CO ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.149$), NO₂ ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.024$, dan $\gamma = 0.022$), dan SO₂ ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.037$) memiliki akurasi tinggi dan nilai error yang kecil dibandingkan dengan pemodelan additive. Sebaliknya, pemodelan additive pada O₃ ($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.06$) dan PM ($\alpha = 0.434$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.213$) memiliki akurasi tinggi dan nilai error yang rendah dibandingkan pemodelan multiplicative. Kesimpulan yang didapatkan adalah 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.

Kata Kunci: Additive, Banjarmasin, Exponential smoothing, Kualitas udara, Multiplicative.

I. PENDAHULUAN

KUALITAS udara masih menjadi tantangan yang sulit untuk dihadapi di berbagai negara termasuk Indonesia [1]. Menurut WHO, Indonesia masih berada 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 tersebut akan memberikan dampak jangka panjang seperti terjadinya pemanasan global, efek rumah kaca antropogenik, mengganggu kesehatan makhluk hidup hingga kematian. Bahkan dalam kondisi parah masalah kualitas udara mampu menyebabkan kematian lebih banyak orang di seluruh dunia daripada AIDS, malaria, kanker payudara atau tuberkulosis [2].

Menurut Sulaeman [3], masalah kualitas udara biasanya terjadi pada daerah yang berada beberapa bagian negara seperti Pulau Kalimantan. Sebagai pulau terbesar ketiga di dunia, Kalimantan dapat dikatakan sebagai paru-paru dunia. Namun masalah timbul pada tahun 2011 hingga 2015 Kalimantan mengalami kabut asap besar. Sementara itu, kebakaran hutan serta perubahan iklim sebagai pemicu mampu menjadi perhatian lebih karena Indonesia berada pada peringkat ke delapan negara penyumbang emisi gas rumah kaca terbesar di dunia. Implikasi kebakaran hutan dan perubahan iklim secara besar-besaran dipengaruhi oleh bagaimana masyarakat mengelola hidup, karena dapat menyebabkan beberapa masalah yang berkaitan dengan krisis sosial dan ekonomi, termasuk peningkatan risiko kekeringan, banjir, tanah longsor, kebakaran, dan penyakit [4]. Salah satu kota di Kalimantan yang perlu mendapatkan perhatian terkait kebakaran hutan dan perubahan iklim adalah Banjarmasin. Pada 2019, kota ini diselimuti oleh kabut asap yang dapat memberikan dampak yang buruk bagi kesehatan



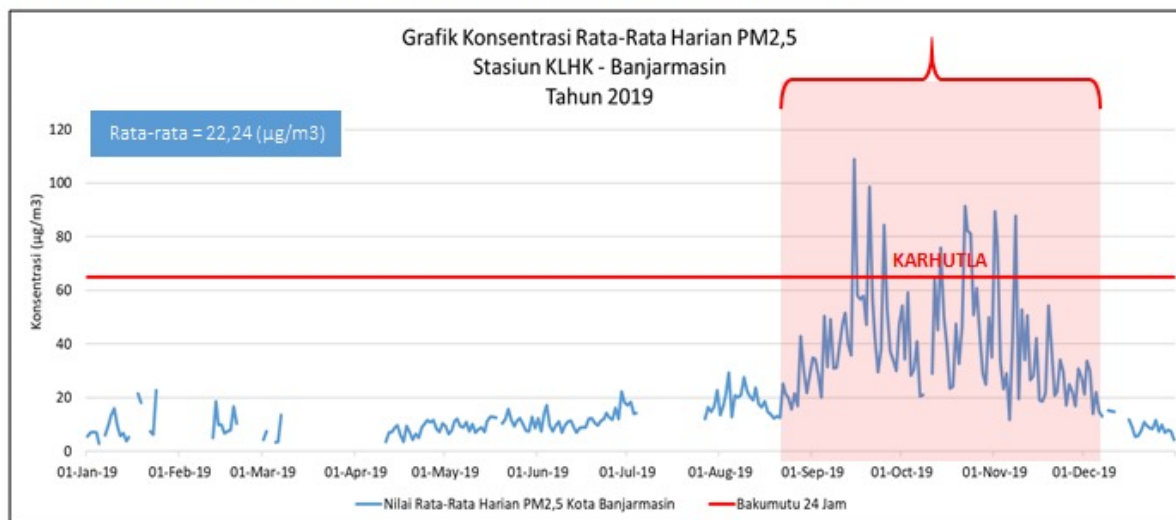
Gambar 4. Tren 5 parameter kualitas udara di Banjarmasin tahun 2015-2020

masyarakat. Kabut asap tersebut disebabkan oleh kebakaran hutan dan perubahan iklim yang terjadi. Bahkan, data terbaru menunjukkan kebakaran hutan di Kalimantan Selatan berada pada kategori siaga. Kabut asap yang terjadi juga merupakan hasil kiriman kota lain yaitu Kota Banjarbaru. Selain menimbulkan masalah kualitas udara, kebakaran hutan dan perubahan iklim dapat menyebabkan kerusakan lingkungan dan ekosistem serta kesehatan masyarakat. Kondisi tersebut dapat mengakibatkan tingginya penderita Infeksi Saluran Pernafasan Akut (ISPA).

Berdasarkan data yang didapatkan dari BMKG Kota Banjarmasin dan Stasiun Klimatologi Banjarmasin dari 5 jenis parameter polutan dari 2015-2020 didapatkan bahwa tren kualitas udara yang belum stabil.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa Banjarmasin masih memiliki indeks kualitas udara (IKU) rendah pada hari-hari tertentu [5]. Sebagai daerah yang memiliki resiko tinggi pencemaran udara dibutuhkan suatu sistem prakiraan yang dapat menghasilkan data dan informasi dalam bentuk indeks kualitas udara di masa depan. Sistem ini bertujuan untuk mengukur tingkat pencemaran udara yang terjadi pada kondisi mendatang sebagai indikator dampak kesehatan masyarakat. Pengukuran ini menghasilkan prakiraan data dan informasi sebagai Indeks Kualitas Udara (IKU). Sebagai alat informasi publik, IKU dirancang untuk membantu memahami dampak kualitas udara terhadap risiko kesehatan yang terjadi di sebuah kota [6]. Semakin tinggi nilai IKU suatu kota, maka semakin besar risiko kesehatan yang terjadi. Beberapa parameter yang terukur dalam pengukuran kualitas udara diantaranya seperti *particulate matter* (PM), karbon monoksida (CO), nitrogen dioksida (NO₂), sulfur dioksida (SO₂), dan ozon (O₃). IKU dapat menjadi sumber informasi kepada masyarakat dengan pola pemahaman yang sederhana sehingga mudah dimengerti sebagai gambaran kondisi kualitas udara, serta memberikan pemahaman warga untuk melindungi diri dari efek negatif kualitas udara yang buruk [7]. Prakiraan terhadap IKU merupakan hal yang penting bagi pemegang kebijakan untuk mengantisipasi masalah pencemaran udara yang terjadi. Prakiraan kualitas udara yang tepat dapat menurunkan tingkat pencemaran yang terjadi di suatu kota walaupun tidak dapat menghilangkannya [3]. Di berbagai kota seperti di Pekanbaru telah melakukan analisis prakiraan kualitas udara *particulate matter* (PM) [8]–[10], sedangkan di Cilegon telah dilakukan prakiraan kualitas udara terhadap *total suspended particulate* (TSP) [11]. Prakiraan kualitas udara *particulate matter* (PM) juga digunakan di Serpong [12], [13], Jakarta [14], Lembang [15], Bandung [16], Jepara [17], Semarang [18], Probolinggo [19], Surabaya [20], dan Makassar [21].

Tingkat perubahan kualitas udara dari waktu ke waktu dapat menjadi salah satu bahan pertimbangan pamangku 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. Sampai saat ini telah banyak peneliti yang melakukan penelitian tentang prakiraan kualitas udara. Lei dkk [22] melakukan prakiraan kualitas udara menggunakan model statistik *multiple regression analysis*. Isakov dkk [23] melakukan prakiraan kualitas udara dengan *Land-use regression* (LUR). 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 [24]. Seiring perkembangan bidang Artificial Intelligence terus meningkat seperti penggunaan machine learning techniques untuk membantu pekerjaan manusia [25] serta permasalahan pada model statistik linear. *Machine learning techniques* dapat menjadi salah satu pilihan dalam prakiraan kualitas udara seperti yang telah dilakukan Mahajan dkk [26] menggunakan model *Exponential Smoothing* (ES) untuk melakukan prakiraan terhadap PM, serta membandingkannya dengan beberapa model seperti ARIMA, NNAR, dan ANN (Hybrid). Berdasarkan hasil penelitian tersebut ditemukan bahwa model ES memberikan error terkecil. 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. ES mampu memberikan hasil akurasi yang tinggi dibandingkan dengan beberapa model time-series seperti SARIMA dan Naïve Model [27]. Selain itu model ini menghasilkan prakiraan jangka pendek yang lebih baik dibandingkan dengan ARIMA [28]. Oleh karena itu, penelitian-penelitian tentang prakiraan menggunakan ES telah banyak dikembangkan seperti Himawan dan Silitonga [29] meneliti perbandingan akurasi dari ketiga jenis ES yaitu *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double*



Gambar 5. Konsentrasi rata-rata harian PM di Banjarmasin tahun 2019 [31]

Exponential Smoothing (DES), dan *Triple Exponential Smoothing* (TES) menemukan bahwa TES memiliki akurasi terbaik dengan $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.9$, dan $MPE = 0.0161$. Siregar dkk [30] juga menggunakan ES dalam memprediksi produksi minyak kelapa sawit, serta secara khusus membandingkan *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), dan *Triple Exponential Smoothing* (TES) *Additive* dan *Triple Exponential Smoothing* (TES) *Multiplicative*. Penelitian tersebut menemukan bahwa TES *Additive* memiliki akurasi yang baik dan nilai error yang rendah ($RMSE = 0.10$, $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.02$, dan $\gamma = 0.02$). Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut model ES memberikan hasil prakiraan yang cukup baik khususnya TES sehingga akan diadaptasi pada penelitian ini karena tipe dataset yang digunakan sama yaitu data time-series. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan TES *Additive* dan *Multiplicative* terhadap data kualitas udara Kota Banjarmasin periode 2015-2020 untuk mendapatkan hasil prakiraan kualitas udara selama 2 tahun yang akan datang.

II. METODE PENELITIAN

A. Kualitas Udara Kota Banjarmasin

Pada tahun 2019, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan memiliki 26 stasiun pemantauan kualitas udara otomatis yang tersebar di Indonesia. Dari 26 stasiun yang dimiliki KLHK, 13 stasiun sudah beroperasi sebelum tahun 2019 dan 13 stasiun lainnya efektif beroperasi pada bulan Juli - Agustus 2019. Stasiun yang telah dioperasikan tersebut dapat memantau kualitas udara berupa konsentrasi parameter PM, NO₂, SO₂, CO, HC, O₃. Banjarmasin menjadi salah satu kota yang memiliki konsentrasi PM tertinggi sama seperti kota Palangkaraya, Pekanbaru, Jambi, Palembang, Pontianak yang disebabkan oleh kebakaran hutan dan lahan di wilayah tersebut. Rata-rata konsentrasi PM stasiun AQMS Kota Banjarmasin sebelum dan setelah kebakaran hutan dan lahan adalah 12,37 µg/m³ sementara rata-rata tahunan sepanjang tahun (termasuk saat kebakaran hutan dan lahan) adalah 22,24 µg/m³ [31].

Sedangkan data yang didapatkan dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Kota Banjarmasin selama periode 2015-2020 disajikan dalam bentuk rincian per bulan pada Tabel 1. Tabel 1 menunjukkan rata-rata indeks kualitas udara di Banjarmasin per bulan dalam periode 2015-2020. Menurut Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia rentang Indeks Standar Pencemar Udara terbagi menjadi 5 kategori yaitu 'Baik', 'Sedang', 'Tidak Sehat', 'Sangat Tidak Sehat', dan 'Berbahaya'.

Kategori baik yaitu 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 keru-sakan pada tumbuhan dengan indeks 101-199. Kategori sangat tidak sehat yaitu tingkat kualitas udara yang dapat merugikan kesehatan makhluk hidup dengan

TABEL 1
INDEKS KUALITAS UDARA KOTA BANJARMASIN 2015-2020

Bulan/ Tahun	Avg. CO	Avg. NO2	Avg. O3	Avg. PM	Avg. SO2	Bulan/ Tahun	Avg. CO	Avg. NO2	Avg. O3	Avg. PM	Avg. SO2
Jan-15	38,10	14,48	44,32	44,06	11,23	Jan-18	21,06	12,19	57,77	35,68	46,13
Feb-15	46,50	17,43	61,25	59,46	12,68	Feb-18	43,50	14,39	68,79	47,75	30,75
Mar-15	38,90	18,97	71,52	62,48	16,23	Mar-18	31,48	17,23	109,68	58,23	29,35
Apr-15	39,73	18,87	71,30	62,50	17,53	Apr-18	25,37	17,80	101,10	62,50	29,33
May-15	35,90	21,65	74,68	73,90	19,45	May-18	22,74	16,19	129,42	76,48	26,19
Jun-15	36,93	21,03	82,37	87,03	27,47	Jun-18	19,40	13,97	133,00	66,67	26,83
Jul-15	26,39	16,06	73,16	71,87	32,35	Jul-18	21,16	18,84	158,84	80,35	30,23
Aug-15	23,65	18,94	82,58	81,77	30,52	Aug-18	17,77	15,90	157,90	72,23	31,55
Sep-15	25,37	19,77	82,77	87,33	32,93	Sep-18	21,33	15,37	149,80	68,33	34,97
Oct-15	31,71	21,26	83,06	93,26	31,74	Oct-18	21,42	15,39	141,52	69,06	32,06
Nov-15	32,10	20,50	91,80	75,07	28,67	Nov-18	25,93	17,80	120,27	61,97	26,80
Dec-15	27,90	15,74	61,19	54,81	23,10	Dec-18	20,45	15,19	95,29	51,58	25,94
Jan-16	37,87	15,55	69,97	69,87	38,97	Jan-19	24,74	14,68	92,45	51,90	23,29
Feb-16	38,69	14,34	64,14	59,59	33,52	Feb-19	29,79	15,79	90,64	58,79	26,61
Mar-16	37,97	16,13	88,42	63,52	25,87	Mar-19	26,74	16,81	107,03	54,52	23,74
Apr-16	45,47	15,37	83,70	63,90	27,60	Apr-19	32,50	16,10	119,60	61,83	22,07
May-16	51,87	16,42	86,74	69,68	29,13	May-19	28,83	14,67	90,17	60,75	20,75
Jun-16	53,97	17,80	94,03	69,37	28,73	Jun-19	21,33	15,03	102,83	69,40	25,13
Jul-16	46,16	14,06	87,10	63,58	29,29	Jul-19	21,67	15,97	97,40	72,93	27,13
Aug-16	46,61	15,29	99,35	69,32	29,74	Aug-19	22,52	16,10	121,32	74,13	28,10
Sep-16	44,70	15,20	79,73	63,97	30,67	Sep-19	21,60	14,00	125,50	72,13	30,40
Oct-16	44,68	15,81	99,06	61,42	31,61	Oct-19	20,35	15,61	143,97	75,52	33,00
Nov-16	43,97	17,03	95,23	64,43	33,40	Nov-19	23,37	15,73	132,77	68,80	34,13
Dec-16	30,81	9,68	45,03	38,29	31,19	Dec-19	27,97	12,84	104,84	63,19	35,77
Jan-17	31,42	11,94	51,06	40,32	30,94	Jan-20	32,06	11,97	70,52	56,42	34,97
Feb-17	39,61	13,50	59,93	46,25	31,00	Feb-20	35,62	14,14	90,66	56,17	25,72
Mar-17	42,68	17,58	78,26	58,74	37,39	Mar-20	39,11	6,33	81,83	43,44	18,28
Apr-17	38,20	16,97	91,73	58,43	36,67	Apr-20	22,03	9,90	93,30	64,63	26,53
May-17	36,19	17,16	97,61	73,90	43,48	May-20	18,71	10,29	80,65	58,29	25,00
Jun-17	38,73	13,80	77,70	65,13	46,00	Jun-20	20,17	13,07	79,63	67,53	23,87
Jul-17	36,84	16,00	101,94	67,74	47,94	Jul-20	17,68	13,39	91,74	68,06	25,39
Aug-17	35,06	12,48	102,84	71,65	50,94	Aug-20	18,19	13,71	82,55	74,45	27,94
Sep-17	30,67	15,47	101,90	72,87	51,67	Sep-20	28,47	91,70	98,57	71,20	90,33
Oct-17	38,65	18,32	101,58	62,61	51,90	Oct-20	35,06	86,97	93,74	64,68	81,00
Nov-17	35,07	16,27	89,83	52,63	53,30	Nov-20	43,47	75,90	76,57	61,73	83,07
Dec-17	29,74	12,03	51,19	38,42	45,10	Dec-20	32,19	45,42	35,29	38,13	55,13

TABEL 2
STANDAR INDEKS KUALITAS UDARA DI INDONESIA [6]

Kategori	Rentang	Penjelasan
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

indek 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 2015-2020 ditemukan rata-rata per bulan masuk dalam kategori baik, sedang, hingga tidak sehat.

B. Exponential Smoothing Forecasting

Prakiraan atau peramalan adalah alat atau teknik yang digunakan untuk memprediksi nilai di masa depan dengan memperhatikan data atau informasi yang relevan, baik data atau informasi masa lalu atau data atau informasi saat ini. Dalam prakiraan, ada 2 metode umum yaitu kualitatif dan kuantitatif. Metode kualitatif bersifat intuitif dan biasanya dilakukan ketika tidak ada data masa lalu, yang menghasilkan ketidakmampuan perhitungan matematis. Sedangkan metode kuantitatif dapat dilakukan berdasarkan data masa lalu sehingga perhitungan dapat dilakukan secara matematis [30].

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: $0 < \alpha < 1$ [32]. *Exponential Smoothing* memiliki 3 varian metode termasuk *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*.

Prakiraan yang dilakukan pada penelitian ini akan menggunakan *Triple Exponential Smoothing*. Metode ini digunakan ketika data menunjukkan tren dan perilaku musiman. Metode pemulusan *Triple exponential* dilakukan dengan menggunakan Persamaan 1 - 4 [33].

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

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

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

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

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 ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$)

Triple 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*.

C. Pemodelan 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 Persamaan 5 dan 6.

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

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

dengan bentuk pemulusan (smoothing) model sebagai berikut,

1. Pemulusan keseluruhan (level)

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

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

2. Pemulusan kecenderungan (trend)

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

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

3. Pemulusan musiman (seasonal)

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

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

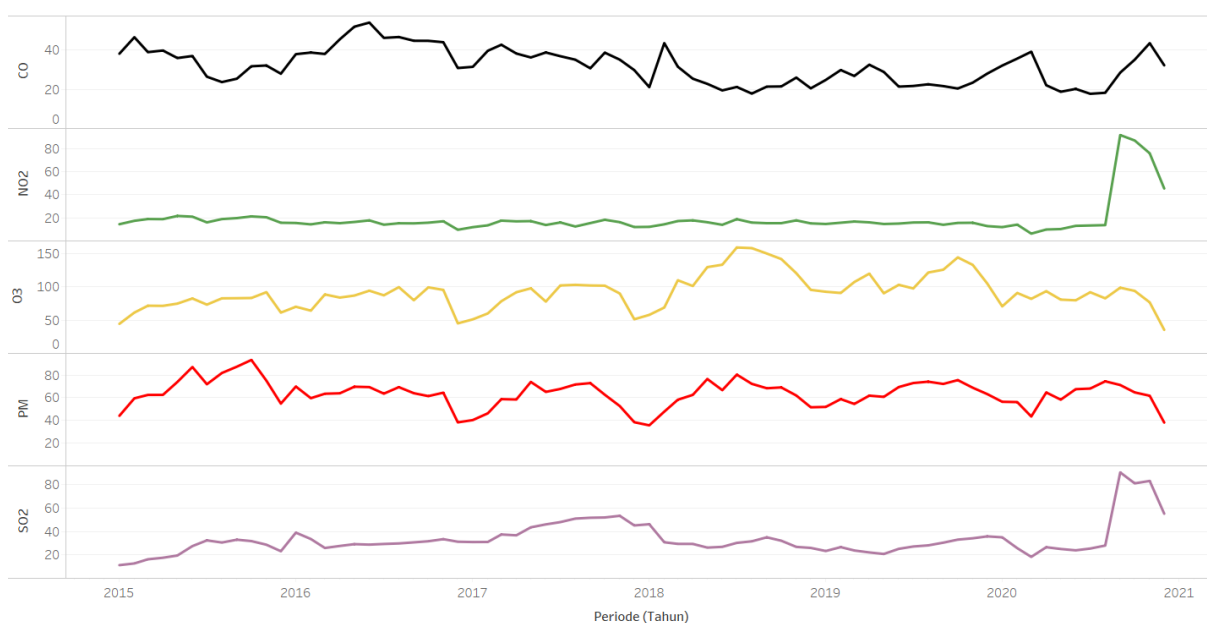
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses prakiraan kualitas udara menggunakan 2 jenis pemodelan yaitu *additive* dan *multiplicative* dari *Exponential Smoothing* dilakukan dengan bantuan TABLEAU. *Prediction interval* yang digunakan sebesar 95 persen (error: 0,05). Zat polutan seperti karbon monoksida (CO), nitrogen dioksida (NO₂), ozon (O₃), *particulate matter* (PM), dan Sulfur dioksida (SO₂) digunakan sebagai paramater dalam prakiraan kualitas udara Banjarmasin. Data diperoleh dari BMKG Kota Banjarmasin berupa data berkala kualitas udara setiap bulan pada rentang waktu 2015-2020. Periode prakiraan ditentukan selama 2 tahun mendatang yaitu 2021 dan 2022.

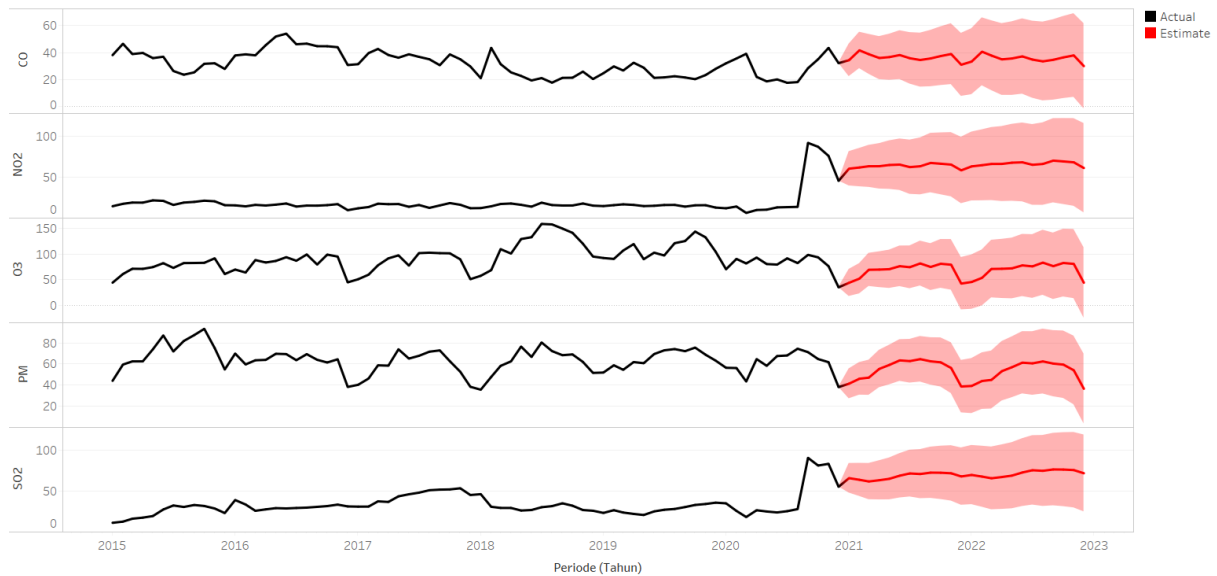
A. Analisis Visualisasi Kualitas Udara Banjarmasin 2015-2020

Data kualitas udara Banjarmasin pada rentang waktu 2015-2020 diperoleh dari hasil koordinasi dengan BMKG dan Staklim Kota Banjarmasin. Data yang diperoleh berupa indeks harian per bulan dari 5 parameter yaitu karbon monoksida (CO), nitrogen dioksida (NO₂), ozon (O₃), *particulate matter* (PM), dan Sulfur dioksida (SO₂) sehingga data yang didapatkan sebanyak 72 bulan.

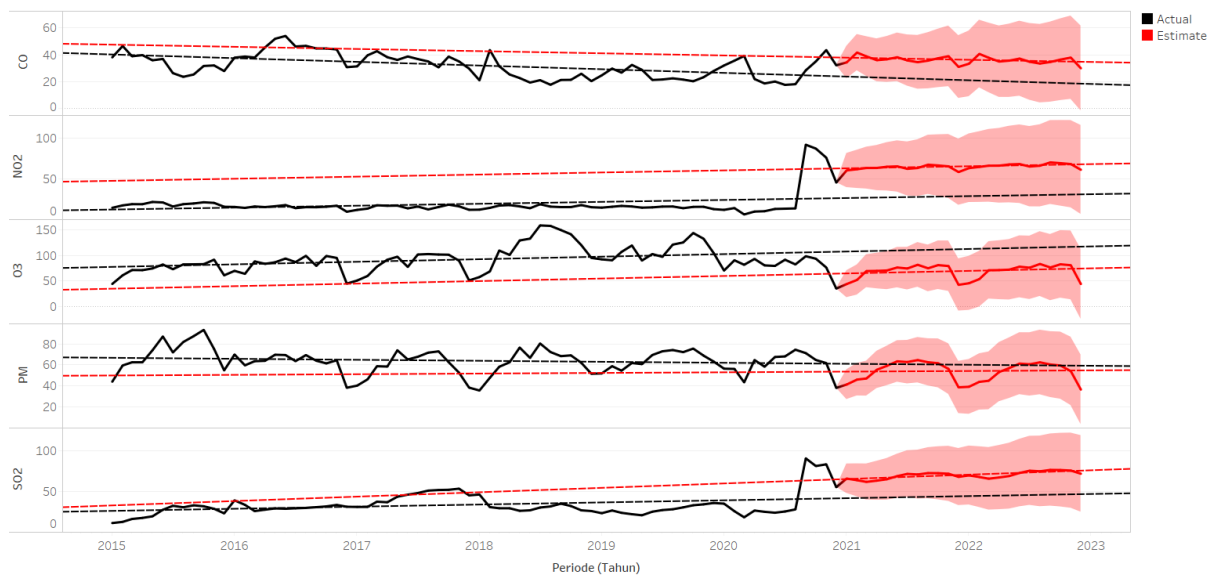
Sumbu x pada diagram di atas mendeskripsikan rentang indeks masing-masing parameter dari data kualitas udara yang diperoleh. Sedangkan sumbu y mendeskripsikan periode waktu dari data kualitas udara dengan satuan tahun. Pada sumbu x rentang indeks masing-masing parameter berada pada 0-60 untuk parameter CO, 0-100 untuk parameter NO₂, 0-150 untuk parameter O₃, 0-100 untuk parameter PM, dan 0-100 untuk parameter SO₂. Selain itu, pada diagram tersebut masing-masing parameter



Gambar 6. Diagram Kualitas Udara Banjarmasin 2015-2020 dengan *Additive*



Gambar 7. Prakiraan kualitas udara Banjarmasin dengan pemodelan *additive*



Gambar 8. Tren nilai prakiraan kualitas udara dengan pemodelan *additive*

memiliki warna yang berbeda seperti hitam untuk CO, hijau untuk NO₂, kuning untuk O₃, merah untuk PM, dan ungu untuk SO₂.

B. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan Additive

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 menunjukkan hasil prakiraan dari 5 parameter yaitu CO, NO₂, O₃, PM, dan SO₂ dengan pemodelan *additive*. Sumbu x pada gambar mendeskripsikan rentang nilai dari masing-masing parameter zat polutan, sedangkan sumbu y mendeskripsikan periode (tahun) dari kualitas udara. Garis hitam pada diagram merupakan dataset actual yang digunakan, sedangkan garis merah merupakan hasil prakiraan dengan pemodelan *additive*, serta arsiran berwarna merah di belakang garis 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 *additive* untuk prakiraan CO memiliki tren

TABEL 3
 ESTIMASI NILAI INDEKS PRAKIRAAN KUALITAS UDARA MENGGUNAKAN PEMODELAN ADDITIVE

Bulan/ Tahun	Avg. CO	Kategori CO	Avg. NO ₂	Kategori NO ₂	Avg. O ₃	Kategori O ₃	Avg. PM	Kategori PM	Avg. SO ₂	Kategori SO ₂
Jan-21	34,36	Baik	60,26	Sedang	44,12	Baik	41,36	Baik	65,64	Sedang
Feb-21	41,65	Baik	61,72	Sedang	52,22	Sedang	46,05	Baik	63,64	Sedang
Mar-21	38,79	Baik	63,22	Sedang	69,53	Sedang	47,09	Baik	61,59	Sedang
Apr-21	35,99	Baik	63,27	Sedang	69,86	Sedang	55,36	Sedang	63,11	Sedang
May-21	36,65	Baik	64,77	Sedang	70,70	Sedang	59,11	Sedang	64,83	Sedang
Jun-21	38,18	Baik	65,23	Sedang	76,50	Sedang	63,41	Sedang	68,64	Sedang
Jul-21	35,82	Baik	62,18	Sedang	74,52	Sedang	62,73	Sedang	71,36	Sedang
Aug-21	34,51	Baik	63,20	Sedang	81,84	Sedang	64,58	Sedang	70,67	Sedang
Sep-21	35,66	Baik	67,27	Sedang	74,98	Sedang	62,53	Sedang	72,34	Sedang
Oct-21	37,43	Baik	66,31	Sedang	81,20	Sedang	61,58	Sedang	72,22	Sedang
Nov-21	38,92	Baik	65,23	Sedang	79,36	Sedang	56,19	Sedang	71,57	Sedang
Dec-21	31,01	Baik	58,25	Sedang	42,60	Baik	38,67	Baik	67,69	Sedang
Jan-22	33,35	Baik	63,06	Sedang	45,71	Baik	39,21	Baik	69,53	Sedang
Feb-22	40,65	Baik	64,52	Sedang	53,80	Sedang	43,91	Baik	67,53	Sedang
Mar-22	37,78	Baik	66,02	Sedang	71,11	Sedang	44,94	Baik	65,48	Sedang
Apr-22	34,98	Baik	66,07	Sedang	71,44	Sedang	53,21	Sedang	67,00	Sedang
May-22	35,64	Baik	67,57	Sedang	72,28	Sedang	56,96	Sedang	68,72	Sedang
Jun-22	37,17	Baik	68,03	Sedang	78,09	Sedang	61,26	Sedang	72,53	Sedang
Jul-22	34,81	Baik	64,98	Sedang	76,11	Sedang	60,59	Sedang	75,25	Sedang
Aug-22	33,50	Baik	66,00	Sedang	83,43	Sedang	62,44	Sedang	74,56	Sedang
Sep-22	34,65	Baik	70,07	Sedang	76,57	Sedang	60,38	Sedang	76,23	Sedang
Oct-22	36,42	Baik	69,11	Sedang	82,79	Sedang	59,43	Sedang	76,11	Sedang
Nov-22	37,91	Baik	68,03	Sedang	80,94	Sedang	54,04	Sedang	75,46	Sedang
Dec-22	30,00	Baik	61,05	Sedang	44,19	Baik	36,53	Baik	71,57	Sedang

TABEL 4
 ESTIMASI α , β , γ PADA PEMODELAN ADDITIVE

Parameter	<i>Exponential Smoothing</i>		
	<i>Additive</i>		
	α	β	γ
CO	0.500	0.001	0.195
NO ₂	0.500	0.001	0.048
O ₃	0.500	0.001	0.066
PM	0.434	0.001	0.213
SO ₂	0.500	0.001	0.001

prakiraan menurun hingga 2 tahun mendatang (2021-2022) dengan prakiraan indeks berada pada rentang 20-40. Rentang tersebut berada pada kategori baik berdasarkan standar indeks kualitas udara yang dikeluarkan oleh Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia. Pada NO₂, O₃, dan SO₂ mengalami tren meningkat pada prakiraan dengan pemodelan *additive* dengan rentang indeks lebih dari 50 untuk NO₂ dan SO₂, serta 30-50 untuk O₃. Nilai prakiraan NO₂ dan SO₂ masuk dalam kategori indeks kualitas udara sedang, sedangkan O₃ masih dikategorikan indeks kualitas udara yang baik. Dibandingkan 4 parameter lainnya, 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 40-60. Berikut ini merupakan indeks prakiraan dari 5 parameter kualitas udara menggunakan pemodelan *additive* yang disajikan pada Tabel 3.

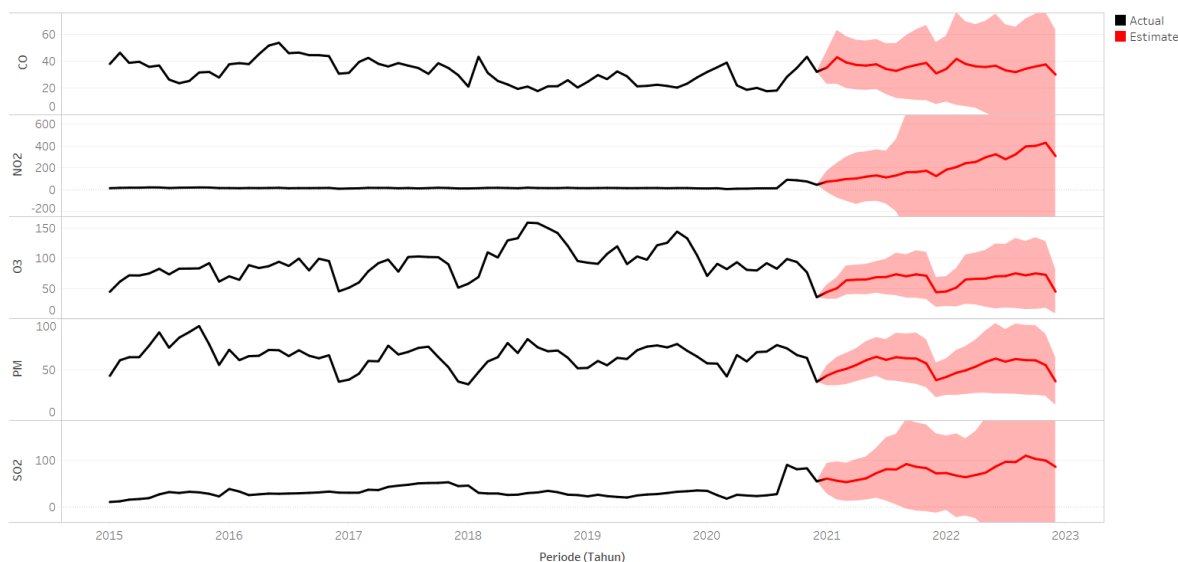
Berdasarkan nilai indeks dari hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* untuk 5 parameter polutan menunjukkan keadaan kualitas udara di Kota Banjarmasin dalam 2 tahun mendatang masih berada pada kategori udara baik dan sedang. Itu artinya masyarakat Banjarmasin masih bisa menghirup udara yang tidak memberikan efek bagi kesehatan dan makhluk hidup lainnya. Namun, jika kualitas udara masuk ke dalam kategori sedang, maka akan memberikan pengaruh pada tumbuhan yang sensitif.

Hasil pemodelan *additive* berada pada periode 2 tahun mendatang yaitu 2021 dan 2022. Dari prakiraan 5 parameter tersebut ditemukan nilai konstanta α , β , γ pada Tabel berikut ini.

Pada Tabel 4 menunjukkan nilai-nilai konstanta dari α , β , γ masing-masing parameter. Pada CO, nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.1$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil, sedangkan pada NO₂ nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.048$ merupakan nilai bobot dengan error kecil. Pada O₃ nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.06$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil. Pada PM $\alpha = 0.434$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.213$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan

TABEL 5
 MATRIKS ERROR PEMODELAN ADDITIVE

Parameter	Additive	
	RMSE	Quality
CO	6.13	Buruk
NO ₂	10.67	Buruk
O ₃	13.4	Ok
PM	7.22	Ok
SO ₂	9.19	Buruk



Gambar 9. Prakiraan Kualitas Udara dengan pemodelan *Multiplicative*

error yang kecil. Sedangkan nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.001$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil pada SO₂.

Berdasarkan penentuan bobot pada nilai konstanta α , β , γ pada masing-masing parameter maka akan menghasilkan nilai error sebagai berikut.

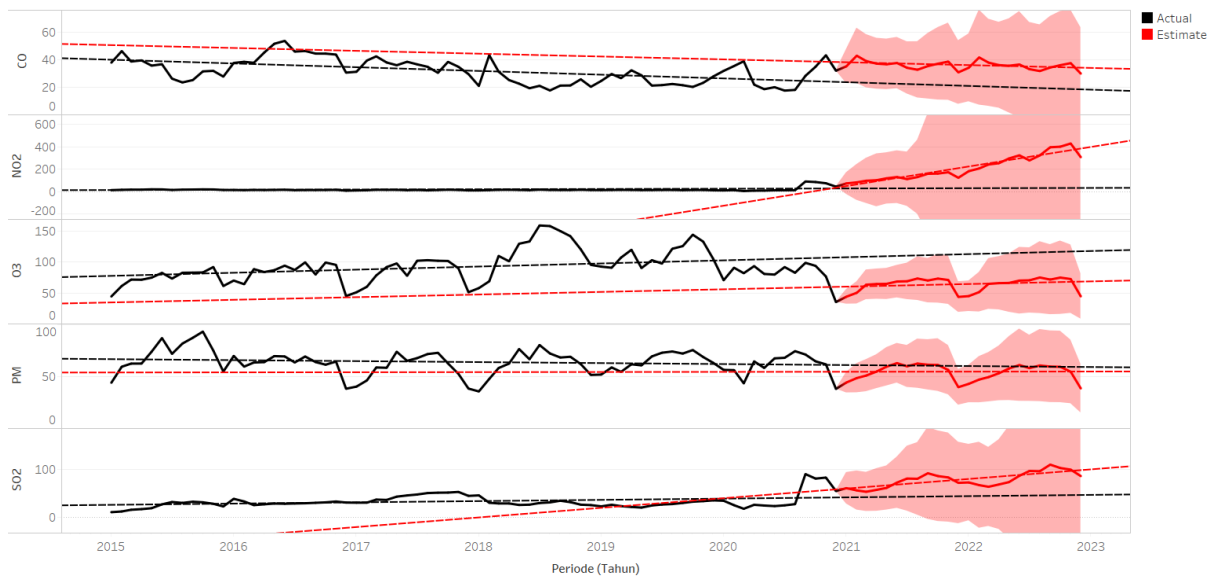
Pada Tabel 5, terdapat 5 kriteria penilaian error dan kualitas model dari hasil prediksi yang dihasilkan. RMSE merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi akan semakin akurat. Prakiraan menggunakan pemodelan *additive* ditemukan bahwa hasil prakiraan parameter CO memiliki nilai RMSE terendah sebesar 6,13 dibandingkan dengan 4 parameter lainnya.

Quality pada Tabel 5 menunjukkan seberapa cocok perkiraan dengan data aktual. Nilai yang mungkin adalah BAIK, OK, dan BURUK. Prakiraan naif didefinisikan sebagai peramalan yang memperkirakan bahwa nilai periode berikutnya akan identik dengan nilai periode saat ini. Kualitas dinyatakan relatif terhadap ramalan naif, sehingga OK berarti ramalan kemungkinan memiliki lebih sedikit kesalahan daripada ramalan naif, BAIK berarti ramalan memiliki kesalahan kurang dari setengah, dan BURUK berarti ramalan memiliki lebih banyak kesalahan. Dari 5 parameter yang diprakirakan terdapat 2 parameter memiliki kualitas OK yaitu O₃ dan PM, sedangkan 3 lainnya memiliki kualitas yang BURUK.

Kesimpulan yang didapatkan bahwa hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* yang memiliki nilai akurasi tertinggi adalah CO (RMSE: 6,13), namun dengan kualitas model yang buruk. O₃ dan PM merupakan 2 parameter dengan kualitas ok saat menggunakan pemodelan *additive* dalam prakiraan kualitas udara.

C. Prakiraan Kualitas Udara Menggunakan *Multiplicative*

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 memiliki 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



Gambar 10. Tren Tren nilai prakiraan kualitas udara dengan pemodelan *multiplicative*

Banjarmasin 2015-2020 dengan pemodelan *multiplicative*.

Gambar 6 menunjukkan hasil prakiraan dari 5 parameter yaitu CO, NO₂, O₃, PM, dan SO₂ dengan pemodelan *multiplicative*. Sumbu x pada gambar mendeskripsikan rentang nilai dari masing-masing parameter zat polutan, sedangkan sumbu y mendeskripsikan periode (tahun) dari kualitas udara. Garis hitam pada diagram merupakan dataset actual yang digunakan, sedangkan garis merah merupakan hasil prakiraan dengan pemodelan *multiplicative*, serta arsiran berwarna merah di belakang garis merah merupakan nilai maksimal dan minimal dari nilai prakiraan yang dihasilkan. 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.

Nilai prakiraan yang digambarkan dalam garis serta arsiran merah dari masing-masing parameter ditemukan memiliki tren yang berbeda-beda. Pemodelan *multiplicative* untuk prakiraan CO memiliki tren prakiraan menurun hingga 2 tahun mendatang (2021-2022) dengan prakiraan indeks berada pada rentang 0-60. Tren tersebut sama dengan tren yang dihasilkan oleh pemodelan *additive*. Rentang indeks prakiraan CO berada pada kategori baik berdasarkan standar indeks kualitas udara yang dikeluarkan oleh Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia.

Pada NO₂, O₃, dan SO₂ juga mengalami tren meningkat pada prakiraan dengan pemodelan *multiplicative* dengan rentang indeks lebih dari 70 untuk NO₂ dan lebih dari 60 untuk SO₂, serta 30-50 untuk O₃. Nilai prakiraan O₃ masih dikategorikan indeks kualitas udara yang baik. Namun, untuk prakiraan indeks pada parameter NO₂ dan SO₂ di Banjarmasin pada tahun 2021 dan 2022 masuk dalam kategori sedang, tidak sehat, hingga berbahaya. Dibandingkan 4 parameter lainnya, PM menunjukkan nilai hasil prakiraan menggunakan pemodelan *multiplicative* dengan tren yang stabil, serta masuk dalam kategori indeks kualitas udara yang baik hingga sedang karena nilai indeksnya berada pada rentang 0-100. Perbedaan hasil prakiraan indeks dari 5 parameter menggunakan pemodelan *multiplicative* khususnya pada NO₂ dan SO₂ berbeda signifikan dengan prakiraan indeks menggunakan pemodelan *multiplicative*. Berikut ini merupakan indeks prakiraan dari 5 parameter kualitas udara menggunakan pemodelan *multiplicative* yang disajikan pada Tabel 6.

Berdasarkan nilai indeks dari hasil prakiraan menggunakan pemodelan *multiplicative* untuk 5 parameter polutan menunjukkan keadaan kualitas udara yang berbeda dengan pemodelan *additive* di Kota Banjarmasin dalam 2 tahun mendatang. Indeks prakiraan kualitas udara dengan *multiplicative* menunjukkan keadaan kualitas udara yang berbahaya untuk jenis zat polutan NO₂ dan SO₂ di Banjarmasin pada 2021 dan 2022. Indeks NO₂ dinyatakan berbahaya pada Januari hingga Mei 2021

TABEL 6
ESTIMASI NILAI INDEKS PRAKIRAAN KUALITAS UDARA MENGGUNAKAN PEMODELAN MULTIPLICATIVE

Bulan/Tahun	Avg. CO	Kategori CO	Avg. NO ₂	Kategori NO ₂	Avg. O ₃	Kategori O ₃	Avg. PM	Kategori PM	Avg. SO ₂	Kategori SO ₂
Jan-21	35,39	Baik	309,43	Berbahaya	43,93	Baik	44,27	Baik	61,10	Sedang
Feb-21	43,16	Baik	431,21	Berbahaya	50,24	Baik	48,53	Baik	56,44	Sedang
Mar-21	39,23	Baik	402,59	Berbahaya	63,28	Sedang	50,96	Sedang	53,58	Sedang
Apr-21	37,37	Baik	397,76	Berbahaya	64,40	Sedang	54,80	Sedang	57,59	Sedang
May-21	36,88	Baik	324,90	Berbahaya	64,71	Sedang	59,51	Sedang	61,68	Sedang
Jun-21	37,84	Baik	280,11	Sangat Tidak Sehat	68,42	Sedang	62,93	Sedang	72,69	Sedang
Jul-21	34,32	Baik	325,53	Berbahaya	68,83	Sedang	59,85	Sedang	81,07	Sedang
Aug-21	32,91	Baik	297,47	Sangat Tidak Sehat	73,28	Sedang	62,51	Sedang	80,58	Sedang
Sep-21	35,55	Baik	255,17	Sangat Tidak Sehat	70,03	Sedang	61,38	Sedang	92,07	Sedang
Oct-21	37,32	Baik	243,66	Sangat Tidak Sehat	73,15	Sedang	61,19	Sedang	86,21	Sedang
Nov-21	38,86	Baik	208,03	Sangat Tidak Sehat	70,89	Sedang	56,28	Sedang	83,37	Sedang
Dec-21	31,00	Baik	184,02	Tidak Sehat	43,60	Baik	39,79	Baik	72,19	Sedang
Jan-22	34,36	Baik	125,01	Tidak Sehat	44,89	Baik	42,97	Baik	72,99	Sedang
Feb-22	41,90	Baik	174,21	Tidak Sehat	51,35	Sedang	47,11	Baik	67,42	Sedang
Mar-22	38,09	Baik	162,65	Tidak Sehat	64,67	Sedang	49,47	Baik	64,00	Sedang
Apr-22	36,28	Baik	160,69	Tidak Sehat	65,82	Sedang	53,19	Sedang	68,79	Sedang
May-22	35,81	Baik	131,26	Tidak Sehat	66,14	Sedang	57,76	Sedang	73,68	Sedang
Jun-22	36,74	Baik	113,16	Tidak Sehat	69,93	Sedang	61,08	Sedang	86,83	Sedang
Jul-22	33,32	Baik	131,52	Tidak Sehat	70,35	Sedang	58,09	Sedang	96,84	Sedang
Aug-22	31,95	Baik	120,18	Tidak Sehat	74,90	Sedang	60,68	Sedang	96,26	Sedang
Sep-22	34,52	Baik	103,09	Tidak Sehat	71,58	Sedang	59,58	Sedang	109,98	Tidak Sehat
Oct-22	36,23	Baik	98,44	Sedang	74,76	Sedang	59,39	Sedang	102,99	Tidak Sehat
Nov-22	37,72	Baik	84,05	Sedang	72,45	Sedang	54,63	Sedang	99,59	Sedang
Dec-22	30,10	Baik	74,35	Sedang	44,56	Baik	38,62	Baik	86,23	Sedang

TABEL 7
ESTIMASI α , β , γ PADA PEMODELAN ADDITIVE

Parameter	<i>Exponential Smoothing</i>		
	<i>Multiplicative</i>		
	α	β	γ
CO	0.500	0.001	0.149
NO ₂	0.500	0.024	0.022
O ₃	0.500	0.001	0.112
PM	0.445	0.001	0.117
SO ₂	0.500	0.001	0.037

sehingga keadaan kualitas udara dapat merugikan kesehatan makhluk hidup, pertengahan 2021 berada pada kategori sangat tidak sehat yang artinya dapat merugikan kesehatan makhluk hidup. Sedangkan awal hingga pertengahan tahun 2022 kualitas udara dinyatakan tidak sehat yang artinya tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan pada manusia dan hewan serta menimbulkan kerusakan pada tumbuhan. Untuk 3 parameter lainnya yaitu CO, O₃, dan PM dinyatakan memiliki indeks yang relatif aman bagi masyarakat Banjarmasin selama 2021 hingga 2022.

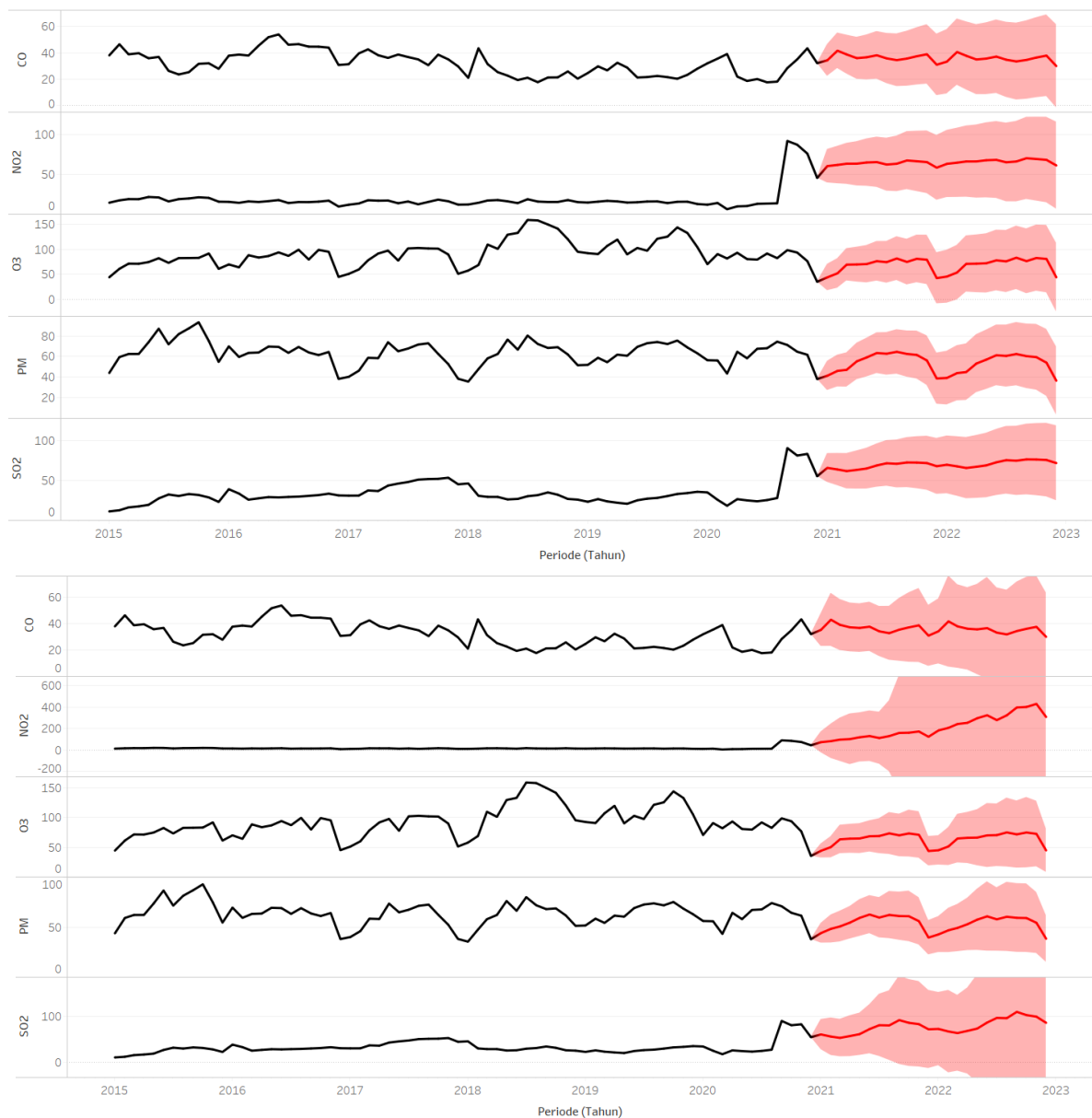
Hasil pemodelan *multiplicative* berada pada periode 2 tahun mendatang yaitu 2021 dan 2022. Dari prakiraan 5 parameter tersebut ditemukan nilai konstanta α , β , γ pada Tabel 7. Pada Tabel 7 menunjukkan nilai-nilai konstanta dari α , β , γ masing-masing parameter. Pada CO, nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.149$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil, sedangkan pada NO₂ nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.024$, dan $\gamma = 0.022$ merupakan nilai bobot dengan error kecil. Pada O₃ nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.112$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil. Pada PM $\alpha = 0.445$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.117$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil. Sedangkan nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.037$ merupakan bobot terbaik untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil pada SO₂.

Berdasarkan penentuan bobot pada nilai konstanta α , β , γ pada masing-masing parameter prakiraan kualitas udara dengan pemodelan *multiplicative* maka akan menghasilkan nilai error sebagai berikut.

Pada Tabel 8, terdapat 5 kriteria penilaian error dan kualitas model dari hasil prediksi yang dihasilkan.

TABEL 8
Matriks Error Pemodelan Multiplicative

Parameter	Multiplicative	
	RMSE	Quality
CO	5.83	Poor
NO ₂	10.2	Poor
O ₃	14.4	Ok
PM	7.49	Ok
SO ₂	9.12	Poor



Gambar 11. Perbandingan prakiraan kualitas udara menggunakan pemodelan *additive* dan *multiplicative*

RMSE merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi akan semakin akurat. Prakiraan menggunakan pemodelan *multiplicative* ditemukan bahwa hasil prakiraan parameter CO memiliki nilai RMSE terendah sebesar 5,83 dibandingkan dengan 4 parameter lainnya.

Quality pada Tabel 3 menunjukkan seberapa cocok perkiraan dengan data aktual. Nilai yang mungkin adalah BAIK, OK, dan BURUK. Prakiraan naif didefinisikan sebagai peramalan yang memperkirakan bahwa nilai periode berikutnya akan identik dengan nilai periode saat ini. Kualitas dinyatakan relatif terhadap ramalan naif, sehingga OK berarti ramalan kemungkinan memiliki lebih sedikit kesalahan

TABEL 9
 PERBANDINGAN MATRIKS ERROR PEMODELAN ADDITIVE DAN MULTIPLICATIVE

Parameter	Additive		Multiplicative	
	RMSE	Quality	RMSE	Quality
CO	6.13	Poor	5.83	Poor
NO ₂	10.67	Poor	10.2	Poor
O ₃	13.4	Ok	14.4	Ok
PM	7.22	Ok	7.49	Ok
SO ₂	9.19	Poor	9.12	Poor

daripada ramalan naif, BAIK berarti ramalan memiliki kesalahan kurang dari setengah, dan BURUK berarti ramalan memiliki lebih banyak kesalahan. Dari 5 parameter yang diperkirakan terdapat 2 parameter memiliki kualitas OK yaitu O₃ dan PM, sedangkan 3 lainnya memiliki kualitas yang BURUK.

Kesimpulan yang didapatkan bahwa hasil prakiraan menggunakan pemodelan *multiplicative* yang memiliki nilai akurasi tertinggi adalah CO (RMSE: 5,83), namun dengan kualitas model yang buruk. O₃ dan PM merupakan 2 parameter dengan kualitas ok saat menggunakan pemodelan *multiplicative* dalam prakiraan kualitas udara.

D. Perbandingan Pemodelan Additive dan Multiplicative

Pada tahap ini akan dibandingkan hasil prakiraan kualitas udara dengan pemodelan *additive* dan *multiplicative*. Adapun hasil prakiraan indeks kualitas udara dari masing-masing model diperlihatkan pada Gambar 8.

Dari Gambar 8 dapat dilihat bahwa parameter CO, O₃, dan PM memiliki pola hasil prakiraan yang sama saat menggunakan pemodelan *additive* atau *multiplicative*. Namun, pola yang berbeda ditunjukkan pada parameter NO₂ dan SO₂ saat menggunakan pemodelan *additive* atau *multiplicative*. Pemodelan *multiplicative* menunjukkan nilai indeks yang lebih tinggi dibandingkan dengan indeks prakiraan kualitas udara dengan pemodelan *additive*. Untuk membandingkan keakuratan masing-masing model, dilakukan perbandingan nilai error seperti yang terdapat pada Tabel 9.

Tabel 9 dapat dijelaskan bahwa dari 5 parameter memiliki akurasi yang berbeda. Untuk parameter CO, NO₂, dan SO₂ memiliki akurasi lebih tinggi didapatkan saat menggunakan pemodelan *multiplicative* dalam proses prakiraan yaitu masing-masing nilai RMSE sebesar 5.83, 10.2, dan 9.12. Hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* yang memiliki nilai akurasi lebih baik adalah parameter O₃ dan PM. 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 O₃ dan PM.

IV. KESIMPULAN

Penggunaan pemodelan *additive* dan *multiplicative* dari *Exponential Smoothing* pada prakiraan kualitas udara di Banjarmasin untuk 2 tahun yang akan datang masing-masing menunjukkan keadaan yang sama pada zat polutan berupa gas beracun yang tidak berwarna dan tidak berbau yang berasal dari pembakaran gas alam, batu bara, atau kayu yaitu CO, gas kimia beracun hasil dari suhu tinggi dengan karakteristik bau yang tajam serta berasal dari dari mesin pembakaran industri dan lalu lintas yaitu O₃, dan partikel kecil yang berasal dari debu jalan dan pembakaran kayu yang mampu meningkat dengan cepat dan menyebabkan bahaya kesehatan bagi manusia seperti penyakit jantung, fungsi paru-paru, kanker, dan asma PM. Sehingga pada 2021 dan 2020, indeks ketiga polutan tersebut masuk dalam kategori baik dan sedang. Mengacu dari peraturan KLHK Republik Indonesia, keadaan udara tersebut tidak membahayakan bagi kesehatan manusia. Namun, polutan gas kimia beracun hasil dari suhu tinggi dengan karakteristik bau yang tajam serta berasal dari dari mesin pembakaran industri dan lalu lintas yaitu NO₂ dan polutan yang berasal dari gunung berapi dan industri dan sangat berbahaya bagi kesehatan makhluk hidup yaitu SO₂ diperkirakan memiliki indeks yang sangat tinggi di Banjarmasin pada tahun 2021 dan 2022. Kondisi tersebut masuk dalam kategori tidak sehat hingga berbahaya bagi semua makhluk hidup. Selain itu ditemukan bahwa pembobotan nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.149$ dengan pemodelan *multiplicative* pada CO akan menghasilkan nilai error yang kecil serta keakuratan yang tinggi pada prakiraan kualitas udara, pembobotan nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.024$, dan $\gamma = 0.022$ dengan pemodelan *multiplicative* pada NO₂ juga akan akan menghasilkan nilai error yang

kecil serta keakuratan yang tinggi, serta nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.037$ merupakan bobot terbaik pada pemodelan *multiplicative* untuk mendapatkan nilai prakiraan dengan error yang kecil pada SO₂. Pada pemodelan *additive* yang memiliki akurasi tinggi serta nilai error yang kecil yaitu parameter O₃ dan PM dengan masing-masing pembobotan konstanta yaitu nilai konstanta $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.06$ untuk O₃, $\alpha = 0.434$, $\beta = 0.001$, dan $\gamma = 0.213$ untuk PM. Untuk parameter CO, NO₂, dan SO₂ memiliki akurasi lebih tinggi didapatkan saat menggunakan pemodelan *multiplicative* dalam proses prakiraan yaitu masing-masing nilai RMSE sebesar 5.83, 10.2, dan 9.12. Hasil prakiraan menggunakan pemodelan *additive* yang memiliki nilai akurasi lebih baik adalah parameter O₃ dan PM. 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 O₃ dan PM. 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.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Greenstone and Q. (Claire) Fan, "Indonesia's Worsening Air Quality and its Impact on Life Expectancy," *Air Qual. Life Index AQLI*, 2019.
- [2] R. A. Rohde and R. A. Muller, "Air Pollution in China: Mapping of Concentrations and Sources," *PLOS ONE*, vol. 10, no. 8, p. e0135749, Aug. 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0135749.
- [3] N. F. Sulaeman, A. Nuryadin, R. Widyastuti, and L. Subagiyo, "Air Quality Index and the Urgency of Environmental Education in Kalimantan," *J. Pendidik. IPA Indones.*, vol. 9, no. 3, Art. no. 3, Sep. 2020, doi: 10.15294/jpii.v9i3.24049.
- [4] N. von Uexkull and H. Buhaug, "Security implications of climate change: A decade of scientific progress," *J. Peace Res.*, vol. 58, no. 1, pp. 3–17, Jan. 2021, doi: 10.1177/0022343320984210.
- [5] A. Niswanti, E. S. Mahreda, A. Yamani, and T. Atmowijoyo, "Kadar Debu Ambien Di Terminal Induk KM 6 Banjarmasin Provinsi Kalimantan Selatan dan Dampaknya terhadap Kesehatan Masyarakat," *EnviroScienceteae*, vol. 9, no. 3, Art. no. 3, Oct. 2016, doi: 10.20527/es.v9i3.1993.
- [6] Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, *Indeks Kualitas Udara*. Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2020.
- [7] N. Inayah, H. Suhel, and M. Andriani, "Penyajian Peta Kualitas Udara Kota Banjarmasin (SO₂ dan NO₂)," *POROS Tek.*, vol. 11, no. 1, pp. 07–11, Jun. 2019, doi: 10.31961/porosteknik.v11i1.799.
- [8] S. W. See, R. Balasubramanian, E. Rianawati, S. Karthikeyan, and D. G. Streets, "Characterization and Source Apportionment of Particulate Matter $\leq 2.5 \mu\text{m}$ in Sumatra, Indonesia, during a Recent Peat Fire Episode," *Environ. Sci. Technol.*, vol. 41, no. 10, pp. 3488–3494, May 2007, doi: 10.1021/es061943k.
- [9] J. A. Fernando, "Identifikasi Kontribusi Pencemaran PM₁₀ Menggunakan Metode Reseptor Chemical Mass Balance (CMB) (Studi Kasus: Kota Pekanbaru, Provinsi Riau)," *J. Tek. Lingkung.*, vol. 6, no. 2, 2017, Accessed: Jul. 12, 2021. [Online]. Available: <http://eprints.undip.ac.id/51743/>
- [10] G. A. Ridzky, B. Zaman, and H. S. Huboyo, "Identifikasi Kontribusi Pencemaran PM₁₀ dengan Metode Reseptor Positive Matrix Factorization (Pmf) Studi Kasus : Kota Pekanbaru Provinsi Riau," *J. Tek. Lingkung.*, vol. 6, no. 2, pp. 1–12, 2017, Accessed: Jul. 12, 2021. [Online]. Available: <https://www.neliti.com/publications/191385/>
- [11] S. Damayanti and P. Lestari, "Receptor Modelling of particulate matter at residential area near industrial region in Indonesia using Positive Matrix Factorization," *E3S Web Conf.*, vol. 148, p. 03003, 2020, doi: 10.1051/e3sconf/202014803003.
- [12] M. Santoso et al., "Preliminary study of the sources of ambient air pollution in Serpong, Indonesia," *Atmospheric Pollut. Res.*, vol. 2, no. 2, pp. 190–196, Apr. 2011, doi: 10.5094/APR.2011.024.
- [13] L. Rixson, E. Riani, and M. Santoso, "Karakterisasi Paparan Long Term Particulate Matter di Puspipetek Serpong-Kota Tangerang Selatan," *J. Ilm. Apl. Isot. Dan Radiasi*, vol. 11, no. 1, Art. no. 1, May 2016, doi: 10.17146/jair.2015.11.1.2703.
- [14] M. Santoso, D. D. Lestiani, and A. Markwitz, "Characterization of airborne particulate matter collected at Jakarta roadside of an arterial road," *J. Radioanal. Nucl. Chem.*, vol. 297, no. 2, pp. 165–169, Aug. 2013, doi: 10.1007/s10967-012-2350-5.
- [15] M. Santoso, P. K. Hopke, A. Hidayat, and Diah Dwiana L., "Sources identification of the atmospheric aerosol at urban and suburban sites in Indonesia by positive matrix factorization," *Sci. Total Environ.*, vol. 397, no. 1, pp. 229–237, Jul. 2008, doi: 10.1016/j.scitotenv.2008.01.057.
- [16] P. Lestari and Y. D. Mauliadi, "Source apportionment of particulate matter at urban mixed site in Indonesia using PMF," *Atmos. Environ.*, vol. 43, no. 10, pp. 1760–1770, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.atmosenv.2008.12.044.
- [17] L. A. Hirzi, "Identifikasi Sumber Logam dalam SPM (Suspended Particulate Matter) di Kecamatan Bangsri Kabupaten Jepara dengan Aplikasi PMF (Positive Matrix Factorization)," other, Universitas Diponegoro, 2018. Accessed: Jul. 12, 2021. [Online]. Available: <http://eprints.undip.ac.id/67692/>
- [18] H. Huboyo, A. Budihardjo, and E. Primabudi, "Preliminary Study on Source Apportionment of Ambient Air In Semarang City Using Cmb Model (Case Study In Pedurangan Site)," 2008. Accessed: Jul. 12, 2021. [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/Preliminary-Study-On-Source-Apportionment-Of-Air-In-Huboyo-Budihardjo/edfc9585437897028eed4abd338ab8870d2418fd>
- [19] R. S. Hanafi, "identifikasi sumber logam yang terkandung pada SPM (suspended particulate matter) di Kecamatan Paiton Kabupaten Probolinggo denga Aplikasi Positive Matrix Factorization (PMF)," other, Universitas Diponegoro, 2018. Accessed: Jul. 12, 2021. [Online]. Available: <http://eprints.undip.ac.id/68497/>
- [20] E. F. Ahmad and M. Santoso, "Analisis Karaterisasi Konsentrasi dan Komposisi Partikulat Udara (Studi Case : Surabaya)," *J. Kim. Val.*, vol. 2, no. 2, Art. no. 2, Dec. 2016.
- [21] S. Yunus, M. Rashid, R. Mat, S. Baharun, and H. Che Man, "Characteristic of the PM₁₀ in Urban Environment of Makassar," *J. Urban Environ. Eng.*, pp. 198–207, Oct. 2019, doi: 10.4090/juee.2019.v13n1.198207.
- [22] M. T. Lei, J. Monjardino, L. Mendes, D. Gonalves, and F. Ferreira, "Macao air quality forecast using statistical methods," *Air Qual.*

- Atmosphere Health, vol. 12, no. 9, pp. 1049–1057, Sep. 2019, doi: 10.1007/s11869-019-00721-9.
- [23] V. Isakov, M. Johnson, and J. Touma, “Development and Evaluation of Land-Use Regression Models Using Modeled Air Quality Concentrations,” *Air Pollut Model Its Appl* XXI, pp. 717–722, Jan. 2011, doi: 10.1007/978-94-007-1359-8_117.
- [24] W. Astuti and Y. Kusumawardani, “Analisis Pencemaran Udara Dengan Box Model (Daya Tampung Beban Pencemar Udara) Studi Kasus Di Kota Tangerang,” *Neo Tek.*, vol. 3, no. 1, Art. no. 1, 2017, doi: 10.37760/neoteknika.v3i1.1048.
- [25] A. Y. Yeung, F. Roewer-Despres, L. Rosella, and F. Rudzicz, “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,” *J. Med. Internet Res.*, vol. 23, no. 4, p. e26628, Apr. 2021, doi: 10.2196/26628.
- [26] S. Mahajan, L.-J. Chen, and T.-C. Tsai, “Short-Term PM2.5 Forecasting Using Exponential Smoothing Method: A Comparative Analysis,” *Sensors*, vol. 18, no. 10, p. 3223, Sep. 2018, doi: 10.3390/s18103223.
- [27] A. Armita, “Comparison of Single Exponential Smoothing, Naive Model, and SARIMA Methods for Forecasting Rainfall in Medan,” *J. Mat. Stat. Dan Komputasi*, vol. 17, no. 1, Art. no. 1, Aug. 2020, doi: 10.20956/jmsk.v17i1.10236.
- [28] W. K. A. Wan Ahmad and S. Ahmad, “Arima model and Exponential Smoothing method: A comparison,” *AIP Conf. Proc.*, vol. 1522, no. 1, pp. 1312–1321, Apr. 2013, doi: 10.1063/1.4801282.
- [29] H. Himawan and P. D. Silitonga, “Comparison of Forecasting Accuracy Rate of Exponential Smoothing Method on Admission of New Students,” *J. Crit. Rev.*, vol. 7, no. 2, 2020.
- [30] B. Siregar, I. A. Butar-Butar, R. F. Rahmat, U. Andayani, and F. Fahmi, “Comparison of Exponential Smoothing Methods in Forecasting Palm Oil Real Production,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 801, p. 012004, Jan. 2017, doi: 10.1088/1742-6596/801/1/012004.
- [31] D. Chaniago and A. Zahara, “Kondisi Kualitas Udara Di Beberapa Kota Besar Tahun 2019,” Direktorat Pengendalian Pencemaran Udara, Direktorat Jenderal Pengendalian Pencemaran dan Kerusakan Lingkungan, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2019.
- [32] K. Suppalakpanya, R. Nikhom, T. Booranawong, and A. Booranawong*, “Study of Several Exponential Smoothing Methods for Forecasting Crude Palm Oil Productions in Thailand,” *Curr. Appl. Sci. Technol.*, vol. 19, no. 2, Art. no. 2, Mar. 2019.
- [33] K. Singh et al., “Implementation of Exponential Smoothing for Forecasting Time Series Data,” Jan. 2019.