

PREDIKSI CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA

(Studi kasus: Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya)

Hafidh Adiyatma Ramadhan^{1*}, Irving Vitra Papatungan²

^{1, 2} Universitas Islam Indonesia, Indonesia

*Corresponding author: 20523039@students.uii.ac.id

Abstract: Unpredictable rainfall can cause various negative impacts, especially in areas highly dependent on the agricultural and infrastructure sectors, such as Sleman, Semarang, and Surabaya Regencies. Accurate weather predictions are significant to anticipate disaster risks such as floods, landslides, and droughts and maintain the sustainability of these vital sectors. This study aims to predict rainfall in the three regions using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The data used are secondary data for the period 2020 to 2022, rainfall data was obtained from the BMKG website at each weather recording station in the study area. The ARIMA model was chosen because of its flexibility in adjusting existing data patterns, as well as its ability to provide accurate and economical predictions. Historical rainfall data from the three regions were analyzed using various variations of ARIMA parameters (p, d, q) to find the most optimal model. The results of this study indicate that the ARIMA model can be used to predict rainfall in the three regions with varying error rates.

Keywords: Rainfall Prediction, ARIMA Model, Climate Change, Data Analysis.

Abstrak: Curah hujan yang tidak terduga dapat menimbulkan berbagai dampak negatif, terutama di wilayah-wilayah yang sangat bergantung pada sektor pertanian dan infrastruktur, seperti Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya. Prediksi cuaca yang akurat menjadi sangat penting untuk mengantisipasi risiko bencana seperti banjir, tanah longsor, dan kekeringan, serta menjaga keberlanjutan sektor-sektor vital tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi curah hujan di tiga wilayah tersebut menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Data yang digunakan merupakan data sekunder selama periode 2020 hingga 2022, data curah hujan didapatkan dari website BMKG di setiap stasiun pencatatan cuaca wilayah penelitian. Model ARIMA dipilih karena fleksibilitasnya dalam menyesuaikan pola data yang ada, serta kemampuannya dalam memberikan prediksi yang akurat dan ekonomis. Data curah hujan historis dari ketiga wilayah tersebut dianalisis menggunakan berbagai variasi parameter ARIMA (p, d, q) untuk menemukan model yang paling optimal. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan di ketiga wilayah dengan tingkat kesalahan yang bervariasi.

Kata Kunci: Prediksi Curah Hujan, Model ARIMA, Perubahan Iklim, Analisis.

Copyright (c) 2025 The Authors. This is an open-access article under the CC BY-SA 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

PENDAHULUAN

Perubahan cuaca dan iklim memiliki pengaruh besar terhadap sektor pertanian dan pengelolaan sumber daya di Indonesia. Ketidakpastian dalam prediksi cuaca dapat memicu berbagai masalah, seperti kegagalan panen, banjir, longsor, hingga kekeringan,

yang berdampak langsung pada produktivitas ekonomi dan keberlanjutan ekosistem (Fadlan et al., 2022; Polawan & Alam, 2019). Hujan ekstrem, yang ditandai dengan intensitas curah hujan yang tinggi, memiliki potensi untuk menyebabkan banjir (Laia & Setyawan, 2020). Dalam konteks ini, penting untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi cuaca, termasuk curah hujan, yang merupakan salah satu komponen utama dalam sistem iklim. Secara umum terdapat unsur-unsur yang dapat mempengaruhi suatu keadaan cuaca serta iklim di area tertentu, yaitu: tekanan udara, kelembaban udara suhu udara serta curah hujan (Safar et al., 2019). Curah hujan menjadi salah satu faktor kunci yang sangat mempengaruhi kondisi iklim di berbagai wilayah, seperti Kabupaten Sleman, Kota Semarang, dan Kota Surabaya. Ketiga wilayah tersebut dipilih dalam studi ini karena memiliki karakteristik geografis dan ekonomi yang beragam, yang berperan penting dalam menentukan kebutuhan strategi mitigasi dan adaptasi terhadap risiko iklim.

Wilayah Kabupaten Sleman, memiliki topografi wilayah yang didominasi oleh sektor pertanian, bergantung pada prediksi curah hujan yang akurat untuk menjaga ketahanan pangan dan infrastruktur. Semarang sebagai kota pelabuhan dan pusat perdagangan memerlukan informasi cuaca yang akurat untuk mendukung aktivitas ekonominya, sedangkan Surabaya sebagai kota metropolitan membutuhkan pengelolaan sumber daya air yang baik untuk mengatasi banjir dan kekeringan (Alexander & Harahab, 2009; Masum, 2019). Selain itu, kurangnya dari prediksi cuaca yang tidak akurat dapat mempersulit pengelolaan sumber daya air, yang mengakibatkan pada terjadinya penurunan kualitas hidup dan keberlangsungan ekosistem (Herlina & Prasetyorini, 2020). Dalam konteks perubahan iklim yang semakin nyata, pemahaman terhadap pola curah hujan di wilayah-wilayah ini sangat penting untuk mendukung pembangunan berkelanjutan dan pengurangan risiko bencana (Aulia et al., 2018).

Dalam analisis curah hujan, sering kali terdapat pola yang dapat dikenali, termasuk pola musiman yang merupakan jenis pola yang mengulang secara berkala pada interval tertentu (Al'afi et al., 2020). Analisis terhadap pola musiman ini penting untuk meningkatkan akurasi prediksi curah hujan. Prediksi merupakan proses memperkirakan kejadian di masa depan berdasarkan analisis data historis atau data masa lalu, yang kemudian di analisis dengan pendekatan matematis (Ayuni & Saputri, 2019). Meskipun pada dasarnya prediksi hanya sebuah perkiraan, penerapan teknik – teknik tertentu dapat membuat prediksi lebih akurat dan mendekati kenyataan. Untuk itu, diperlukan metode

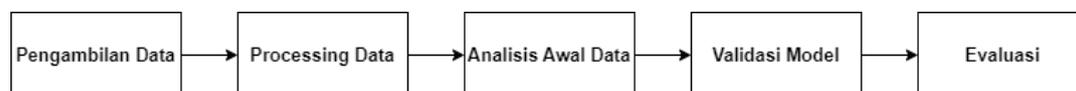
analisis yang efektif. Dalam penelitian ini, digunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk memprediksi curah hujan di ketiga wilayah tersebut. Metode ARIMA, yang pertama kali diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970 dalam penelitian Nur & Astuti (2006), dikenal karena kemampuannya dalam menyesuaikan pola data yang kompleks secara sederhana dan efisien (Shumway & Stoffer, 2000). Dengan kemampuan ini, ARIMA diharapkan dapat memberikan hasil prediksi yang akurat dan membantu pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan terkait mitigasi risiko bencana serta perencanaan sumber daya (Hutasuhut et al., 2014).

Penelitian ini akan memfokuskan pada pemodelan prediksi curah hujan di Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya menggunakan data historis dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) selama periode 2020 hingga 2022. Hasil penelitian diharapkan dapat memperkaya referensi ilmiah terkait penerapan ARIMA dalam prediksi cuaca dan memberikan wawasan bagi pemerintah dan masyarakat dalam menghadapi dampak perubahan iklim di masa depan.

METODE

Tahapan ARIMA

Pada Gambar 1 menjelaskan tentang diagram alir tahapan ARIMA.



Gambar 1. Tahapan Arima

Proses ARIMA ini meliputi langkah-langkah mulai dari Pengumpulan Data, Pengolahan Data, Analisis Pendahuluan Data, Validasi Model, hingga Evaluasi. Setiap tahapan dalam proses ini memiliki peran penting dalam memastikan bahwa model yang dihasilkan akurat. Pengambilan data dilakukan dengan teliti untuk memastikan data yang relevan dan berkualitas, diikuti dengan processing data untuk menghilangkan outlier dan mengisi nilai yang hilang atau kosong. Analisis awal data membantu dalam memahami pola dasar seperti trend dan musiman yang terdapat di dalam data. Validasi model dilakukan untuk memastikan bahwa model tersebut mampu digunakan untuk memprediksi curah hujan dengan akurat menggunakan data yang telah disiapkan sebelumnya. Tahapan terakhir evaluasi berguna untuk menilai seberapa baik model dapat memprediksi curah hujan di masa depan.

Tabel 1. Tabel Perbandingan Pendekatan Objektif

Metode	Keunggulan	Kekurangan	Penggunaan Umum
ARIMA (<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>)	Efisiensi dan biaya yang efektif, karena hanya menggunakan data historis (Hutasuhut et al., 2014)	Membutuhkan data yang stasioner	Digunakan dalam memprediksi deret waktu seperti curah hujan bulanan atau musiman berdasarkan data historis
ANN (<i>Artificial Neural Network</i>)	Dapat menangani data kompleks dan non – linear	Memerlukan waktu serta sumber daya komputasi yang besar (Haghshenas et al., 2020)	Pengenalan pola dan pengambilan keputusan
LSTM (<i>Long Short-Term Memory</i>)	Mampu mengatasi kelemahan RNN dalam menangani data urutan yang panjang	Waktu dalam proses pelatihan lama dan intensif	Prediksi deret waktu jangka panjang
<i>Decision Tree</i>	Tidak memerlukan asumsi tentang distribusi data (Rokach & Maimon, 2006)	Rentan terhadap overfitting tanpa pemangkasan yang tepat	Regresi dan klasifikasi sederhana
<i>Random Forest</i>	Mampu menangani data berdimensi tinggi dengan variabel yang banyak (Khan et al., 2021)	Kompleksitas model membuat interpretasi hasil menjadi lebih sulit	Digunakan untuk memprediksi data deret waktu atau klasifikasi dengan banyak variabel

Penggunaan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dalam memprediksi curah hujan didasarkan pada kemampuannya menangani data deret waktu yang tidak stasioner, seperti fluktuasi musiman dan trend. Melalui proses *differencing*, ARIMA dapat mengubah data tidak stasioner menjadi stasioner, memudahkan analisis. ARIMA menggabungkan elemen *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan *differencing*, sehingga mampu menangkap pola historis untuk prediksi akurat.

Metode ini efisien, hanya memerlukan data historis tanpa variabel eksternal tambahan, serta lebih hemat waktu dan biaya dibanding metode kompleks seperti ANN, LSTM, atau *Random Forest*, yang memerlukan data pelatihan besar. Selain itu, ARIMA lebih tahan terhadap *overfitting* dibandingkan *Decision Tree*, yang rentan mengalami masalah ini jika struktur pohonnya terlalu dalam. Fleksibilitas ARIMA dalam menangani berbagai jenis deret waktu membuatnya relevan untuk prediksi curah hujan, terutama dengan pola musiman yang konsisten, sekaligus memberikan akurasi tinggi melalui penyesuaian parameter model.

Penelitian ini menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk memprediksi curah hujan di Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya. Data curah hujan harian diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) untuk periode 2020 hingga 2022, dengan total 3.288 entri dari ketiga wilayah. Beberapa data tidak lengkap ditandai dengan null, 8888 (nilai tidak terukur), dan 9999 (tidak ada data), sehingga dilakukan pembersihan dan penggantian nilai untuk memastikan kualitas data yang akan digunakan dalam pemodelan.

Tahapan pengolahan data dimulai dengan Microsoft Excel, yang digunakan untuk memeriksa data apakah terdapat nilai kosong atau tidak valid. Data yang bermasalah kemudian diganti menggunakan nilai median agar analisis tidak terpengaruh oleh outlier. Sebagai contoh, jika nilai valid curah hujan untuk suatu wilayah adalah 1,5, 16,2, 29,5, 37, 46,6, dan 58,5, maka median sebesar 33,25 digunakan untuk menggantikan nilai yang kosong atau tidak terukur. Setelah data diperiksa dan dibersihkan di Excel, data siap digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Pemodelan ARIMA dilakukan menggunakan Minitab. Langkah pertama adalah membuat plot time series di Minitab untuk mengidentifikasi pola dan trend curah hujan. Jika ditemukan pola trend, dilakukan *differencing* untuk memastikan data menjadi stasioner. Pemilihan parameter ARIMA (p , d , q) dilakukan dengan menganalisis Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) di Minitab. Beberapa kombinasi parameter, seperti (0,1,1), (1,1,1), dan (1,1,0), diuji untuk menemukan model terbaik bagi setiap wilayah.

Validasi model dilakukan menggunakan data historis, dengan Mean Squared Error (MSE) sebagai metrik kinerja. Model ARIMA terbaik dipilih berdasarkan nilai MSE dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) terendah. Contohnya, model ARIMA (1,1,1) menghasilkan MSE sebesar 0,878 di Kabupaten Sleman, 0,091 di Semarang, dan 0,157 di Surabaya.

Keseluruhan analisis dan pemodelan dilakukan dengan Minitab, sementara Excel digunakan hanya pada tahap awal untuk memeriksa dan mengganti nilai data yang hilang atau tidak valid. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan prediksi curah hujan yang akurat dan menjadi acuan bagi pengambilan keputusan terkait mitigasi risiko cuaca di masa mendatang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Pada bagian ini, hasil penelitian disajikan terlebih dahulu dalam bentuk tabel, grafik, dan deskripsi. Setiap hasil dibahas langsung untuk memberikan interpretasi yang jelas terkait temuan dan bagaimana model ARIMA bekerja dalam memprediksi curah hujan di tiga wilayah yang dipilih, yaitu Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya.

Penelitian ini dilakukan menggunakan laptop Asus ROG Strix G531GD dengan spesifikasi *Intel Core i5-9300H*, RAM 16GB, dan GPU NVIDIA *GeForce GTX 1050*. Sistem operasi yang digunakan adalah *Windows 11 Home 64-bit*, dengan perangkat lunak *Microsoft Excel 2019* untuk pengolahan data awal dan Minitab 21.4.2 untuk analisis statistik dan pemodelan ARIMA.

Penggunaan *Microsoft Excel* hanya difokuskan untuk memeriksa data awal, mencari nilai yang kosong, tidak valid, atau *outlier*. Data yang bermasalah kemudian diganti dengan nilai median agar hasil analisis lebih akurat. Selanjutnya, seluruh proses pemodelan dan analisis dilakukan menggunakan Minitab, yang menyediakan fitur lengkap untuk perhitungan ACF, PACF, dan pemilihan parameter ARIMA.

Hasil

1. Ringkasan Data Curah Hujan

Tabel 2 menyajikan nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan median curah hujan di Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya berdasarkan data yang diambil dari website resmi BMKG (https://dataonline.bmkg.go.id/akses_data).

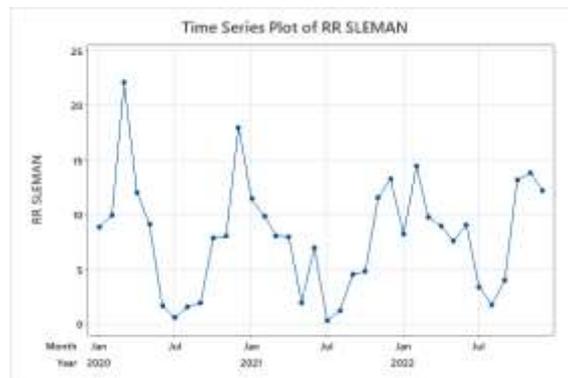
Tabel 2. Ringkasan Data Curah Hujan (2020 – 2022)

Analisis Ringkasan	Stasiun Klimatologi DI Yogyakarta	Stasiun Klimatologi Jawa Tengah	Stasiun Meteorologi Perak I
Nilai Minimum (mm)	0,00	0,00	0,00
Nilai Maximum (mm)	230,50	173,50	133,90
Mean (mm)	8,04	6,97	6,46
Median (mm)	1,35	0,30	0,30

Dari Tabel 2, terlihat bahwa curah hujan maksimum tertinggi tercatat di Kabupaten Sleman sebesar 230,5 mm, sedangkan rata-rata curah hujan terendah tercatat di Surabaya dengan 6,46 mm.

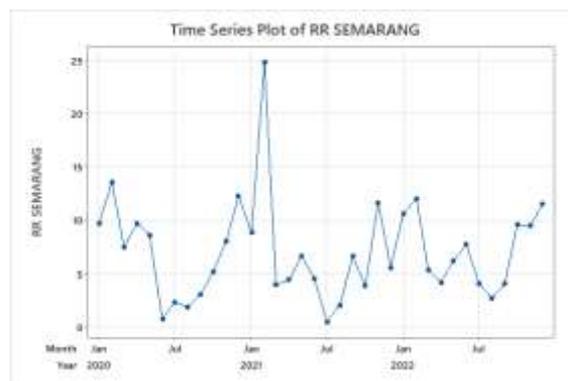
2. Plot Time Series Curah Hujan

Plot time series digunakan untuk melihat pola curah hujan di masing-masing wilayah selama periode 2020 hingga 2022.



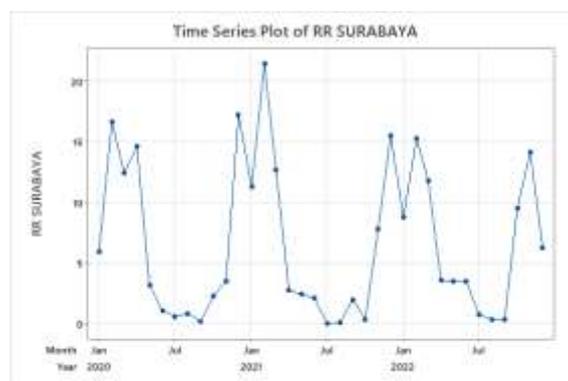
Gambar 2. Plot Time Series Kabupaten Sleman

Gambar 2 menjelaskan tentang plot time series di wilayah Kabupaten Sleman. Kabupaten Sleman terdapat fluktuasi signifikan dengan puncak curah hujan pada 2020 sebesar 230,5 mm.



Gambar 3. Plot Time Series Semarang

Gambar 3 menjelaskan tentang plot time series di wilayah Semarang. Semarang memiliki pola curah hujan lebih stabil, dengan puncak tertinggi 173,5 mm pada 2021.



Gambar 4. Plot Time Series Surabaya

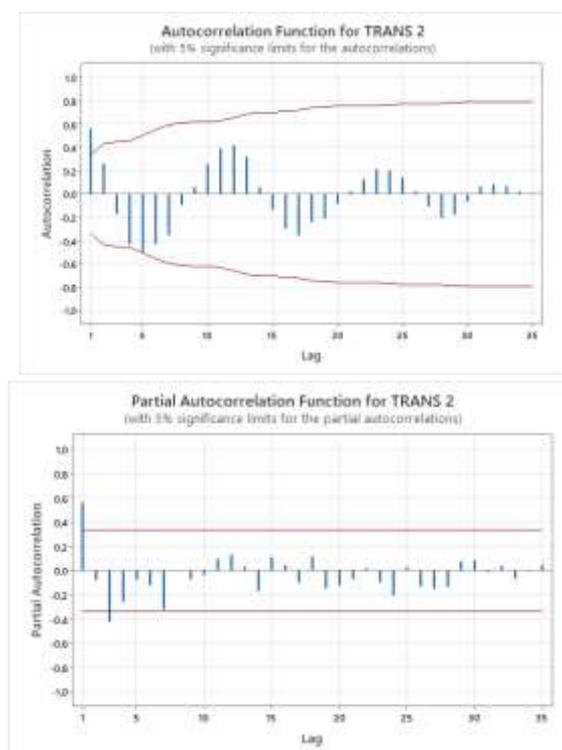
Gambar 4 menjelaskan tentang plot time series di wilayah Surabaya. Curah hujan di Surabaya relatif lebih rendah, dengan nilai maksimum 133,9 mm di tahun 2020.

3. Uji Stasioneritas

Hasil uji stasioneritas menunjukkan bahwa semua wilayah memiliki pola non-stasioner dan perlu dilakukan transformasi untuk mencapai stasioneritas. Nilai uji stasioneritas data curah hujan di Kabupaten Sleman menunjukkan standar deviasi λ sebesar 0,50, mengindikasikan adanya variasi yang cukup besar, termasuk nilai ekstrim, sehingga diperlukan transformasi untuk membuat nilai λ menjadi satu agar data lebih seragam dan mudah dianalisis. Di Semarang, standar deviasi λ juga sebesar 0,50, dengan sebaran data lebih konsisten dibandingkan Sleman. Namun, tetap ada variasi yang memerlukan transformasi lanjutan agar mencapai standar deviasi satu, karena sedikit outlier masih mempengaruhi hasil setelah transformasi pertama. Sementara itu, di Surabaya, standar deviasi λ sebesar 0,24 menunjukkan variasi yang paling kecil, dengan data lebih homogen. Meski begitu, transformasi tetap diperlukan untuk mencapai standar deviasi satu agar data lebih seragam dan mudah dianalisis.

4. Mencari ACF dan PACF

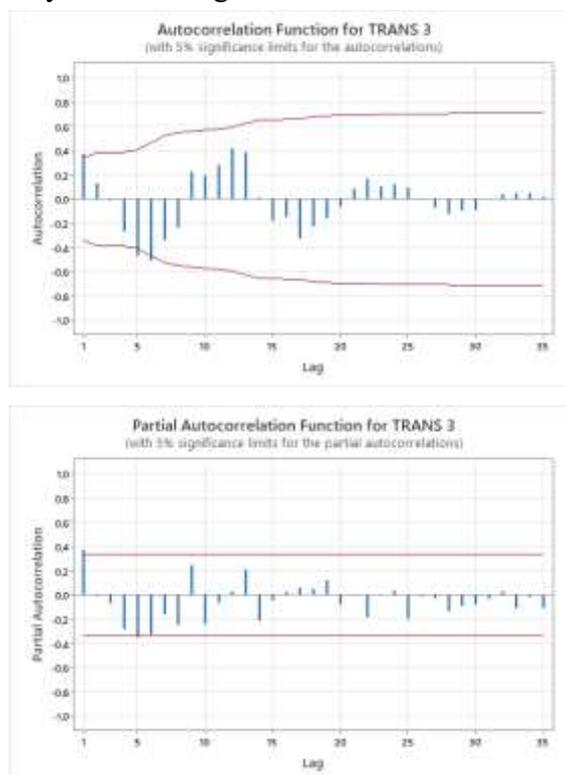
a. ACF dan PACF Wilayah Kabupaten Sleman



Gambar 5. ACF dan PACF Kabupaten Sleman

Fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) untuk wilayah Kabupaten Sleman menunjukkan pola tertentu karena sejumlah faktor penting, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Autokorelasi sangat jelas pada beberapa lag awal, terutama pada lag ke-10, menunjukkan bahwa ada pola musiman atau trend dalam data. Penurunan autokorelasi pada ACF terjadi secara lambat, menunjukkan adanya komponen non-stasioner dalam data. Pola musiman, seperti variasi bulanan atau tahunan, juga terlihat pada puncak autokorelasi pada lag tertentu. Autokorelasi signifikan dapat terjadi karena peristiwa atau perubahan khusus yang menyebabkan peningkatan atau penurunan data yang signifikan. Pada grafik PACF, hanya ada autokorelasi parsial yang signifikan pada beberapa lag awal, penurunan cepat pada PACF ini menunjukkan bahwa tidak banyak lag yang memiliki korelasi yang signifikan setelah mengontrol efek lag sebelumnya. Meskipun pengaruhnya berkurang seiring waktu, nilai-nilai data masa lalu masih mempengaruhi nilai-nilai data saat ini.

b. ACF dan PACF Wilayah Semarang



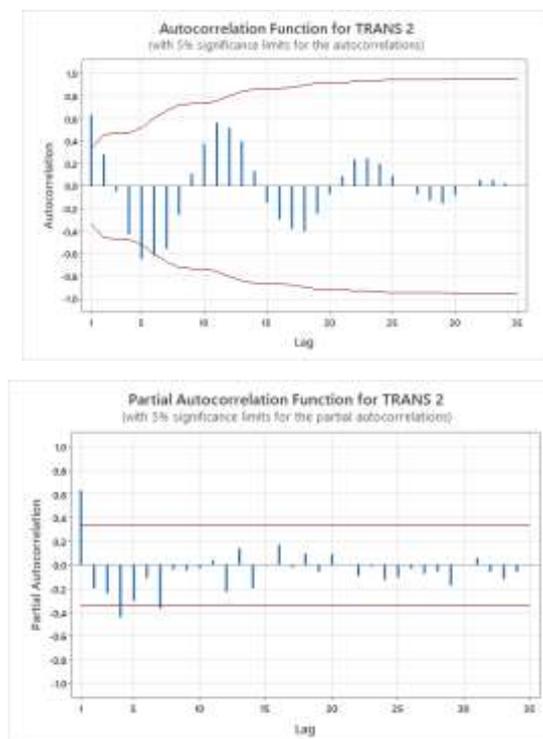
Gambar 6. ACF dan PACF Semarang

Gambar 6. menunjukkan fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) untuk wilayah Semarang. Grafik ACF menunjukkan autokorelasi

yang signifikan pada lag awal, terutama pada lag ke-10, dengan penurunan yang lambat, seperti yang terlihat di wilayah Kabupaten Sleman. Ini menunjukkan bahwa data memiliki pola musiman atau trend. Pada grafik PACF, autokorelasi parsial juga terlihat signifikan pada beberapa lag awal, tetapi PACF menurun dengan cepat, yang menunjukkan bahwa tidak banyak lag yang memiliki korelasi signifikan setelah mengontrol efek lag sebelumnya.

Hasil ACF dan PACF dari data wilayah Semarang menunjukkan beberapa pola. Pola musiman, seperti variasi bulanan atau tahunan, juga terlihat dalam puncak autokorelasi pada lag tertentu. Trend dalam data, seperti peningkatan atau penurunan yang konsisten, menyebabkan nilai-nilai data masa lalu masih mempengaruhi nilai-nilai data saat ini. Ini terlihat pada lag-lag awal. Autokorelasi signifikan dapat muncul sebagai hasil dari peristiwa atau perubahan besar. Pada grafik PACF, hanya ada autokorelasi parsial yang signifikan pada beberapa lag awal, penurunan cepat pada PACF ini menunjukkan bahwa tidak banyak lag yang memiliki korelasi yang signifikan setelah mengontrol efek lag sebelumnya. Meskipun pengaruhnya berkurang seiring waktu, nilai-nilai data masa lalu masih mempengaruhi nilai-nilai data saat ini.

c. ACF dan PACF Wilayah Surabaya



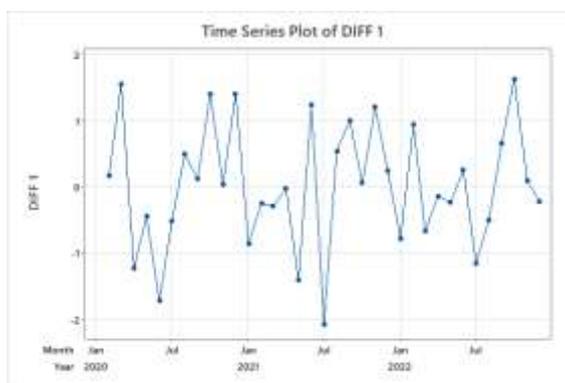
Gambar 7. ACF dan PACF Surabaya

Gambar 7 menunjukkan fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) untuk wilayah Surabaya. Grafik ACF, Autokorelasi sangat jelas pada beberapa lag awal, terutama hingga lag ke-10, menunjukkan bahwa ada pola musiman atau trend dalam data. Penurunan autokorelasi pada ACF terjadi secara lambat, menunjukkan adanya komponen non-stasioner dalam data. Pola musiman, seperti variasi bulanan atau tahunan, juga terlihat pada puncak autokorelasi pada lag tertentu. Autokorelasi signifikan dapat diciptakan oleh peristiwa atau perubahan signifikan. Pada grafik PACF, autokorelasi parsial signifikan hanya terjadi pada beberapa lag awal, dan penurunan cepat pada PACF ini menunjukkan bahwa, setelah mengontrol efek lag sebelumnya, tidak banyak lag yang memiliki korelasi signifikan. Meskipun pengaruhnya berkurang seiring waktu, nilai-nilai data masa lalu masih mempengaruhi nilai-nilai data saat ini.

5. Differencing

Setelah mendapatkan hasil nilai ACF dan PACF tahapan selanjutnya adalah *differencing* yang berfungsi untuk menghilangkan pola atau trend yang terdapat pada data.

a. Differencing Wilayah Kabupaten Sleman

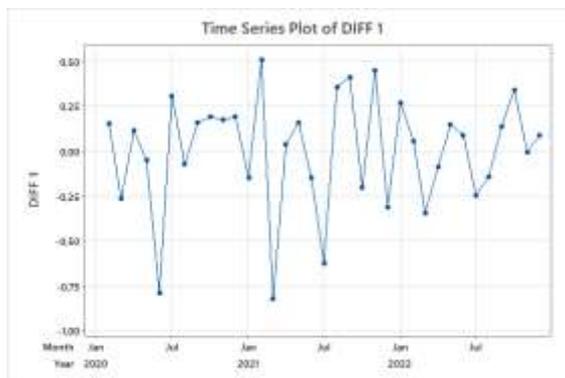


Gambar 8. Differencing Kabupaten Sleman

Gambar 8 menunjukkan hasil penerapan *differencing* terhadap data curah hujan di wilayah Kabupaten Sleman. Untuk mencapai stasioneritas, *Differencing* digunakan untuk menghilangkan pola musiman atau trend dari data. Dalam grafik, sumbu horizontal (X) menunjukkan rentang waktu Januari 2020 hingga Juli 2022, dan sumbu vertikal (Y) menunjukkan nilai pembeda pertama. Fluktuasi nilai *differencing* wilayah Kabupaten Sleman yang berada di sekitar garis nol menunjukkan bahwa pengurangan trend atau pola musiman yang

berhasil dilakukan pada data awal, yang menghasilkan kumpulan data yang lebih stabil.

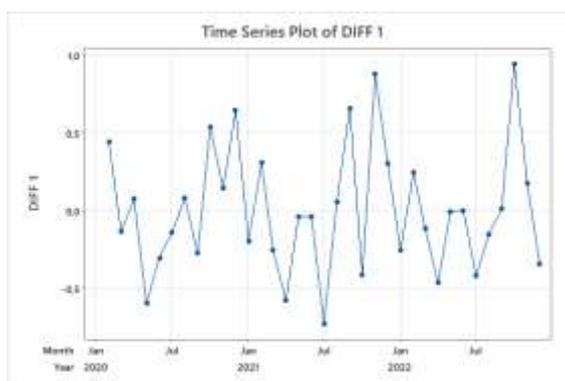
b. *Differencing* Wilayah Semarang



Gambar 9. *Differencing* Semarang

Hasil penerapan metode *differencing* terhadap data curah hujan di wilayah Semarang digambarkan pada Gambar 9. *Differencing* meningkatkan stasioneritas data dengan menghilangkan pola atau trend. Sumbu vertikal menunjukkan nilai yang dihasilkan dari *differencing* pertama, sedangkan sumbu horizontal menunjukkan periode dari Januari 2020 hingga Juli 2022. Untuk wilayah Semarang, nilai *differencing* konsisten di sekitar garis nol menunjukkan bahwa prosedur *differencing* telah secara efektif mengurangi trend atau pola musiman, yang menghasilkan data yang lebih stasioner.

c. *Differencing* Wilayah Surabaya



Gambar 10. *Differencing* Surabaya

Gambar 10 menunjukkan hasil penerapan *differencing* terhadap data curah hujan wilayah Surabaya. Teknik *differencing* ini bertujuan untuk meningkatkan stasioneritas data dengan menghilangkan trend dasar atau variasi musiman yang ada pada data awal. Sumbu y menunjukkan nilai yang dihasilkan dari proses

differencing pertama, dan sumbu x menunjukkan waktu dari Januari 2020 hingga Juli 2022. Fluktuasi nilai *differencing* di wilayah Surabaya yang berada di sekitar garis nol menunjukkan efektivitas *differencing* dalam menghilangkan trend atau pola musiman yang ada, yang menghasilkan kumpulan data yang lebih stabil.

6. Hasil Validasi Model ARIMA

Tabel 3 menjelaskan tentang ketiga wilayah diuji dengan berbagai kombinasi parameter ARIMA untuk menemukan model yang paling optimal. MSE digunakan sebagai metrik utama untuk validasi.

Tabel 3. Hasil Validasi Model ARIMA dengan MSE

Wilayah	Model ARIMA	MSE
Kabupaten Sleman	(0, 1, 1)	0,865332
Semarang	(1, 1, 1)	0,091143
Surabaya	(1, 1, 1)	0,157882

7. Evaluasi Model dengan MAPE

Selain MSE, dilakukan evaluasi dengan MAPE untuk melihat akurasi prediksi dalam bentuk persentase yang disajikan dalam bentuk tabel pada Tabel 4.

Tabel 4. Evaluasi MAPE Model ARIMA

Wilayah	Model ARIMA	MAPE (%)
Kabupaten Sleman	(0, 1, 1)	8,53
Semarang	(1, 1, 1)	9,11
Surabaya	(1, 1, 1)	15,78

8. Hasil Prediksi Curah Hujan

Berdasarkan model terbaik, dilakukan peramalan curah hujan untuk 12 bulan ke depan di setiap wilayah. *Plot time series* Kabupaten Sleman menunjukkan fluktuasi signifikan *Rainfall Rate* (RR), terutama di awal dan pertengahan periode. Prediksi masa depan memperkirakan RR meningkat dari 12,5 mm di bulan pertama hingga 13,4 mm pada bulan kesebelas dan kedua belas, dengan ketidakpastian yang semakin besar seiring waktu. Di Semarang, RR berfluktuasi dengan puncak pada periode ke-15, kemudian stabil. Prediksi menunjukkan RR meningkat dari 10,0 mm di bulan pertama hingga stabil pada 10,3 mm di bulan kedua hingga keenam, dengan sedikit penurunan menjadi 10,2 mm pada bulan ketujuh hingga kedua belas. Untuk Surabaya, RR relatif stabil dengan sedikit fluktuasi. Prediksi memperkirakan penurunan dari 7,9 mm di

bulan pertama menjadi 7,3 mm di bulan kedua, lalu stabil di kisaran 7,4 mm hingga bulan kedua belas, dengan ketidakpastian yang meningkat seiring waktu.

Pembahasan

Hasil analisis menunjukkan bahwa perbedaan pola curah hujan di setiap wilayah disebabkan oleh faktor geografis dan iklim. Model ARIMA (0,1,1) lebih cocok untuk wilayah dengan pola curah hujan yang lebih fluktuatif seperti Sleman, sedangkan ARIMA (1,1,1) lebih optimal untuk wilayah yang lebih stabil seperti Semarang dan Surabaya. Evaluasi dengan MAPE menunjukkan bahwa prediksi untuk Surabaya memiliki kesalahan relatif lebih tinggi, kemungkinan disebabkan oleh variabilitas data yang lebih kecil.

SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi curah hujan di Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya menggunakan metode ARIMA. Berdasarkan hasil dan pembahasan, ditemukan bahwa model ARIMA dengan konfigurasi parameter berbeda memberikan kinerja terbaik untuk setiap wilayah. Di Kabupaten Sleman, ARIMA (0,1,1) menunjukkan performa terbaik dengan MSE sebesar 0,865 dan MAPE sebesar 8,53%, mengindikasikan bahwa model ini mampu menangkap pola fluktuatif di wilayah tersebut. Untuk Semarang dan Surabaya, model ARIMA (1,1,1) memberikan hasil optimal dengan MSE sebesar 0,091 dan 0,158 serta MAPE sebesar 9,11% dan 15,78% secara berturut-turut.

DAFTAR RUJUKAN

- Al'afi, A. M., Widiarti, Kurniasari, D., & Usman, M. (2020). Peramalan Data Time Series Seasonal Menggunakan Metode Analisis Spektral Berdasarkan data yang tersedia diperoleh model terbaik untuk peramalan penumpang pesawat di Bandar Udara Raden Intan II adalah Seasonal ARIMA (0. In *Jurnal Siger Matematika* (Vol. 01, Issue 01).
- Alexander, & Harahab, S. (2009). *LAPORAN TUGAS AKHIR PERENCANAAN EMBUNG TAMBABOYO KABUPATEN*.
- Aulia, N. N., Gunawan, P. H., & Rohmawati, A. A. (2018). Prediksi Curah Hujan Menggunakan Gerak Brown dan Rataan Tahunan Data Pada Missing Values. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 3(2), 71. <https://doi.org/10.21108/indojc.2018.3.2.233>
- Ayuni, R., & Saputri, F. (2019). PENERAPAN METODE FUZZY TIME SERIES UNTUK PREDIKSI PENJUALAN BERBASIS WEB PADA TOKO GROSIR 3 RODA SENGKALING. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 3, Issue 1).

- Fadlan, A., Safril, A., Suwandi, Veanti, D. P. O., Nugraheni, I. R., Septiadi, D., Harahap, D., Nuraini, N., & Munawar. (2022). *Pengetahuan Tentang Iklim dan Cuaca Untuk Kemajuan Pertanian di Kabupaten Indramayu Jawa Barat*.
- Haghshenas, S. S., Pirouz, B., Haghshenas, S. S., Pirouz, B., Piro, P., Na, K. S., Cho, S. E., & Geem, Z. W. (2020). Prioritizing and analyzing the role of climate and urban parameters in the confirmed cases of COVID-19 based on artificial intelligence applications. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(10). <https://doi.org/10.3390/ijerph17103730>
- Herlina, N., & Prasetyorini, A. (2020). Pengaruh Perubahan Iklim pada Musim Tanam dan Produktivitas Jagung (*Zea mays* L.) di Kabupaten Malang (Effect of Climate Change on Planting Season and Productivity of Maize (*Zea mays* L.) in Malang Regency). *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia (JIPI)*, Januari, 25(1), 118–128. <https://doi.org/10.18343/jipi.25.1.118>
- Hutasuhut, A. H., Anggraeni, W., & Tyasnurita, R. (2014). Pembuatan aplikasi pendukung keputusan untuk peramalan persediaan bahan baku produksi plastik blowing dan inject menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) di CV. Asia. *Jurnal Teknik ITS*, 3(2), A169-A174.
- Khan, M. Y., Qayoom, A., Nizami, M. S., Siddiqui, M. S., Wasi, S., & Raazi, S. M. K. U. R. (2021). Automated Prediction of Good Dictionary EXamples (GDEx): A Comprehensive Experiment with Distant Supervision, Machine Learning, and Word Embedding-Based Deep Learning Techniques. *Complexity*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/2553199>
- Laia, M. L., & Setyawan, Y. (2020). Perbandingan hasil klasifikasi curah hujan menggunakan metode SVM dan NBC. *Jurnal Statistika Industri Dan Komputasi*, 5(02), 51-61.
- Masum, S. J. H. (2019). *Climatic Hazards in Bangladesh-A Literature Review*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.10239.94882>
- Nur, I., & Astuti, S. P. (2006). Mengolah data statistik dengan mudah menggunakan minitab 14. *Yogyakarta: Andi*.
- Polawan, S. S. M., & Alam, F. (2019). *MEMAHAMI BENCANA BANJIR DAN LONGSOR*. <https://www.researchgate.net/publication/346678807>
- Rokach, L., & Maimon, O. (2006). Decision Trees. In *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook* (pp. 165–192). Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/0-387-25465-x_9
- Safar, N. Z. M., Ramli, A. A., Mahdin, H., Ndzi, D., & Khalif, K. M. N. K. (2019). Rain prediction using fuzzy rule based system in North-West Malaysia. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 14(3), 1572–1581. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v14.i3.pp1572-1581>
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2000). Time series regression and ARIMA models. *Time Series Analysis and Its Applications*, 89-212. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3261-0_2