

OPTIMASI PERTANIAN PADI: PERAMALAN CURAH HUJAN BERBASIS ARIMA UNTUK PENENTUAN WAKTU TANAM YANG TEPAT

Sofi Defiyanti^{*1}, Betha Nurina Sari², Tesa Nur Padilah³

^{1,2,3}Universitas Singaperbangsa Karawang, Kabupaten Karawang
Email: ¹sofi.defiyanti@unsika.ac.id, ²betha.nurina@staff.unsika.ac.id, ³tesa.nurpadilah@staff.unsika.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 31 Januari 2024, diterima untuk diterbitkan: 26 November 2024)

Abstrak

Pertumbuhan dan produksi padi tidak dapat dilepaskan dari pengaruh yang kuat dari perubahan iklim. Perubahan iklim dengan anomali yang tinggi pada beberapa tahun belakang menyebabkan ancaman bagi produksi pertanian khususnya tanaman padi. Maka diperlukan metode yang dapat dipergunakan untuk mengoptimalkan hasil produksi pertanian salah satunya adalah dengan menentukan kapan waktu tanam terbaik untuk tanaman padi menggunakan kalender tanam. Peramalan menggunakan metode ARIMA dapat dilakukan untuk meramalkan curah hujan yang akan datang, sehingga dapat diketahui kapan waktu terbaik untuk awal tanam. Prediksi curah hujan dasarian telah dilakukan dengan menggunakan metode ARIMA (1,0,1) yang berasal dari data histori selama 5 tahun di provinsi Jawa Barat pada stasiun Klimatologi Jawa Barat dengan nilai AIC terkecil 2078,28. Prediksi curah hujan dasarian dihasilkan untuk Desember dasarian ke-3 tahun 2023 sampai Juni dasarian ke-2 tahun 2024 Hasil prediksi menunjukkan bahwa waktu tanam padi yang optimal dimulai pada bulan November dasarian ke-3, ketika curah hujan diperkirakan mencapai lebih dari 50 mm/dasarian selama beberapa dasarian berikutnya. Prediksi ini sejalan dengan prakiraan cuaca dari BMKG untuk awal musim hujan 2023/2024 di Jawa Barat.

Kata kunci: ARIMA, Curah Hujan, Prediksi, Waktu Tanam

RICE FARMING OPTIMIZATION: ARIMA-BASED RAINFALL FORECASTING FOR DETERMINING THE RIGHT PLANTING TIME

Abstract

Growth and production of rice cannot be separated from the strong influence of climate change. Recent years of high climate anomalies have posed a threat to agricultural production, particularly rice cultivation. Therefore, methods are needed to optimize agricultural production, one of which is determining the best planting time for rice using a planting calendar. Forecasting using the ARIMA method can be used to predict future rainfall, helping to identify the best time to start planting. Dasarian rainfall predictions have been conducted using the ARIMA (1,0,1) method based on historical data over five years from West Java province at the West Java Climatology Station, yielding the smallest AIC value of 2078.28. The dasarian rainfall forecast was generated for the period from December in the 3rd dasarian of 2023 to June in the 2nd dasarian of 2024. The results indicate that the optimal time to plant rice begins in November in the 3rd dasarian, when rainfall is expected to exceed 50 mm/dasarian for several subsequent dasarians. This prediction aligns with the weather forecast from BMKG for the start of the rainy season in 2023/2024 in West Java.

Keywords: ARIMA, Rainfall, Prediction, Planting Time

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki keberagaman budidaya, keindahan alam dan kemajemukan etnis, merupakan negara yang kaya akan warisan dan potensinya. Dalam bidang pertanian salah satu aspek yang paling penting yang menjadi tulang punggung ekonomi dan kehidupan masyarakat adalah tanaman padi. Padi merupakan tanaman pangan utama bangsa Indonesia

karena padi adalah sumber makanan utama bagi penduduk Indonesia. Indonesia juga dikenal sebagai salah satu produsen padi terbesar di dunia. Karena hal tersebut pemerintah memiliki prioritas untuk ketahanan pangan. Untuk mendukung ketahanan pangan pemerintah mendorong inovasi dalam bidang pertanian termasuk teknologi pertanian yang lebih efisien dan berkelanjutan untuk meningkatkan produktivitas padi.

Pertumbuhan dan produksi padi tidak dapat dilepaskan dari pengaruh yang kuat dari perubahan musim, karena tanaman pangan umumnya merupakan tanaman semusim yang relatif sensitif terhadap kebutuhan air (Noval, Zulkieflimansyah dan Umar, 2023). Siklus hidup tanaman padi sangat dipengaruhi oleh perubahan musim. Dari musim tanam hingga panen, petani harus memahami pola cuaca dan musim dengan cermat untuk memastikan pertumbuhan tanaman yang optimal.

Penentuan jadwal dan pola tanam ditentukan dari kebiasaan terjadinya hujan. Saat ini pola tanam tersebut dirasa kurang optimal karena perubahan cuaca yang tidak dapat diprediksi sehingga dapat mengakibatkan risiko gagal panen akan terjadi karena tanaman pangan kekurangan air ataupun terendam air sehingga menyebabkan rendahnya produktivitas hasil tanaman pangan.

Salah satu kendala utama yang kerap mengancam produksi beras adalah anomali iklim yang cukup besar dalam beberapa tahun terakhir. Anomali tersebut mempengaruhi pola dan waktu tanam tanaman pangan, kemungkinan terjadinya bencana banjir ataupun kekeringan yang akan mempengaruhi organisme pengganggu tanaman (OPT) yang akan menyerang tanaman pangan tersebut serta pemilihan varietas yang dipergunakan (Hussain dkk., 2020).

Penentuan waktu tanam yang tepat melalui kalender tanam memiliki peranan sentral dalam mencapai hasil panen yang optimal. Kalender tanam akan memberikan informasi mengenai potensi pola tanam, waktu tanam, luas area tanam potensial dan rekomendasi teknologi yang dapat dipergunakan untuk mendukung produksi yang optimal (Ilhamiyah dkk., 2023). Kalender tanam ini disusun berdasarkan prakiraan iklim per musim untuk menentukan kapan waktu terbaik untuk mulai menanam dengan melibatkan penjadwalan periode tanam yang sesuai dengan musim hujan atau kemarau berdasarkan karakteristik varietas padi yang akan digunakan. Dengan implementasi kalender tanam yang bijaksana maka pertanian padi dapat menjadi lebih efisien dan berkelanjutan karena dapat dipergunakan sebagai pedoman penanaman tanaman padi (Murni dan Purnama, 2020). Selain itu faktor cuaca memiliki peranan sentral dalam peningkatan hasil pertanian, karenanya peramalan cuaca menjadi alat penting yang membantu petani dalam pengambilan keputusan yang cerdas untuk meningkatkan produktivitas dan ketahanan pangan dengan mengoptimalkan waktu tanam serta mengurangi risiko terkait variabilitas cuaca.

Variabilitas cuaca seperti curah hujan, suhu, kelembaban, kecepatan angin dan sebagainya merupakan data yang disusun pada interval waktu yang beraturan bergantung pada perjalanan waktu. Karena hal tersebut maka variabilitas cuaca ataupun data cuaca termasuk ke dalam data *time series* (Parviz dan Ghorbanpour, 2024). Data *time series* memungkinkan analisis histori cuaca yang mendalam

yang dapat dipergunakan untuk membuat prediksi masa yang akan datang sehingga akan membantu dalam menyusun strategi dan kebijakan yang lebih efektif. Dengan peramalan cuaca dapat dipergunakan untuk mengoptimalkan keputusan seperti penjadwalan tanam dalam mengoptimalkan produktivitas padi.

Keputusan penanaman padi memerlukan pengelolaan air yang optimal setiap 10 hari atau dasarian, yang menyesuaikan dengan kebutuhan pertumbuhan pada tiap fase pertumbuhannya. Dengan menggunakan dasarian prediksi cuaca dapat disesuaikan untuk keperluan penjadwalan operasional dilapangan (Chen dkk., 2024).

Model analisis *time series* yang biasa digunakan adalah model *Autoregresion* (AR), Model *Moving Average* (MA), Model *Autoregression Moving Average* (ARMA), Model *Autoregression integration Moving Average* (ARIMA) dan Model SARIMA. Diantara metode-metode tersebut ARIMA merupakan salah satu pendekatan yang efektif dalam menganalisis data *time series* karena kemampuannya untuk menangani data yang bersifat stasioner maupun non-stasioner. Model ARIMA dapat mengidentifikasi tren, musim, dan fluktuasi pada data, serta memberikan fondasi yang kuat untuk peramalan dan pengambilan keputusan yang akurat. ARIMA juga memiliki fleksibilitas yang tinggi dalam menangani data *time series* dengan berbagai karakteristik (Hailemeskel Abebe, 2020). Dan ARIMA dapat lebih diandalkan pada peramalan interval yang terbatas waktu dan sumber daya bila dibandingkan dengan metode peramalan lainnya (Lai dan Dzombak, 2020).

Beberapa penelitian yang telah dilakukan menggunakan model ARIMA mengenai variabilitas cuaca. Model ARIMA dan SARIMA digunakan untuk memperkirakan dan meramalkan suhu dan curah hujan bulanan rata-rata di wilayah Ambo, Ethiopia (Hailemeskel Abebe, 2020). Perubahan curah hujan dan suhu diinvestigasi menggunakan data *time series* melalui rata-rata suhu minimum dan maksimum bulanan serta data curah hujan dari tahun 1901-2000, model ARIMA dipergunakan untuk memprediksi keadaan iklim selama 20 tahun ke depan yang digunakan untuk mengembangkan praktik pengelolaan air yang lebih baik (Dimri, Ahmad dan Sharif, 2020). Model ARIMA digunakan untuk memprediksi curah hujan dan suhu dari tahun 1953-2070, pada penelitian ini menganalisis catatan curah hujan dan suhu sebelumnya untuk meramalkan perubahan trennya dan model yang dihasilkan akurat dan dapat diterima (Masum dkk., 2022). Prediksi curah hujan di masa yang akan datang dilakukan untuk mendukung pengambilan keputusan lingkungan dan pertanian dengan menggunakan model ARIMA dengan komponen terintegrasi dan *autoregressive moving average* (ARMA) (Twumasi dkk., 2021).

Penelitian ini memberikan kontribusi praktis dalam upaya adaptasi terhadap perubahan iklim

dengan mengembangkan dan menerapkan metode ARIMA untuk membantu petani menghadapi ketidakpastian iklim, khususnya dalam merencanakan waktu tanam yang tepat berdasarkan prediksi curah hujan dasarian. Selain itu, studi ini juga memperluas aplikasi model ARIMA dalam konteks agrikultur, terutama untuk memprediksi kondisi iklim yang relevan bagi perencanaan produksi pertanian yang lebih optimal.

Struktur artikel ini adalah sebagai berikut: bagian 2 menjelaskan metode penelitian yang terdiri dari alur penelitian, data dan variabel, serta model ARIMA, bagian 3 hasil dan pembahasan dari penelitian yang dilakukan, bagian 4 berisi kesimpulan dari penelitian.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dipakai memakai langkah-langkah pada metode ARIMA, dengan alur seperti pada Gambar 1.

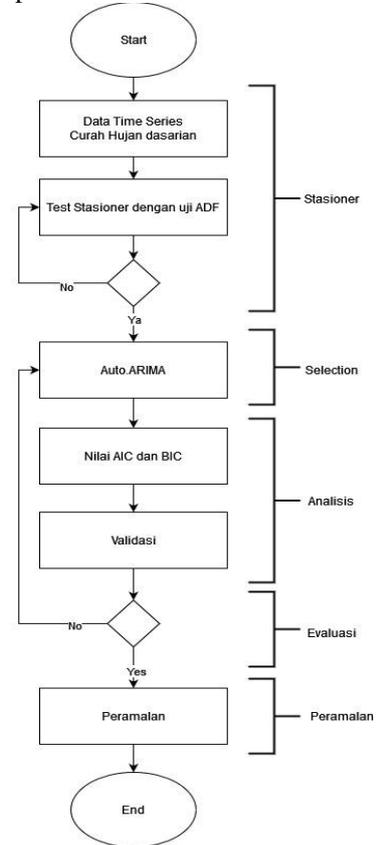
1. Pengumpulan data *time series* berupa data curah hujan di provinsi Jawa Barat.
2. Pemeriksaan stasioner menggunakan uji ADF.
3. Jika data belum stasioner maka perlu dilakukan diferensiasi agar data menjadi stasioner.
4. Jika data sudah stasioner maka lanjut ke tahap selanjutnya.
5. Menggunakan *library forecast* yang ada di dalam RStudio menggunakan auto ARIMA untuk mengidentifikasi model yang akan dianalisis.
6. Model yang terbaik akan didapatkan berdasarkan nilai AIC dan BIC terendah.
7. Validasi dilakukan untuk memeriksa keakuratan model matematika yang dipilih.
8. Jika validasi gagal memenuhi parameter model yang paling sesuai maka akan dilakukan pengulangan untuk pemilihan model yang berbeda menggunakan lag yang sesuai.
9. Jika validasi sesuai maka dilanjutkan ke tahap selanjutnya.
10. Peramalan dilakukan untuk mengetahui nilai data curah hujan di masa yang akan datang.

2.1. Data dan Variabel

Data yang dipakai adalah data iklim berasal dari data BMKG (<https://dataonline.bmkg.go.id/home>) berupa data curah hujan harian di provinsi Jawa Barat stasiun Klimatologi Jawa Barat dari Januari 2019 sampai November 2023 berupa data *time series* sebanyak 1795 data curah hujan. Dari data tersebut terdapat beberapa yang data tidak terukur dengan masukan 8888. Data curah hujan menggunakan satuan mm (milimeter) Data curah hujan harian ini kemudian dijumlahkan menjadi data curah hujan dasarian atau persepuluh hari. Hal ini dilakukan untuk dapat memprediksi waktu tanam yang dapat dipergunakan untuk menanam tanaman padi.

Praproses dilakukan untuk membersihkan data yang akan dipergunakan. Dalam penelitian ini

praproses dilakukan dengan membersihkan data yang tidak terukur berupa nilai 8888 menjadi *null*. Setelah dilakukan pembersihan data kemudian data curah hujan harian diubah menjadi curah hujan dasarian dengan cara menjumlahkan data curah hujan harian persepuluh hari.



Gambar 1. Metode Penelitian

Metode ARIMA yang dipergunakan adalah AutoARIMA dengan pseudocode seperti pada gambar 2. Pseudocode ini menjelaskan proses pengumpulan data, pengujian stasioneritas, penerapan differencing untuk mencapai stasioneritas, serta pemilihan parameter AR (AutoRegressive) dan MA (Moving Average) yang optimal.

```

1 Begin
2 # Langkah 1: Kumpulkan data terbaru
3 Kumpulkan deret data {x1, x2, ..., xn}
4 # Langkah 2: Inisialisasi
5 Tetapkan I = 0
6 # Langkah 3: Periksa stasioneritas
7 While variance(diff({x1, x2, ..., xn}, I)) -
8   variance(diff({x1, x2, ..., xn}, I+1)) >= ε
9   I = I + 1
10 End While
11 # Langkah 4: Buat data menjadi stasioner dengan differencing
12 Apply differencing I times to make {x1, x2, ..., xn}
13 stationary
14 Get {x1', x2', ..., xn'} after differencing
15 # Langkah 5: Loop untuk nilai AR dan MA
16 For AR = 1 to MaxAR
17   For MA = 1 to MaxMA
18     # Step 6: Fit ARIMA(AR, I, MA) model
19     Fit ARIMA(AR, I, MA) model on {x1', x2', ..., xn'}
20     using least squares method
21     # Langkah 7: Hitung BIC (Bayesian Information
22     Criterion)
23     Hitung BIC
24     # Langkah 8: Lakukan uji white noise Ljung-Box pada
25     residual
26     If (BIC is minimal) and (Ljung-Box test passes for
27     residuals)
28       # If criteria is met, break the loop and select
29       the model
30       Break ARIMA modeling
31     End If
32   End For
33 End For
34 End
  
```

Gambar 2. Pseudocode ARIMA

Tabel 1. Data Curah Hujan Harian

Tanggal	Curah Hujan (mm)
01-01-2019	9,3
02-01-2019	1,6
03-01-2019	2
04-01-2019	
...
24-11-2023	

Tabel 2. Data Curah Hujan Dasarian

Dasarian	Curah Hujan
JanI	54,1
JanII	63,1
JanIII	153,3
FebI	70,6
...	...
NovII	282,8

2.2. Model ARIMA

ARIMA atau *Autoregressive Integrated Moving Average* adalah suatu metode yang dipergunakan untuk meramalkan kejadian yang akan datang dengan memanfaatkan data di masa lalu dengan menghasilkan peramalan jangka pendek (Rianto dan Yunis, 2021). ARIMA memiliki keunggulan yaitu dapat meramalkan dengan tingkat akurasi yang efektif untuk dipergunakan dalam peramalan jangka pendek selain itu ARIMA juga fleksibel dan cepat.

Arima menggabungkan model AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*) untuk dapat melakukan prediksi pada data *time series*. AR menjelaskan model mengenai variabel terikat yang dipengaruhi oleh variabel itu sendiri pada periode masa lalu. Model AR dinyatakan dengan AR(p) atau ARIMA(p,0,0) dengan membentuk persamaan (1).

$$Y_t = \phi_1 \cdot Y_{t-1} + \phi_2 \cdot Y_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot Y_{t-p} + w_t \tag{1}$$

Di mana:

- Y_t : nilai variabel X pada waktu ke-t
- ϕ_t : Parameter Autoregressive ke-p
- w_t : nilai error pada saat ke-t

Moving Average (MA) merupakan model yang menjelaskan secara eksplisit hubungan ketergantungan antara nilai kesalahan dengan berurutan. Model MA dinyatakan dengan MA(q) atau Arima (0,0,q) dengan membentuk persamaan (2).

$$Y_t = w_t + \theta_1 \cdot w_{t-1} + \theta_2 \cdot w_{t-2} + \dots + \theta_q \cdot w_{t-p} \tag{2}$$

Di mana :

- Y_t : nilai variabel X pada waktu ke-t
- θ_q : parameter moving average ke-q
- w_t : nilai error pada saat ke t

Model AR dan MA dapat digabungkan menjadi model ARMA yaitu (p,q) atau Arima (p,0,q) dengan membentuk persamaan (3)

$$Y_t = \phi_1 \cdot Y_{t-1} + \phi_2 \cdot Y_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot Y_{t-p} + w_t + \theta_1 \cdot w_{t-1} + \theta_2 \cdot w_{t-2} + \dots + \theta_q \cdot w_{t-p} \tag{3}$$

Di mana :

- Y_t : Nilai variabel Z pada waktu ke-t
- ϕ_p : parameter AR ke-p
- θ_q : parameter MA ke-q
- w_t : nilai error pada saat ke t

Sedangkan model ARIMA merupakan model yang mengintegrasikan model AR dan Model MA dengan bentuk ARIMA (p, d, q) yang di mana orde p mewakili operator AR, orde d mewakili *differencing*, dan orde q mewakili operator MA. Model ARIMA (p,d,q) membentuk persamaan (4).

$$Y_t = (1 + \phi_1) \cdot Y_{t-1} + (\phi_1 - \phi_2) \cdot Y_{t-2} + \dots + (\phi_p - \phi_{p-1}) \cdot Y_{t-p} + w_t - \theta_q \cdot w_{t-1} - \dots - \theta_q \cdot w_{t-p} \tag{4}$$

Dimana :

- Y_t : Nilai variabel Z pada waktu ke-t
- ϕ_p : parameter AR ke-p
- θ_q : parameter MA ke-q
- w_t : nilai error pada saat ke t

Peramalan yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan metode ARIMA dengan menggunakan *software* Rstudio dengan beberapa *library* yang ada di dalamnya untuk membantu dalam penelitian ini, yaitu *library forecast*, *aTSA*, *lmtest* dan lainnya. Langkah-langkah penerapan metode ARIMA dalam penelitian ini seperti tergambar pada Gambar 1.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

> **summary(CHD)**

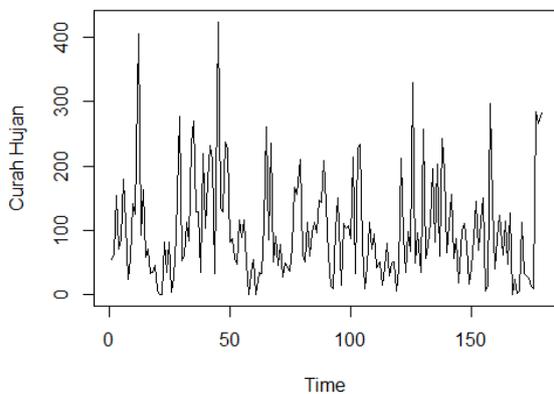
Dasarian	Curah Hujan
Length:179	Min. : 0.00
Class :character	1st Qu.: 42.00
Mode :character	Median : 82.50
	Mean : 99.82
	3rd Qu.:129.05
	Max. :424.20

Gambar 3. Summary Data Curah Hujan Dasarian

Gambar 2 memperlihatkan curah harian dasarian dari tahun 2019 sampai tahun 2023 dalam bentuk *time series*. Gambar 2 menunjukkan datanya perlu dipastikan stasioner dalam *mean* dan *variance*, hal ini dilakukan untuk melihat apakah metode ARIMA telah dipenuhi untuk dilakukan dalam penelitian ini. Pengujian *stationer* dilakukan menggunakan uji ADF atau *Augmented Dickey-Fuller* yang dapat dilihat

pada Gambar 4. Uji ini berguna untuk menentukan apakah suatu rangkaian waktu memiliki akar unit, yang menunjukkan apakah ada tren atau pola dalam data tersebut. Ada tiga tipe pengujian yang dilakukan yaitu pengujian pertama tanpa *Drift* dan tanpa *Trend* menghasilkan Nilai *p-value* yang rendah (≤ 0.01) dengan nilai $-5,58$ hal ini menunjukkan bahwa data stasioner. Pengujian kedua adalah dengan *Drift* tanpa *Trend* menghasilkan Nilai *p-value* yang rendah (≤ 0.01) dengan nilai $-10,80$ hal ini menunjukkan bahwa data stasioner. Pengujian ketiga adalah dengan *Drift* dan *Trend* menghasilkan Nilai *p-value* yang rendah (≤ 0.01) dengan nilai $-10,79$ hal ini menunjukkan bahwa data stasioner. Karena nilai *p-value* sangat rendah (≤ 0.01) untuk semua tiga jenis pengujian maka dapat disimpulkan bahwa data yang diobservasi yaitu curah hujan dasarian tahun 2019-2023 cenderung stasioner.

Curah Hujan Dasarian 2019-2023



Gambar 4. Grafik Time Series Curah Hujan Dasarian

```
> adf.test(CHD)
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

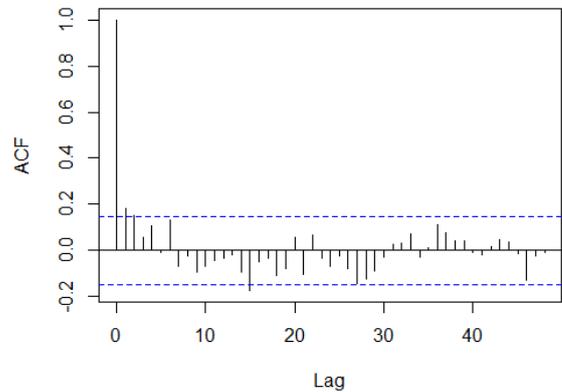
Type 1: no drift no trend
      lag ADF p.value
[1,]  0 -5.58 0.0100
[2,]  1 -3.13 0.0100
[3,]  2 -2.30 0.0225
[4,]  3 -1.66 0.0938
[5,]  4 -1.52 0.1347
Type 2: with drift no trend
      lag ADF p.value
[1,]  0 -10.80 0.01
[2,]  1 -7.08 0.01
[3,]  2 -5.85 0.01
[4,]  3 -4.78 0.01
[5,]  4 -4.71 0.01
Type 3: with drift and trend
      lag ADF p.value
[1,]  0 -10.79 0.01
[2,]  1 -7.07 0.01
[3,]  2 -5.82 0.01
[4,]  3 -4.75 0.01
[5,]  4 -4.68 0.01
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <= 0.01
```

Gambar 5. Pengujian Augmented Dickey-Fuller

Pengujian ACF atau *Autocorrelation Function* digunakan untuk menghitung dan menampilkan fungsi *autokorelasi* dari deret waktu yang disimpan dari data curah hujan dasarian. 48 iterasi dilakukan melihat nilai ACF. Nilai ACF membantu dalam mengidentifikasi pola atau struktur korelasi dalam deret waktu, yang dapat memberikan wawasan

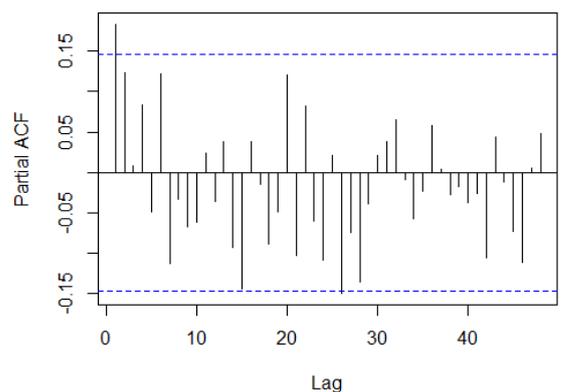
tentang sifat data dan membantu dalam pemodelan dan prediksi. Dari hasil nilai ACF terlihat 4 lag yang keluar dari batas signifikannya nilai 0.15 dan -0.15 yang memiliki arti mengandung MA(1), MA(2), MA(3), dan MA(4).

Curah Hujan



Gambar 6. Plot ACF Curah Hujan Dasarian

Series CHD



Gambar 7. Plot PACF Curah Hujan Dasarian

Pengujian PACF atau *Partial Autocorrelation Function* digunakan untuk menghitung dan menampilkan fungsi korelasi parsial dari deret waktu yang disimpan dalam objek Curah Hujan Dasarian. Hasil dari pengujian ini akan memberikan nilai korelasi parsial untuk setiap lag. PACF adalah metode yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan langsung antara satu titik waktu dengan titik waktu tertentu dalam deret waktu, setelah menghilangkan pengaruh korelasi pada lag-lag sebelumnya. Analisis PACF berguna dalam menentukan orde optimal dari model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), yang sering digunakan untuk pemodelan deret waktu. Dari hasil pengujian PACF ini terlihat bahwa terdapat 1 lag yang keluar dari batas signifikannya nilai 0.15 dan -0.15 yang memiliki arti *autoregressive* atau AR(1).

```
> auto.arima(CHD,trace = TRUE)

Fitting models using approximations to speed things up...

ARIMA(2,0,2) with non-zero mean : 2081.582
ARIMA(0,0,0) with non-zero mean : 2083.816
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean : 2080.224
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean : 2080.972
ARIMA(0,0,0) with zero mean : 2247.984
ARIMA(2,0,0) with non-zero mean : 2080.061
ARIMA(3,0,0) with non-zero mean : 2082.438
ARIMA(2,0,1) with non-zero mean : Inf
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean : 2079.199
ARIMA(1,0,2) with non-zero mean : 2081.041
ARIMA(0,0,2) with non-zero mean : 2079.598
ARIMA(1,0,1) with zero mean : Inf

Now re-fitting the best model(s) without approximations...

ARIMA(1,0,1) with non-zero mean : 2078.509

Best model: ARIMA(1,0,1) with non-zero mean

Series: CHD
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean
Coefficients:
      ar1      ma1      mean
0.6930 -0.5192 100.5336
s.e. 0.1663 0.1923 9.1500

sigma^2 = 6275: log likelihood = -1035.14
AIC=2078.28 AICc=2078.51 BIC=2091.03
```

Gambar 8. Hasil auto.arima

Auto Arima dijalankan untuk membuat model Arima untuk memprediksi curah hujan harian. Dari perintah ini dilakukan beberapa iterasi yang digunakan untuk mencari model yang terbaik berdasarkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*). Beberapa model yang dicoba antara lain ARIMA(2,0,2), ARIMA(0,0,0), ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), ARIMA(0,0,0) (tanpa *mean*), ARIMA(2,0,0), ARIMA(3,0,0), dan sebagainya. Model dengan nilai AIC yang lebih rendah dianggap lebih baik. Model terbaik didapat dengan nilai AIC paling kecil di antara orde yang lain yaitu ARIMA(1,0,1) dengan parameter ARIMA(1,0,1) with *non-zero mean*, Koefisien model $ar1=0.6930$, $ma1=-0.5192$, $mean=100.5336$ dengan performa model Varian residu (σ^2) = 6275, Log *likelihood* = -1035.14, AIC = 2078 dan BIC = 2091,03.

Maka didapat persamaan untuk model ARIMA (1,0,1) pada persamaan 5.

$$Z_t = 100,53365 + 0,69304Z_{t-1} - 0,51916w_{t-1} + w_t \quad (5)$$

```
> model1= Arima(CHD, order = c(1,0,1), include.mean = TRUE)
> coefest(model1)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1      0.69304    0.16633   4.1666 3.092e-05 ***
ma1     -0.51916    0.19225  -2.7004 0.006925 **
intercept 100.53365    9.15003  10.9873 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Gambar 9. Hasil Z test of Coefficients

Dari model yang terbentuk yaitu ARIMA (1,0,1) dapat dilihat bahwa semua koefisien (AR1, MA1, dan *Intercept*) dalam model ARIMA(1,0,1) with *non-zero mean* signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi karena *p-value* yang sangat rendah yaitu < 0,05.

```
> model1
Series: CHD
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ma1      mean
0.6930 -0.5192 100.5336
s.e. 0.1663 0.1923 9.1500

sigma^2 = 6275: log likelihood = -1035.14
AIC=2078.28 AICc=2078.51 BIC=2091.03
```

Gambar 10. Hasil ARIMA(1,0,1)

Model ini juga memiliki nilai AIC dan BIC yang kecil sehingga semakin baik modelnya dalam menjelaskan data, kemudian nilai Log *likelihood* yang tinggi menunjukkan model dapat menjelaskan data dengan baik. Sehingga secara keseluruhan, model ini memberikan representasi yang baik terhadap data deret waktu curah hujan dasarian, dan koefisien-koefisien yang diperoleh dapat digunakan untuk membuat prediksi atau untuk analisis lebih lanjut.

Langkah terakhir dalam analisis *time series* untuk memprediksi curah hujan dasarian adalah melakukan peramalan. Peramalan dilakukan sebanyak 18 dasarian atau sekitar 6 bulan ke depan. Hal ini dilakukan untuk menentukan awal waktu tanam yang baik untuk tanaman padi berdasarkan curah hujan.

Point forecast merupakan nilai prediksi di masa yang akan datang, Lo 80 dan Hi 80 merupakan rentang kepercayaan 80% untuk prediksi, sedangkan Lo 95 dan Hi 95 adalah rentang kepercayaan 95%.

```
> forecast(model1,h=18)
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
180      151.5982  50.07653678  253.1199  -3.665798  306.8622
181      135.9233  32.87843376  238.9683  -21.670246  293.5169
182      125.0601  21.29148652  228.8286  -33.640274  283.7604
183      117.5314  13.41702731  221.6457  -41.697781  276.7605
184      112.3137  8.03369613  216.5937  -47.168815  271.7963
185      108.6977  4.33818106  213.0572  -50.906404  268.3018
186      106.1916  1.79397822  210.5893  -53.470804  265.8541
187      104.4548  0.03887026  208.8708  -55.235610  264.1453
188      103.2512  -1.17358791  207.6760  -56.452726  262.9551
189      102.4170  -2.01199568  206.8460  -57.293370  262.1274
190      101.8389  -2.59214522  206.2699  -57.874594  261.5524
191      101.4382  -2.99377919  205.8702  -58.276744  261.1532
192      101.1606  -3.27191946  205.5930  -58.555132  260.8762
193      100.9681  -3.46458166  205.4008  -58.747913  260.6841
194      100.8348  -3.59805607  205.2676  -58.881445  260.5509
195      100.7423  -3.69053594  205.1752  -58.973952  260.4586
196      100.6783  -3.75461697  205.1112  -59.038046  260.3946
197      100.6339  -3.79902227  205.0668  -59.082458  260.3502
```

Gambar 11. Hasil Peramalan Curah Hujan Dasarian

Dari hasil peramalan curah harian dasarian ini dapat diketahui perkiraan waktu tanam yang dapat dilakukan untuk menanam tanaman padi. Awal waktu tanam untuk tanaman padi dimulai apabila curah hujan telah melebihi 50mm/dasarian selama tiga dasarian berturut-turut (Candra Devi, Bayupati dan Wirdiani, 2022). Dengan kriteria tersebut dapat diketahui awal waktu tanam yang baik untuk menanam tanaman padi di Jawa barat seperti terlihat pada tabel 3.

Tabel 3. Prakiraan Curah Hujan Dasarian untuk Mulai Tanam Tanaman Padi

OKT 23			Nov-23			des 23			Jan-24			Feb-24			Mar-24			Apr-24			Mei 24			Jun-24		
I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III
	32,6	29,6	25,3	13,7	9	285	266,5	282,8	151	135	125	117	112	108	106	104	103	102	101	101	101	100	100	100	100	100
MULAI NANAM																										

Prediksi curah hujan dasarian lakukan mulai bulan Desember dasarian ke-3 sampai bulan Juni dasarian ke-2 dan terlihat bahwa prediksi curah hujan dasarian dari Desember dasarian ke-3 memiliki curah hujan dalam kategori menengah.

Prediksi curah hujan dasarian telah dilakukan dengan menggunakan metode ARIMA (1,0,1) yang berasal dari data histori selama 5 tahun di provinsi Jawa Barat pada stasiun Klimatologi Jawa Barat. Dengan mengetahui prediksi curah hujan dasarian ke depan petani dapat menyusun strategi untuk proses penanaman agar mendapatkan produktivitas padi yang optimal dalam pengelolaan lahan, pembibitan, penanaman padi, pemupukan hingga distribusi pestisida. Sehingga baik pada musim hujan ataupun musim kemarau, para petani dapat membuat perencanaan dengan menggunakan informasi lengkap mengenai prediksi curah hujan dan musim tanam padi untuk mendapatkan produktivitas yang diharapkan.

Tabel 3 memperlihatkan bahwa waktu tanam yang dapat dilakukan dalam penanaman padi dapat dilakukan dimulai pada bulan November dasarian ke-3 karena curah hujan dan prediksi curah hujan untuk 18 dasarian berikutnya menandakan curah hujan yang cukup lebat yaitu di atas 50 mm/dasarian. Hasil tersebut sesuai dengan prakiraan cuaca yang di keluarkan oleh BMKG pada buku Prakiraan Musim Hujan 2023/2024 di Indonesia (BMKG, 2023) bahwa rata-rata perkiraan awal musim hujan 2023/2024 di daerah Jawa barat dimulai dari bulan November dasarian I, II atau III.

Pembuatan kalender tanam dilakukan berdasarkan prakiraan curah hujan dari data histori sebelumnya. Awal musim tanam untuk tanaman padi dilakukan berdasarkan jumlah curah hujan dasarian tiga kali berturut-turut lebih dari 50mm/dasarian.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan peramalan curah hujan dasarian menggunakan metode ARIMA untuk menentukan awal waktu tanam untuk tanaman padi. Model yang dihasilkan yaitu ARIMA (1,0,1) berdasarkan auto ARIMA dengan nilai AIC terkecil 2078,28 jika dibandingkan dengan model yang lain serta dapat melakukan prediksi curah hujan dasarian di provinsi Jawa Barat.

Hasil prediksi menunjukkan curah hujan dasarian dapat dilakukan untuk menentukan awal musim tanam untuk tanaman padi, yaitu awal musim tanam dimulai dari bulan November dasarian ke-3.

Dari data curah hujan dasarian *time series* di provinsi Jawa Barat dari tahun 2019 sampai 2023 diperoleh prediksi curah hujan dasarian dari Desember dasarian ke-3 tahun 2023 sampai Juni dasarian ke-2 tahun 2024. Hasil dari prediksi curah

hujan dasarian akan menjadi rekomendasi dalam penentuan awal musim tanam untuk tanaman padi untuk di wilayah Jawa Barat.

Penelitian di masa depan dapat fokus pada peningkatan akurasi model peramalan cuaca dasarian dengan menggunakan data histori yang lebih jauh lagi sehingga akan diketahui data musimannya.

DAFTAR PUSTAKA

- BMKG, 2023. *Prakiraan Musim Hujan 2023/2024*. Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika.
- CANDRA DEVI, N.M.M., BAYUPATI, I.P.A. dan WIRDIANI, N.K.A., 2022. Prediksi Curah Hujan Dasarian dengan Metode Vanilla RNN dan LSTM untuk Menentukan Awal Musim Hujan dan Kemarau. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 8(3), hal.405. <https://doi.org/10.26418/jp.v8i3.56606>.
- CHEN, M., LINKER, R., LYU, X. dan LUO, Y., 2024. *Irrigation forecasting for paddy rice using the ACOP-Rice model and public weather forecasts*. [daring] *Irrigation Science*, Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/s00271-023-00904-4>.
- DIMRI, T., AHMAD, S. dan SHARIF, M., 2020. Time series analysis of climate variables using seasonal ARIMA approach. *Journal of Earth System Science*, 129(1). <https://doi.org/10.1007/s12040-020-01408-x>.
- HAILEMESKEL ABEBE, T., 2020. Time Series Analysis of Monthly Average Temperature and Rainfall Using Seasonal ARIMA Model (in Case of Ambo Area, Ethiopia). *International Journal of Theoretical and Applied Mathematics*, 6(5), hal.76. <https://doi.org/10.11648/j.ijtam.20200605.13>.
- HUSSAIN, S., HUANG, J., HUANG, JI., AHMAD, S., NANDA, S., ANWAR, S., SHAKOOR, A., ZHU, C., ZHU, L., CAO, X., JIN, Q. dan ZHANG, J., 2020. *Rice Production Under Climate Change: Adaptations and Mitigating Strategies*. *Environment, Climate, Plant and Vegetation Growth*. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49732-3_19.
- ILHAMİYAH, GUNAWAN, A., ASH'ARI, F.M. dan GAZALI, A., 2023. Penyusunan Kalender Tanam dan Pengendalian Hama Terpadu Pada Budidaya Tanaman Pakcoy. *Jurnal Pengabdian Al-ikhlas*, 8(3), hal.378–385.
- LAI, Y. dan DZOMBAK, D.A., 2020. Use of the autoregressive integrated moving average (Arima) model to forecast near-term regional temperature and precipitation. *Weather and Forecasting*, 35(3), hal.959–976. <https://doi.org/10.1175/WAF-D-19-0158.1>.

- MASUM, M.H., ISLAM, R., HOSSEN, M.A. dan AKHIE, A.A., 2022. Time Series Prediction of Rainfall and Temperature Trend using ARIMA Model. *Journal of Scientific Research*, 14(1), hal.215–227. <https://doi.org/10.3329/jsr.v14i1.54973>.
- MURNI, W.S. dan PURNAMA, H., 2020. Pengembangan Pola Tanam Tanaman Pangan dengan Introduksi Teknologi Kalender Tanam (KATAM) Terpadu. In: *Seminar Nasional Lahan Suboptimal*. hal.1057–1064.
- NOVAL, A., ZULKIEFLIMANSYAH, Z. dan UMAR, U., 2023. Analisis Pemetaan Sistem Blok Air Pada Petani Di Dinas Pekerjaan Umum Dan Penataan Ruang Di Kabupaten Sumbawa Barat. *Ganec Swara*, 17(4), hal.1492. <https://doi.org/10.35327/gara.v17i4.634>.
- PARVIZ, L. dan GHORBANPOUR, M., 2024. Assimilation of PSO and SVR into an improved ARIMA model for monthly precipitation forecasting. *Scientific Reports*, [daring] 14(1), hal.1–17. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63046-3>.
- RIANTO, M. dan YUNIS, R., 2021. Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Random Forest. *Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika*, 23(1). <https://doi.org/10.31294/p.v23i1.9781>.
- TWUMASI, Y.A., ANNAN, J.B., MEREM, E.C., NAMWAMBA, J.B., AYALA-SILVA, T., NING, Z.H., ASARE-ANSAH, A.B., OPPONG, J., FRIMPONG, D.B., LOH, P.M., OWUSU, F., KANGWANA, L.A., MWAKIMI, O.S., PETJA, B.M., OKWEMBA, R., AKINRINWOYE, C.O., MOSBY, H.J. dan MCCLENDON-PERALTA, J., 2021. Time Series Analysis on Selected Rainfall Stations Data in Louisiana Using ARIMA Approach. *Open Journal of Statistics*, 11(05), hal.655–672. <https://doi.org/10.4236/ojs.2021.115039>.