

PENJADWALAN MASA TANAM PADI DAN JAGUNG BERDASARKAN HASIL PREDIKSI CURAH HUJAN MENGGUNAKAN ARIMA DI WILAYAH SLEMAN

George Recksy Sandy Pratama^{1*}, Irfan Pratama²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta; Gg. Jembatan Merah No.84C, Soropadan, Condongcatur, Kec. Depok, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55283; Telepon: (0274) 550703

Riwayat artikel:

Received: 21 Juli 2023

Accepted: 10 Agustus 2023

Published: 11 September 2023

Keywords:

Penjadwalan Masa Tanam, Prediksi, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), Curah Hujan

Correspondent Email:

191210039@student.mercubuana-yogya.ac.id

Abstrak. Kabupaten Sleman didukung oleh irigasi teknis dan sebagian besar wilayahnya merupakan lahan pertanian. Iklim tropis dan kelembaban yang tinggi akan berdampak pada produksi pertanian di beberapa daerah. Untuk mendukung produksi pertanian di wilayah Sleman, hasil prediksi curah hujan digunakan untuk menentukan penjadwalan tanam yang tepat. Untuk memprediksi curah hujan dilakukan dengan metode ARIMA, karena data curah hujan berasal dari himpunan waktu yang tidak stasioner, ARIMA digunakan untuk menghimpun waktu yang tidak stasioner. Dengan model ARIMA dalam memprediksi curah hujan dan mendapatkan penjadwalan musim tanam pertanian, harus ditentukan nilai minimum AIC (*Akaike Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) yang ditentukan dari beberapa model ARIMA yang digunakan. Kemudian menghitung nilai RMSE dan MAPE hasil perhitungan presisi. Petani dapat mempersiapkan perubahan curah hujan dalam produksi pertanian dengan prediksi curah hujan di masa mendatang. Selain itu, berdasarkan hasil prediksi curah hujan wilayah Sleman dapat membantu menentukan penjadwal tanam tanaman yang tepat.

Abstract. Sleman Regency is supported by technical irrigation and most of the area is agricultural land. Sleman's tropical climate and high humidity will impact agricultural production in several areas. To support agricultural production in the Sleman region, the results of rainfall predictions are used to determine the right planting schedule. The ARIMA method is used to predict rainfall, because the rainfall data comes from non-stationary time sets, and ARIMA is used for non-stationary time sets. With the ARIMA model in predicting rainfall and obtaining agricultural planting season scheduling, the minimum values of AIC (*Akaike Information Criterion*) and BIC (*Bayesian Information Criterion*) must be determined from the several ARIMA models used. Then calculate the RMSE and MAPE values from the precision calculation results. Farmers can prepare for changes in rainfall in agricultural production by predicting future rainfall. In addition, based on the results of predicted rainfall in the Sleman area, it can help determine the right crop planting schedule.

1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan bagian penting dari perekonomian nasional dan memainkan peran

penting dalam pembangunan bangsa melalui penyerapan tenaga kerja, sumber devisa, bahan baku industri, bahan pangan, dan gizi, serta

mendorong gerak sektor ekonomi lainnya. Banyak peneliti melakukan penelitian tentang hal-hal yang dibutuhkan untuk pertanian seiring berjalannya waktu. Dalam penelitian dengan judul "Analisis Vegetasi Tumbuhan Liar Yang Berpotensi Sebagai Refugia Di Area Pertanian Padi Kecamatan Jombang Untuk Penyusunan E-Katalog", penelitian ini termasuk jenis penelitian kuantitatif untuk mengetahui kerapatan relatif, jenis, frekuensi relatif, dominasi relatif, dan indeks nilai penting refugia[1]. Selanjutnya, penelitian dengan judul "Rancang Bangun Alat Penyiraman Dan Pembasmi Hama Otomatis Pada Tanaman Bayam Dengan Monitoring Berbasis Website" berfokus pada penerapan alat penyiraman dan pembasmi hama otomatis pada tanaman bayam yang menggunakan sensor kelembaban tanah dan PIR, yang dapat dimonitor melalui web. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengurangi tingkat kerusakan daun yang disebabkan oleh serangan hama dan untuk memantau kelembaban tanah pada tanaman[2].

Kabupaten Sleman hampir setengah dari luasnya adalah tanah pertanian yang subur, dengan wilayah barat dan selatan didukung oleh irigasi teknis. Jenis tanahnya berbeda-beda, seperti sawah, tegal, pekarangan, hutan, dan sebagainya. Dalam proses pertanian, Kabupaten Sleman adalah salah satu sumber bahan pokok. Produksi pertaniannya meliputi padi, jagung, ubi jalar, dan kedelai[3]. Luas panen dan produksi pertanian terutama pada wilayah Sleman Yogyakarta yaitu hasil pertanian padi sawah, jagung, ubi jalar, dan kedelai. Pada wilayah Sleman, pertanian padi memiliki luas panen (ha) sekitar 49.870 dengan hasil produksi (ton) 326.819, pertanian jagung memiliki luas panen (ha) sekitar 3.227 dengan hasil produksi (ton) 22.576, pertanian ubi jalar memiliki luas panen (ha) sekitar 152 dengan hasil produksi (ton) 2.071, dan pertanian kedelai memiliki luas panen (ha) 58 dengan hasil produksi (ton) 88[4].

Wilayah Kabupaten Sleman memiliki iklim tropis basah. Sleman memiliki curah hujan yang signifikan hampir di setiap bulannya dan hanya memiliki musim kemarau yang singkat. Karena Indonesia memiliki iklim tropis dengan kelembaban tinggi sepanjang tahun, hal ini mempengaruhi produksi pertanian di beberapa daerah. Jumlah curah hujan yang bervariasi setiap musim mempengaruhi jenis tanaman yang dapat tumbuh di daerah tersebut.

Meningkatnya perubahan iklim *global* juga berdampak besar pada pertanian Indonesia. Perubahan pola curah hujan, suhu dan kelembaban dapat mengganggu pola tanam dan mempengaruhi produksi pertanian[5].

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas mengenai prediksi curah hujan menggunakan metode ARIMA untuk mengetahui masa tanam tanaman pertanian. Penelitian dengan judul Prediksi Curah Hujan Bulanan Kabupaten Trenggalek Tahun 2022 dan 2023 Menggunakan Metode ARIMA[6], dimana penelitian ini memprediksikan penanaman padi untuk sawah tadah dapat dimulai pada bulan Oktober tahun 2022. Hasil prediksi menunjukkan musim penghujan akan berlangsung sekitar enam bulan dan akan berakhir pada awal April tahun 2023. Metode ARIMA yang digunakan dapat memprediksikan curah hujan bulanan yang turun untuk mengetahui masa tanam padi sawah tadah di wilayah tersebut.

Prediksi menggunakan Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) sangat tepat untuk data dengan distribusi nilai tidak teratur. ARIMA juga telah banyak digunakan dalam analisis dan peramalan data cuaca dan iklim, termasuk peramalan curah hujan. Prediksi curah hujan dipilih karena kondisi tiap bulan yang tidak menentu dapat mengganggu aktivitas masyarakat wilayah Sleman, hal ini pun juga akan mengganggu pada produksi pertanian di wilayah Sleman. Dengan adanya prediksi curah hujan maka akan membantu masyarakat dalam mengetahui curah hujan yang akan terjadi serta dapat membantu pada bidang pertanian dalam melakukan produksi dan dapat meningkatkan omset produksi pada produsen. Pada kasus ini juga akan digunakan penjadwalan padi dan jagung, hal ini dikarenakan sebagian besar wilayah pertanian Sleman merupakan tanah pertanian sawah dan perkebunan untuk padi dan jagung. Hal tersebut juga merupakan penghasilan terbesar untuk para petani di wilayah Sleman sebagai penghasil oalahan pokok terbesar di Yogyakarta.

Karena itu, ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan, terutama ketika data curah hujan memiliki tren yang dapat diidentifikasi, pola musiman, dan fluktuasi acak sehingga metode ini akan diadaptasi untuk studi kasus penjadwalan masa tanam padi dan jagung

di wilayah Sleman dan mengetahui masa tanam yang sesuai kebutuhan curah hujan pada tanaman pertanian dengan hasil prediksi curah hujan bulanan. Sehingga dalam penelitian ini diharapkan dapat membuat sebuah model yang dapat memprediksi kondisi curah hujan di Sleman dengan baik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Data mining adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika[7].

2.2 Prediksi/Forecasting

Prediksi menurut Herdianto adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi dimasa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil[8].

Tujuan dari peramalan pada awal berdirinya adalah untuk menyebarkan informasi mengenai perubahan yang akan datang terhadap lingkungan yang akan berdampak pada bagaimana kebijakan yang sesuai akan dilaksanakan serta konsekuensinya. Untuk itu, sebelum rekomendasi diformalkan, perlu ada kebijakan peramalan sehingga hasilnya akan menjadi rekomendasi yang intinya dijamin akan terlaksana di lain waktu. Dalam memprediksi kebutuhan yang akan muncul dengan hati-hati di masa depan, perlu untuk memiliki seseorang dengan kesadaran sensorik akut dan kapasitas untuk memahami potensi bahaya yang ada di depan.

2.3 Time Series

Time series adalah berbagai pengamatan yang disajikan pada berbagai waktu. Data *time series* adalah informasi yang berasal dari pengamatan yang dilakukan pada berbagai titik waktu. Data *time series* mungkin mencakup informasi kuantitatif atau kualitatif. Selain penampang data dan panel data, deret waktu data dikenal sebagai tipe data tunggal yang paling penting berdasarkan dimensi waktu.

Beberapa teknik umum untuk analisis deret waktu meliputi[9]:

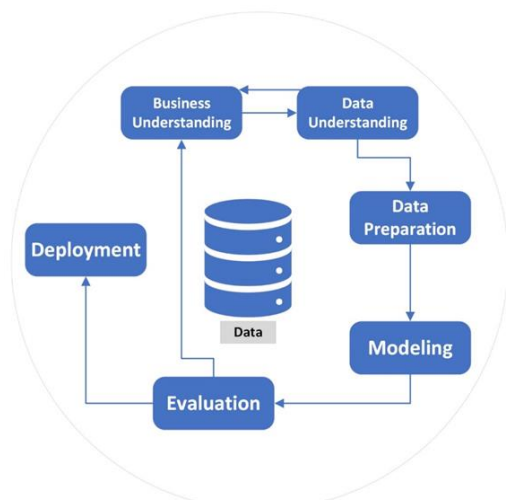
- 1) Visualisasi Data: Plot deret waktu dapat membantu mengidentifikasi komponen data visual dan temporal.
- 2) Peramalan dan Pemodelan: menggunakan teknik seperti ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) atau model regresi untuk memprediksi nilai drawdown untuk waktu saat ini.
- 3) Analisis Spektral: menggunakan Transformasi Fourier untuk mengidentifikasi frekuensi dominan dalam deret waktu.
- 4) Analisis Komponen Utama: menjadikan deret waktu sebagai komponen utama yang menghasilkan tren, musiman, dan fluktuasi sisa.
- 5) Analisis Autokorelasi: Memperkuat hubungan antara nilai-nilai yang ada sepanjang hari.

2.4 ARIMA

Model ARIMA merupakan model gabungan antara *Autoregressive* (AR) orde p dan *Moving Average* (MA) orde q serta proses *differencing* orde d untuk data pada level musiman maupun non musiman dan termasuk dalam kelompok pemodelan linier[10].

Model ARIMA (p, d, q) yang dikenalkan oleh Box dan Jenkins dengan p sebagai orde operator dari AR, d merupakan orde *differencing* dan q sebagai orde operator dari MA. Model ini digunakan untuk data time series yang telah stasioner setelah dilakukan *differencing* sebanyak d kali yaitu dengan menghitung selisih pengamatan dengan pengamatan sebelumnya dimana bentuk persamaan untuk model ARIMA adalah sebagai berikut: $\phi p(B)(1-B)^d Z_t = \theta q(B) a_t$. Apabila model ARIMA mempunyai pola musiman (seasonal) maka model yang dibentuk secara umum adalah sebagai berikut: $\Phi P(B_s)(1-B_s)^d Z_t = \Theta Q(B_s) a_t$. Prakiraan ARIMA tentang permintaan jangka pendek cenderung mengikuti arus penjualan aktual, sedangkan prakiraan dinamis jangka panjang tidak sepenuhnya mampu menjelaskan penjualan aktual[11].

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1 CRISP-DM

Dalam pengembangan jalannya suatu sistem ini peneliti menggunakan model CRISP-DM cocok digunakan sebagai model jalan penelitian karena merupakan sebuah metode data mining yang memiliki beberapa tahapan yang akan membantu dalam meminimalisir kesalahan dalam melakukan. Pada gambar 1 dapat dijelaskan tahapan-tahapan sebagai berikut.

1. *Business Understanding* (Pemahaman Bisnis)
Pada tahap ini digunakan untuk menentukan tujuan proyek dan kebutuhan secara detail dalam lingkup curah hujan. Tahap ini juga digunakan sebagai strategi awal untuk mencapai tujuan dan akan menjadi batasan formula dari sebuah permasalahan data mining.
2. *Data Understanding* (Pemahaman Data)
Tahap ini dimulai dari mengumpulkan data curah hujan yang diperoleh dari tahun 2017 - 2022 kemudian dilakukan proses integrasi data, mengembangkan analisis dari sebuah data dalam mengetahui proses *time series* pada data tersebut, mengevaluasi data dalam menguji coba ARIMA, memeriksa data dan melakukan pembersihan data yang tidak valid.
3. *Data Preparation* (Pengolahan Data)
Pada tahap ini merupakan tahapan untuk memperbaiki masalah yang terdapat pada data sebelum data masuk ke tahap modeling sehingga menghasilkan modeling yang bagus. Langkah pertama yang dilakukan pada proses data preparation adalah proses

pengumpulan data yang diperoleh dari Stasiun Klimatologi Kelas IV D.I Yogyakarta, kemudian data yang diperoleh dikoneksikan ke tahap selanjutnya sesuai proses.

4. *Modeling* (Permodelan)
Mengolah data sesuai dengan dengan teknik pemodelan yang dilakukan. Pada modeling dilakukan pengecekan *time series* untuk mengetahui kestasioneran data serta mengetahui hasil testing Dickey-Fuller, kemudian menentukan data train dan testing sebagai uji coba prediksi data. Setelah melakukan pengujian *time series*, selanjutnya melakukan uji coba model ARIMA hingga menentukan model ARIMA terbaik sesuai data.
5. *Evaluation* (Evaluasi)
Tahap ini dilakukan dengan pengujian nilai RMSE dan MAPE yang didapatkan dari tiap model ARIMA yang digunakan. RMSE dan MAPE adalah dua metrik evaluasi yang cocok digunakan sebagai akurasi dalam error peramalan curah hujan karena keduanya dapat mengukur kesalahan peramalan dalam satuan yang sama dengan data aktual. RMSE mengukur seberapa dekat prediksi dengan nilai sebenarnya dalam satuan yang sama. Sedangkan MAPE mengukur seberapa akurat prediksi dalam persentase. Hasil model ARIMA dengan nilai RMSE dan MAPE yang baik akan dijadikan sebagai uji prediksi curah hujan bulanan nantinya.
6. *Deployment* (Penyebaran)
Hasil prediksi yang didapatkan kemudian akan dicocokkan dengan jenis tanaman pertanian yang dipilih untuk mengetahui masa tanam sesuai dengan hasil prediksi curah hujan. Kemudian, hasil prediksi curah hujan akan di tampilkan dalam *streamlit*. *Streamlit* adalah sebuah *framework open-source* untuk membuat antarmuka pengguna interaktif dalam bahasa pemrograman *Python*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

- a. Karakteristik Curah Hujan

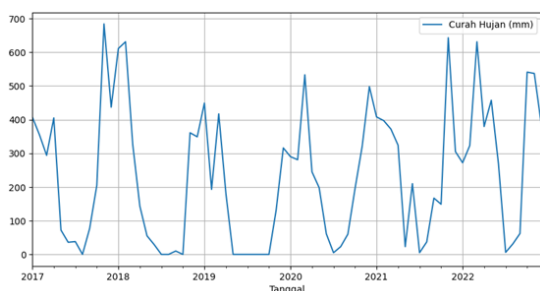
Untuk melakukan peramalan curah hujan pertama kali adalah mengetahui data curah hujan tahun sebelumnya. Peneliti

menggunakan data curah hujan dari tahun 2017 hingga 2022 pada tabel 1.

Tabel 1 Data Curah Hujan 2017-2022 Sleman

Bulan	Tahun					
	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Jan	408	611	449	290	408	272
Feb	355	631	193	281	397	323
Mar	294	327	417	533	372	631
Apr	405	143	180	245	324	379.5
Mei	72	55	0	198	23	457.5
Jun	36	29	0	61	210	269
Jul	38	0	0	5	5	6
Ags	0	0	0	23	37	31
Sept	77	10	0	60	167	62
Okt	205	0	0	195	149	541
Nov	684	361	131	321	643	537
Des	437	349	316	498	305	382

Sumber data berikut akan digunakan untuk eksekusi prakiraan curah hujan dan dapat ditemukan pada grafik gambar 2.



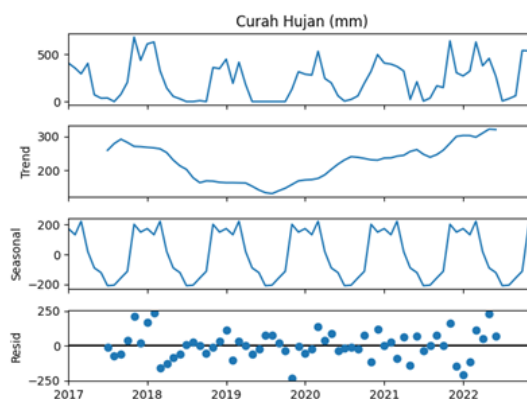
Gambar 2 Grafik Curah Hujan

Berdasarkan grafik gambar 2 curah hujan bulanan menunjukkan bahwa curah hujan tertinggi terjadi pada bulan November 2017 yaitu 684 mm dan terendah pada bulan Agustus 2017, bulan Juli, Agustus, dan Oktober 2018, dan pada bulan Mei hingga Oktober 2019.

b. Data Time Series

Setelah data berhasil ditransfer ke Python, transformasi data deret waktu dari data curah hujan asli dilakukan. Data *time series* adalah informasi yang dinyatakan, dikumpulkan, dan dianalisis berdasarkan seluruh jumlah waktu. Data *time series* digunakan untuk menentukan bentuk data dari periode sebelumnya dan untuk melakukan analisis signifikansi data dari periode mendatang. Pemanggilan ini akan menghasilkan plot yang terdiri dari komponen-komponen hasil dekomposisi

musiman, termasuk komponen trend, musiman, dan residu.



Gambar 3 Data Time Series

Berdasarkan hasil tampilan data time series pada gambar 3, pada komponen *trend* dapat dilihat bahwa terjadi penurunan pada pertengahan tahun dan pada komponen *seasonal* terlihat pola *seasonal* yang sama dan tidak berubah disetiap tahunnya.

c. Pengujian Dickey Fuller

Salah satu metode yang paling umum digunakan untuk menguji keberadaan kestasioneran dalam deret waktu adalah *Dickey-Fuller*, yang digunakan dengan memanggil hasil *testing Dickey-Fuller* untuk menguji keberadaan kestasioneran dalam suatu rangkaian data. Pengujian ini sangat penting untuk analisis deret waktu karena banyak metode analisis deret waktu memerlukan asumsi kestasioneran dalam data. Jika suatu rangkaian data tidak stasioner, itu menunjukkan bahwa terdapat pola atau tren dalam data yang dapat berubah seiring waktu. Kondisi ini dapat menyebabkan kesulitan dalam menganalisis atau memprediksi data karena asumsi dasar dalam banyak metode analisis deret waktu adalah bahwa data stasioner. Beberapa konsekuensi ketidakstasioneran dalam deret waktu adalah perubahan dalam mean, variabilitas, dan tren yang dapat menyebabkan kesalahan dalam analisis.

Tabel 2 Pengujian Dickey-Fuller

Hasil Testing Dickey-Fuller	
Test Statistic	-0.561512
p-values	0.879444
Lags Used	11.000000
Number of Observations Used	60
Critical Value (1%)	-3.544369

Critical Value (5%)	-2.911073
Critical Value (10%)	-2.593190

Hasil tes tabel 2 menunjukkan tidak ada bukti yang cukup untuk menolak hipotesis nol. Ini karena nilai *test statistic* (-0.561512) lebih besar dari semua nilai kritis yang tercantum, dan p-value (0.879444) lebih besar dari tingkat signifikansi umum seperti 0.05 atau 0.01. Oleh karena itu, data dianggap tidak stasioner. Dalam pengujian *Dickey-Fuller*, nilai p-value mengindikasikan seberapa kuat bukti terhadap keberadaan unit root atau kestasioneran. Nilai p-value harus lebih kecil dari tingkat signifikansi yang dipilih, misalnya, 0.05 atau 0.01. Jika nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi yang dipilih, maka cukup bukti untuk menolak hipotesis nol, maka dapat dikatakan bahwa data tersebut stasioner.

Untuk mengetahui kestasioneran, pengujian kedua menguji deret waktu *differenced* (diferensiasi).

Tabel 3 Pengujian Diferensiasi Dickey-Fuller

Hasil Testing Dickey-Fuller	
Test Statistic	-6.570023e+00
p-values	7.979179e-09
Lags Used	1.000000e+01
Number of Observations Used	6.000000e+01
Critical Value (1%)	-3.544369 e+00
Critical Value (5%)	-2.911073 e+00
Critical Value (10%)	-2.593190 e+00

Hasil tes tabel 3 menunjukkan bahwa terdapat perubahan dalam hasil uji *Dickey-Fuller* setelah melakukan *differencing* pada data. Nilai statistik uji *Dickey-Fuller* adalah -6.570023e+00, dan nilai p-value adalah 7.979179e-09. Nilai p-value yang sangat kecil menunjukkan bahwa terdapat cukup bukti untuk menolak hipotesis nol, yang berarti data terdapat cukup bukti yang kuat untuk menolak hipotesis nol. Akhirnya, data yang telah didifferensiasi dapat dianggap stasioner.

d. Uji ARIMA (1,1,1)

Model ARIMA (1,1,1) adalah sebagai uji ARIMA untuk menganalisis dan memprediksi data deret waktu. Model ARIMA (1,1,1) berguna untuk menganalisis dan memprediksi data deret waktu karena mempertimbangkan

hubungan antara nilai-nilai sebelumnya, differencing untuk membuat deret waktu stasioner, dan menggunakan nilai-nilai residual untuk memperbaiki prediksi.

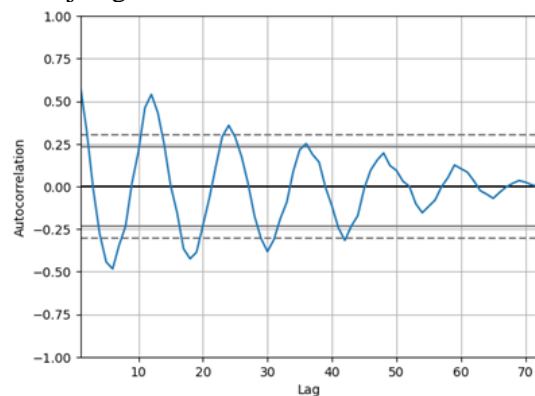
Tabel 4 Sarimax Results (1,1,1)

SARIMAX RESULTS		
Model	AIC	BIC
ARIMA (1,1,1)	942.946	949.734

Hasil fitting model ARIMA tabel 4 menunjukkan bahwa model tersebut menghasilkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) sebesar 942.946 dan nilai BIC (*Bayesian Information Criterion*) sebesar 949.734. Dengan nilai tersebut, menunjukkan bahwa nilai-nilai AIC dan BIC, semakin rendah nilainya, semakin baik model tersebut. Hal ini pula sebagai acuan untuk kecocokan model dengan data, dan pertimbangkan interpretasi statistik untuk menentukan apakah model ARIMA (1, 1, 1) yang dihasilkan memadai atau memerlukan evaluasi lebih lanjut.

e. ARIMA (5,1,1)

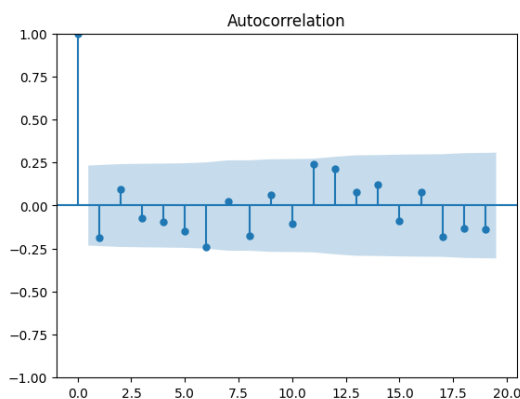
Pada model selanjutnya peneliti mendapatkan model *p,d,q* ARIMA (5,1,1) melalui analisis ACF dan PACF. Analisis ACF dan PACF memungkinkan untuk menemukan nilai *p* (*orde autoregressive*) dan *q* (*orde moving average*) yang signifikan. Selanjutnya, merupakan pendugaan orde AR dan MA untuk pemodelan ARIMA dengan melihat plot ACF dan PACF. Berdasarkan plot ACF dan PACF diperoleh sepuluh model sementara dan satu model terbaik yaitu ARIMA (5,1,1) yang kemudian dilanjutkan dengan uji signifikansi.



Gambar 4 Hasil PACF

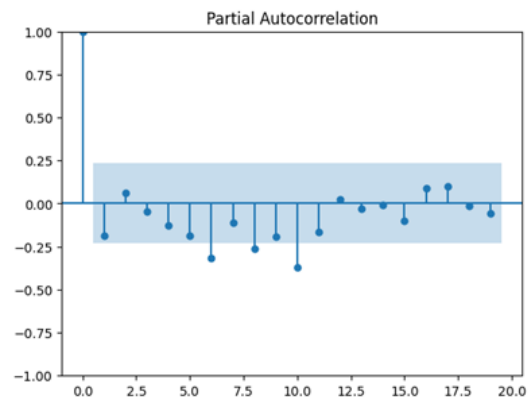
Setelah menghilangkan korelasi yang disebabkan oleh *lag-lag* sebelumnya, plot PACF digunakan untuk menemukan korelasi parsial antara nilai-nilai yang diamati pada *lag-lag* yang berbeda. Nilai p pada model ARIMA dapat ditemukan dengan menghitung *lag-lag* yang signifikan dalam plot PACF. *Lag-lag* yang berada di luar interval keyakinan dapat menunjukkan bahwa komponen *autoregressive* ada dalam data. Pada hasil gambar PACF tersebut dapat dilihat bahwa garis biru memotong 5 garis *autocorrelation* sehingga dapat disimpulkan secara langsung bahwa nilai p (*orde autoregressive*) memiliki nilai $p=5$.

Plot ACF digunakan untuk menentukan korelasi antara nilai-nilai observasi pada berbagai *lag-lag*. *Lag-lag* yang signifikan dalam plot ACF dapat menentukan nilai q pada model ARIMA, dan *lag-lag* di luar *confidence interval* dapat menunjukkan bahwa ada komponen *moving average* dalam data.



Gambar 5 Autocorrelation

Pada hasil gambar 5 dapat dilihat bahwa terdapat 1 nilai tertinggi dalam *Autocorrelation* yang sudah mengalami *differencing*.



Gambar 6 Partial Autocorrelation

Pada hasil gambar Autocorrelation dan Partial Correlation tersebut dapat dilihat bahwa terdapat 1 nilai tertinggi dalam *autocorrelation* yang sudah mengalami *differencing* sehingga dapat disimpulkan secara langsung bahwa nilai q (*orde moving average*) memiliki nilai $q=1$. Berikut merupakan hasil nilai tiap *lag ACF*.

Model ARIMA (5,1,1) adalah model uji ARIMA yang di peroleh melalui hasil analisis ACF dan PACF oleh peneliti. Kemudian peneliti menggunakan panggilan perintah SARIMAX Results untuk mencetak ringkasan hasil pemasangan model ARIMA yang telah selesai.

Tabel 5 Sarimax Results (5,1,1)

SARIMAX RESULTS		
Model	AIC	BIC
ARIMA (5,1,1)	927.102	942.941

Hasil fitting model ARIMA (5,1,1) pada tabel 5 menunjukkan bahwa model tersebut menghasilkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) sebesar 927.102 dan nilai BIC (*Bayesian Information Criterion*) sebesar 942.941. Dengan nilai tersebut, menunjukkan bahwa nilai-nilai AIC dan BIC, memiliki nilai yang lebih baik dari sebelumnya (ARIMA (1,1,1)). Hal ini juga akan menjadi acuan untuk kecocokan model dengan data, dan pertimbangan interpretasi statistik untuk menentukan apakah model ARIMA (5, 1, 1) yang dihasilkan memadai atau memerlukan evaluasi lebih lanjut.

f. ARIMA (2,0,2)

Pada model berikut, peneliti memilih model ARIMA (2,0,2) berdasar best model

ARIMA yang terpilih berdasarkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) terkecil. Semakin kecil nilai AIC dan BIC maka semakin baik model ARIMA tersebut sebagai nilai uji prediksi nantinya.

```

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=926.642, Time=0.40 sec
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=971.206, Time=0.02 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=942.617, Time=0.07 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=951.890, Time=0.11 sec
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1031.376, Time=0.02 sec
ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=943.590, Time=0.24 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=946.324, Time=0.35 sec
ARIMA(3,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=939.929, Time=0.57 sec
ARIMA(2,0,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=932.023, Time=0.43 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=944.595, Time=0.10 sec
ARIMA(1,0,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=944.530, Time=0.18 sec
ARIMA(3,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=934.926, Time=0.46 sec
ARIMA(3,0,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=0.68 sec
ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=955.342, Time=0.22 sec

Best model: ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0] intercept
Total fit time: 3.848 seconds
    
```

Gambar 7 Hasil ARIMA Terbaik

Berdasarkan pemanggilan sebelumnya maka selanjutnya akan menampilkan ringkasan model ARIMA yang telah dipilih, yang mencakup parameter estimasi model, metrik evaluasi seperti AIC atau BIC, dan informasi penting lainnya tentang model yang telah dibuat.

Tabel 6 Sarimax Results (2,0,2)

SARIMAX RESULTS		
Model	AIC	BIC
ARIMA (2,0,2)	926.642	940.302

Hasil fitting model ARIMA (2,0,2) pada tabel 6 menunjukkan bahwa model tersebut menghasilkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) sebesar 926.642 dan nilai BIC (*Bayesian Information Criterion*) sebesar 940.302. Dengan nilai tersebut, menunjukkan bahwa nilai AIC dan BIC, memiliki nilai yang lebih baik dari dari model ARIMA (1,1,1) dan model ARIMA (5,1,1). Hal ini juga akan menjadi acuan untuk kecocokan model dengan data, dan pertimbangan interpretasi statistik untuk menentukan model ARIMA (2,0,2) dapat dijadikan acuan prediksi curah hujan di tahun 2023.

4.2 Hasil Prediksi

Tahap ini dilakukan dengan pengujian nilai RMSE dan MAPE yang didapatkan dari tiap model ARIMA yang digunakan. RMSE dan MAPE adalah dua metrik evaluasi yang cocok

digunakan sebagai akurasi dalam *error* peramalan curah hujan karena keduanya dapat mengukur kesalahan peramalan dalam satuan yang sama dengan data aktual. RMSE mengukur seberapa dekat prediksi dengan nilai sebenarnya dalam satuan yang sama. Sedangkan MAPE mengukur seberapa akurat prediksi dalam persentase. Hasil model ARIMA dengan nilai RMSE dan MAPE yang baik akan dijadikan sebagai uji prediksi curah hujan bulanan nantinya.

Tabel 7 Hasil Forecasting

ARIMA FORECASTING		
Model	RMSE	MAPE
ARIMA (1,1,1)	2.90444	6.75823
ARIMA (5,1,1)	2.91620	2.01636
ARIMA (2,0,2)	2.88337	0.59796

Berdasarkan hasil tabel 7, maka model ARIMA yang baik berdasarkan nilai RMSE dan MAPE yang terkecil yaitu model ARIMA (2,0,2). Selanjutnya, peneliti akan menggunakan model ARIMA (2,0,2) sebagai uji prediksi curah hujan bulanan tahun 2023 di wilayah Sleman. Untuk melihat hasil prediksi curah hujan bulanan di tahun 2023 di wilayah Sleman pada tabel 2.

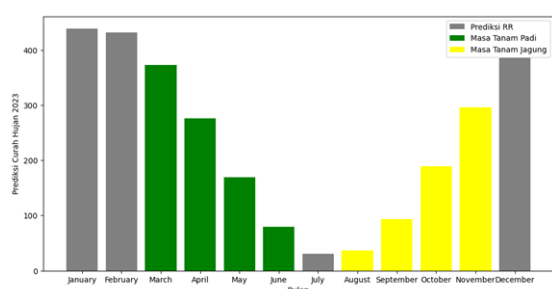
Tabel 8 Data Hasil Prediksi Curah Hujan 2023 Sleman

Bulan	Data Asli Tahun 2022	Hasil Prediksi ARIMA (2,0,2) Tahun 2023
Januari	272	439.125
Februari	323	431.957
Maret	631	372.515
April	379.5	276.580
Mei	457.5	169.592
Juni	269	79.909
Juli	6	31.287
Agustus	31	36.588
September	62	94.378
Oktober	541	189.316
November	537	296.223
Desember	382	386.765

Berdasarkan tabel 8 hasil prediksi ARIMA (2,0,2) tahun 2023 curah hujan bulanan di wilayah Sleman menunjukkan bahwa akan memprediksi curah hujan tertinggi terjadi pada bulan Januari 2023 yaitu 439 mm dan memprediksi curah hujan terendah pada bulan Juli 2023 yaitu 31 mm.

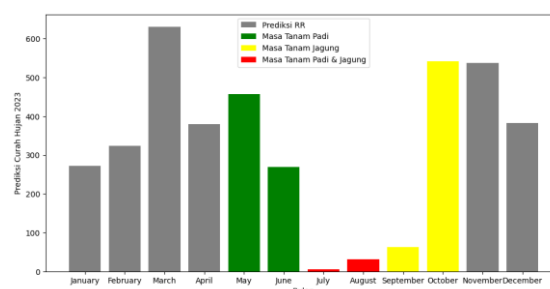
Setelah mendapatkan model prediksi curah hujan bulanan, selanjutnya memprediksi masa penjadwalan tanam padi dan jagung di wilayah Sleman. Data hasil prediksi curah hujan akan di *slice* dan dibagi per 4 bulan sesuai masa pertumbuhan padi yaitu 110 hari – 130 hari (4 bulan). Tanaman padi membutuhkan rata-rata curah hujan 200mm/bulan[12]. Hasil *slice* curah hujan per 4 bulan akan akan dijumlahkan kemudian di kurang 800mm/4bulan sesuai kebutuhan curah hujan tanaman padi sehingga mendapatkan hasil tersebut. Maka dapat disimpulkan, tanaman padi tepat di tanam dan panen di wilayah Sleman Yogyakarta pada prakiraan bulan maret, april, mei dan juni (3).

Sedangkan, masa pertumbuhan hingga panen pada tanaman jagung 99 hari–109 hari bahkan normal 121 hari (4 bulan). Tanaman jagung membutuhkan curah hujan selama masa tanam hingga panen 100mm-200mm/bulan dengan perairan yang merata[13]. Untuk masa penjadwalan tanaman pertanian jagung, hasil *slice* curah hujan per 4 bulan akan akan dijumlahkan kemudian di kurang 100mm–200mm/bulan atau rata-rata 600mm/4bulan sesuai kebutuhan curah hujan tanaman jagung sehingga mendapatkan hasil tersebut. Maka dapat disimpulkan, jagung cocok dimasa tanam hingga panen di wilayah Sleman Yogyakarta pada prakiraan bulan agustus, september, oktober dan november (8).



Gambar 8 Prediksi Penjadwalan Tanam Padi dan Jagung

Hasil gambar 8 menunjukkan untuk penjadwalan masa tanam padi dan jagung sesuai hasil prediksi curah hujan yang akan datang. Bar chart warna abu-abu menunjukkan prediksi curah hujan, bar chart hijau menunjukkan penjadwalan masa tanam padi dan warna kuning menunjukkan masa penjadwalan masa tanam jagung.



Gambar 9 Penjadwalan Tanam Padi dan Jagung 2022

Hasil gambar 9 menunjukkan untuk penjadwalan masa tanam padi dan jagung tahun 2022 memiliki hasil masa tanam yang hampir serupa dengan hasil forecasting masa tanam padi dan jagung di tahun 2023. Bar chart warna abu-abu menunjukkan prediksi curah hujan, bar chart hijau menunjukkan penjadwalan masa tanam padi bar chart warna kuning menunjukkan masa penjadwalan masa tanam jagung dan bar chart merah masa tanam padi dan jagung yang memiliki masa tanam di bulan yang sama.

5. KESIMPULAN dan SARAN

a. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada penelitian ini, terdapat kesimpulan sebagai berikut.

1. Prediksi curah hujan bulanan di wilayah Sleman menggunakan model ARIMA berdasarkan dataset dari tahun 2017-2022 mendapatkan hasil model ARIMA terbaik dengan model ARIMA (2,0,2) dengan nilai AIC sebesar 926.642 dan nilai BIC sebesar 940.302.
2. Prediksi curah hujan bulanan dengan model ARIMA (2,0,2) mendapatkan nilai Test RMSE yaitu 2.883374636010586 dan nilai Test MAPE yaitu 0.5979602533713545.
3. Hasil prediksi curah hujan bulanan di tahun 2023 dapat menjadi acuan bagi para petani di wilayah Sleman dalam memilih penjadwalan masa tanam hingga panen untuk tanaman pertanian padi prakiraan bulan maret, april, mei dan juni dan tanaman pertanian jagung pada prakiraan bulan pada bulan agustus, september, oktober dan november 2023.

b. Saran

Penjadwalan Masa Tanam Padi Dan Jagung Berdasarkan Hasil Prediksi Menggunakan ARIMA Di Wilayah Sleman, memiliki beberapa saran dari penulis, diantaranya sebagai berikut.

1. Mencari dan mengumpulkan lebih banyak dataset curah hujan yang akan di jadikan sebagai uji train dan uji testing agar nilai prediksi yang ditentukan bisa lebih maksimal dan akurat.
2. Menggunakan banyak variabel cuaca yang digunakan sebagai nilai ukur yang lebih baik.
3. Menguji dengan metode-metode prediksi lainnya sebagai uji perbandingan untuk mendapatkan hasil dan nilai prediksi yang maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Jurnal *et al.*, “Analisis Vegetasi Tumbuhan Liar Yang Berpotensi Sebagai Refugia Di Area Pertanian Padi Kecamatan Jombang Untuk Penyusunan E-Katalog,” vol. 3, no. 2, pp. 208–211, 2023.
- [2] J. Jurnal *et al.*, “Rancang Bangun Alat Penyiraman Dan Pembasmi Hama Otomatis Tanaman Bayam Dengan Monitoring Berbasis Website Pada,” vol. 3, no. 1, pp. 178–183, 2023.
- [3] E. T. Wibowo, “Pembangunan Ekonomi Pertanian Digital Dalam Mendukung Ketahanan Pangan (Studi di Kabupaten Sleman: Dinas Pertanian, Pangan, dan Perikanan, Daerah Istimewa Yogyakarta),” *J. Ketahanan Nas.*, vol. 26, no. 2, p. 204, 2020, doi: 10.22146/jkn.57285.
- [4] BPS Kabupaten Sleman-Tanaman Pangan, “Badan Pusat Statistik Kabupaten Sleman,” 34040.1702, 2022. <https://slemankab.bps.go.id/subject/53/tanaman-pangan.html#subjekViewTab3> (accessed Jun. 14, 2023).
- [5] M. Rizki Fardiansyah and R. Dwi Pramoedya, “Analisis Lahan Pertanian Pada Daerah Fluvial Kecamatan Depok Kabupaten Sleman Yogyakarta,” no. April, pp. 8–10, 2021.
- [6] R. P. Dhenanta and I. B. Kholifah, “Prediksi Curah Hujan Bulanan Kabupaten Trenggalek Tahun 2022 dan 2023 Menggunakan Metode ARIMA,” *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2022, no. 1, pp. 1135–1144, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1368.
- [7] D. Larose and C. Larose, *Data Mining and Predictive Analytics*. Canada: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey Published, 2005.
- [8] Herdianto, “Prediksi Prakiraan Mahasiswa Baru Jenjang Masuk Perkuliahan Universitas Muhammadiyah Gresik Dengan Metode Fuzzy,” pp. 6–26, 2013.
- [9] R. Hakim, D. Despa, and L. Hakim, “Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima),” *Electrician*, vol. 14, no. 1, pp. 26–33, 2020, doi: 10.23960/elc.v14n1.2143.
- [10] M. P. Sari, “Penggunaan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Untuk Prakiraan Penderita Pneumonia Balita di Kota Semarang Tahun 2019-2021,” pp. 1–59, 2021.
- [11] E. Tan and I. Astuti, “Metode Autoregressive Integrated Moving Average untuk Meramalkan Penjualan,” *EKOMABIS J. Ekon. Manaj. Bisnis*, vol. 1, no. 02, pp. 149–158, 2020, doi: 10.37366/ekomabis.v1i02.43.
- [12] Cybex Pertanian, “Budidaya Tanaman Padi,” *Cybex Pertanian*, 2019. <http://cybex.pertanian.go.id/artikel/65391/pan-en-pada-tanaman-padi/> (accessed Jun. 26, 2023).
- [13] Cybex Pertanian, “Budidaya tanaman jagung,” 2019. <http://cybex.pertanian.go.id/mobile/artikel/90585/Cara-Tepat-Panen-Jagung-Manis/> (accessed Jun. 26, 2023).