



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 4 Nomor 1 Tahun 2024 Page 1566-1582

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Peramalan Deret Waktu Curah Hujan di Kota Cirebon Menggunakan ARFIMA

Muhammad Rhafi Ahdian^{1✉}, Ayu Sangrila², Aulia Rahman Al Madani³, Nuzila Ismatilah⁴,
Shabira Aliya Auliyazhafira⁵, Gumgum Darmawan⁶

Universitas Padjadjaran

Email: muhammad20073@mail.unpad.ac.id^{1✉}

Abstrak

Curah hujan adalah ketinggian air hujan yang jatuh pada tempat yang datar, tidak menyerap, tidak meresap dan tidak mengalir. Data curah hujan diperlukan untuk perencanaan teknik, terutama untuk sistem drainase seperti irigasi, bendungan, drainase perkotaan, pelabuhan, dermaga dan struktur air lainnya. Data curah hujan juga diperlukan untuk kepentingan peramalan. Penelitian ini merupakan penelitian terapan yang membahas mengenai peramalan curah hujan di Kota Cirebon. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui peramalan dengan menggunakan metode ARFIMA. Data yang digunakan merupakan data deret waktu bulanan curah hujan di Kota Cirebon periode tahun 2018-2022 yang diperoleh dari *website Open Data Cirebon Kota*. Hasil penelitian ini merupakan peramalan curah hujan di Kota Cirebon selama 38 bulan kedepan yang diramalkan menggunakan model ARFIMA $(2, d, 1)$ yang menjadi model terbaik sesuai pengujian, memiliki nilai AIC paling minimum yaitu sebesar 591,2077 dan nilai BIC sebesar 603,7738. Hasil penelitian ini diharapkan menjadi pertimbangan pemerintah Kota Cirebon untuk mulai menyikapi curah hujan yang terjadi di Kota Cirebon agar mobilitas manusia khususnya para petani bisa berlangsung dengan baik.

Kata Kunci: *Curah Hujan, Kota Cirebon, ARFIMA, Peramalan*

Abstract

Rainfall is the height of rainwater that falls on a flat place, does not absorb, does not seep and does not flow. Rainfall data is needed for engineering planning, especially for drainage systems such as irrigation, dams, urban drainage, ports, docks and other water structures. Rainfall data is also needed for forecasting purposes. This research is applied research that discusses rainfall forecasting in Cirebon City. This research aims to determine forecasting using the ARFIMA method. The data used is monthly time series data on rainfall in Cirebon City for the 2018-2022 period obtained from the Cirebon City Open Data website. The results of this research are rainfall forecasts in Cirebon City for the next 38 months which are predicted using the ARFIMA (2,d,1) model which is the best model according to testing, has the minimum AIC value of 591,2077 and BIC value of 603,7738. It is hoped that the results of this research will be taken into consideration by the Cirebon City government to start responding to the rainfall that occurs in Cirebon City so that human mobility, especially farmers, can occur well.

Keywords: *Rainfall, Cirebon City, ARFIMA, Forecasting*

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kepulauan yang beriklim tropis yang memiliki dua musim yaitu musim hujan dan musim kemarau. Musim penghujan yang cukup lama yaitu berkisar 6 bulan mengakibatkan curah hujan yang cukup tinggi. Oleh karena itu, prakiraan curah hujan menjadi topik yang sangat penting. Curah hujan merupakan jumlah air yang jatuh ke permukaan tanah dasar selama periode tertentu yang diukur dengan satuan tinggi milimeter di atas permukaan horizontal (Ruswanti, 2020). Sedangkan curah hujan bulanan adalah jumlah curah hujan harian dalam satu bulan pengamatan pada satu stasiun curah hujan tertentu. Data ini biasanya digunakan untuk simulasi kebutuhan air dan menentukan pola tanam (Susilowati & Sadad, 2015). Pengukuran hujan dilakukan untuk mendapatkan sampel yang benar-benar mewakili curah hujan di seluruh kawasan tempat pengukuran dilakukan. Pengamatan cuaca dapat dilakukan dengan dua cara yaitu pengamatan cuaca secara langsung (berbasis stasiun cuaca) dan pengamatan cuaca secara tidak langsung (berbasis deteksi jarak jauh) seperti satelit (Dewi, dkk., 2019).

Tingginya curah hujan dapat menimbulkan bencana banjir dan longsor, sementara rendahnya curah hujan dapat menimbulkan kekeringan dan masalah ketahanan pangan. Curah hujan yang tinggi dapat berpengaruh pada penduduk yang memiliki mata pencaharian petani, nelayan dan pekerjaan di bidang pariwisata. Kota Cirebon adalah salah satu daerah yang sering kali mengalami perubahan cuaca ekstrem yang berdampak pada intensitas curah hujan, dimana banyak warganya bermata pencaharian sebagai petani. Musim hujan yang seharusnya terjadi dalam periode tertentu sering kali datang lebih awal

atau terlambat. Perubahan pola curah hujan tersebut memengaruhi keberhasilan budidaya pertanian dan produktivitas pertanian.

Upaya mitigasi perubahan iklim yang diperlukan dengan membuat model peramalan curah hujan. Peramalan curah hujan yang akurat dan tepat waktu menjadi sangat penting bagi Kota Cirebon dalam menghadapi dampak perubahan cuaca yang semakin terasa. Dengan memiliki informasi yang lebih baik tentang pola cuaca dan curah hujan yang akan datang, dapat memudahkan pemerintah, petani dan warga Kota Cirebon dalam mengambil tindakan pencegahan yang lebih baik untuk mengurangi dampak buruk dari perubahan cuaca ekstrem. Pemodelan data yang memiliki keterkaitan waktu dan lokasi sudah banyak dikembangkan. Model ARFIMA merupakan pengembangan dari model ARIMA yang memiliki kelebihan dapat menjelaskan runtun waktu jangka pendek maupun panjang. Model ARFIMA pertama kali diperkenalkan oleh Grager (1980) yang kemudian dilanjutkan oleh Hosking (1981) mengenai pengkajian terhadap sifat-sifat long memory (Hosking, 1981). Suatu proses dapat dikatakan mengikuti model ARFIMA jika nilai d adalah riil.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai pemodelan data curah hujan di Kabupaten Banyuwangi dengan menggunakan metode ARIMA dan Radial Basis Function Neural Network, didapat kesimpulan bahwa model RBFNN dengan nilai MSE sebesar 300,185 lebih baik dari pada ARIMA dengan nilai MSE sebesar 344,658 dalam meramalkan curah hujan di Kabupaten Banyuwangi (Purba & Ulama, 2016). Penelitian lainnya yang dilakukan mengenai pemodelan curah hujan dengan pendekatan model ARIMA, Feed Forward Neural Network dan Hybrid (ARIMA-NN) di Banyuwangi, didapat kesimpulan bahwa pemodelan dengan FFNN (3,3,1) menghasilkan nilai RMSE out sample yang paling kecil (Susanto & Ulama, 2016).

Dengan demikian, untuk mengembangkan penelitian terdahulu maka dilakukan penelitian pemodelan dan peramalan curah hujan dengan menggunakan metode ARFIMA karena data bersifat musiman dan long memory. Serta menganalisis model yang terbentuk berdasarkan nilai AIC dan dapat mengukur keakuratan model dari rata-rata galat yang didapatkan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data curah hujan di Kota Cirebon periode tahun 2018-2022. Sumber data yang digunakan diperoleh dari website Open Data Cirebon Kota. Data ini menggunakan data deret waktu bulanan dengan periode dari bulan Januari 2018 sampai dengan bulan Desember 2022 (60 objek penelitian). Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model yang paling cocok, yang kemudian akan digunakan untuk memprediksi

curah hujan di Kota Cirebon dimasa depan. Pemodelan dibuat dengan menggunakan model ARFIMA dengan menggunakan software R. Berikut langkah-langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini:

1) Memasukan data dan membuat plot *time series*

Data yang digunakan ditampilkan dalam bentuk grafik garis untuk melihat pola data sebagai gambaran awal. Identifikasi pola data untuk melihat data apakah data musiman atau non musiman dan untuk mengecek trend.

2) Menentukan stasioneritas deret waktu

Pada tahap ini dilakukan pengecekan stasioneritas data, baik non-musiman maupun musiman. Hal ini dilakukan untuk menentukan urutan dari pembeda non- musiman dan musiman (Arlt, dkk., 2017). Apabila data tidak stasioner, maka perlu dilakukan penanganan stasioneritas. Penanganan stasioneritas dalam varians adalah dengan transformasi Box-Cox dan penanganan stasioneritas dalam rata-rata adalah dengan differencing. Melakukan differencing dengan mencari nilai d yang tepat yang digunakan agar data menjadi stasioner.

3) Membuat plot ACF dan PACF

Setelah data di differencing, selanjutnya dilanjutkan dengan melihat plot ACF dan PACF dari correlogram tersebut. Plot ACF dan PACF digunakan untuk mengetahui adanya ketergantungan jangka panjang (long memory). Dari plot ACF (fungsi autokorelasi) dan PACF (fungsi autokorelasi parsial) dapat juga diidentifikasi beberapa kemungkinan model yang cocok.

4) Estimasi parameter pembeda (d)

Metode paling populer yang dapat digunakan untuk mengestimasi nilai d adalah metode Geweke and Porter-Hudak (GPH) (Octaviyani, dkk., 2019). Nilai d yang diperoleh akan digunakan untuk melakukan differencing pada data (Kevin Natanael, dkk., 2018).

5) Pemilihan model terbaik

Setelah mengestimasi parameternya dan menetapkan beberapa kemungkinan model yang cocok, maka dilakukan perbandingan nilai nilai AIC dan BIC masing-masing model yang terbentuk. Dari model terbaik dilakukan uji signifikansi terhadap koefisiennya. Jika koefisien model tidak signifikan, maka model tersebut tidak cocok untuk peramalan.

6) Pengujian diagnostik model

Menurut Makridakis & Wheelwright (2008) pengujian diagnostik digunakan untuk membuktikan bahwa model yang didapat merupakan model terbaik dalam peramalan. Model dikatakan baik apabila nilai kesalahannya acak, artinya tidak lagi memiliki pola tertentu. Dengan kata lain, model yang dibuat mampu menangkap pola data yang ada

secara akurat. Pengujian dilakukan terhadap nilai koefisien autokorelasi error. Berikut uji statistik digunakan untuk menentukan keacakan nilai kesalahan :

- Uji Normalitas *Residual*

Pengujian normalitas residual menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov (Melani, dkk., 2022).

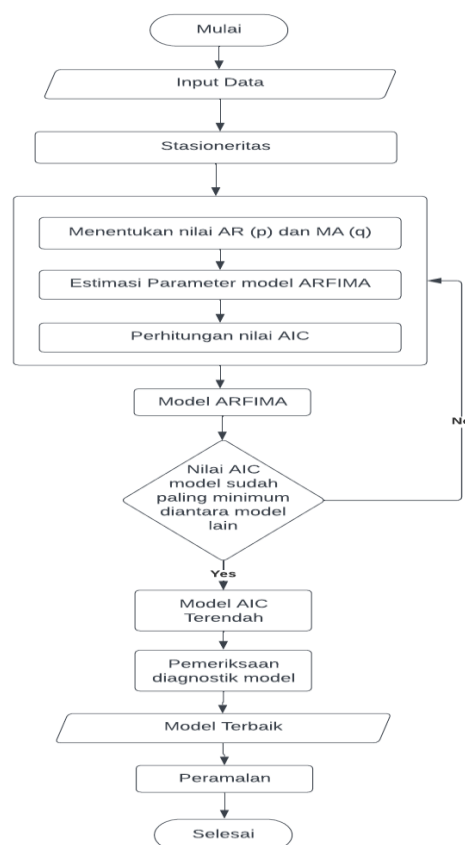
- Uji *White-noise*

Asumsi dari White-noise merupakan sebuah model dengan variasi dari residual yang homogen dan tidak terdapat korelasi antar residual. Pengujian white-noise non-autokorelasi dan uji white-noise homoskedastisitas menggunakan uji Ljung Box (Wei, 2006).

7) Peramalan

Langkah terakhir dari proses time series adalah prediksi atau peramalan model yang dianggap terbaik dan nilainya dapat diprediksi untuk beberapa periode yang akan datang.

Algoritma analisis yang dilakukan penelitian ini, dapat dilihat pada diagram alur berikut:

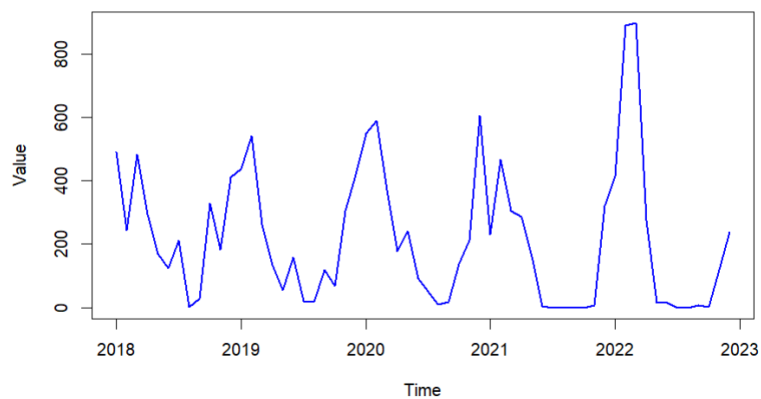


Gambar 1. Diagram Alur ARFIMA

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Memasukan Data dan Membuat Plot *Time Series*

Langkah awal dilakukan untuk melakukan analisis lebih lanjut terhadap data curah hujan, perlu dilihat terlebih dahulu plot dari data tersebut untuk melihat apakah data memiliki kecenderungan terhadap pola tertentu atau tidak. Dalam hal ini dengan menggunakan bantuan dari software R didapatkan hasil plot sebagai berikut:

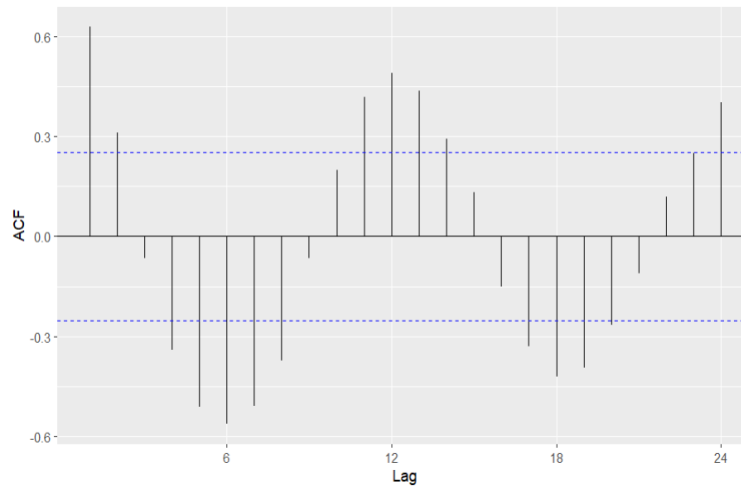


Gambar 2. Data Curah Hujan Kota Cirebon Januari 2018 - Oktober 2022

Berdasarkan Gambar 2. curah hujan di Kota Cirebon sedikit meningkat dari waktu ke waktu. Jumlah hari dengan curah hujan tinggi juga sedikit meningkat seiring berjalannya waktu. Intensitas kejadian hujan lebat juga sedikit meningkat dari waktu ke waktu. Trend ini konsisten dengan ekspektasi perubahan iklim. Perubahan iklim diperkirakan akan menyebabkan peningkatan variabilitas curah hujan dan kejadian cuaca yang lebih ekstrem. Secara keseluruhan, plot menunjukkan bahwa curah hujan di Kota Cirebon bersifat musiman dan bervariasi. Curah hujan umumnya lebih tinggi pada bulan-bulan awal tahun dan lebih rendah pada bulan-bulan akhir tahun. Terdapat juga variasi curah hujan yang signifikan dari tahun ke tahun. Data curah hujan di Kota Cirebon penting karena beberapa alasan, termasuk pertanian, pengelolaan sumber daya air, dan teknik.

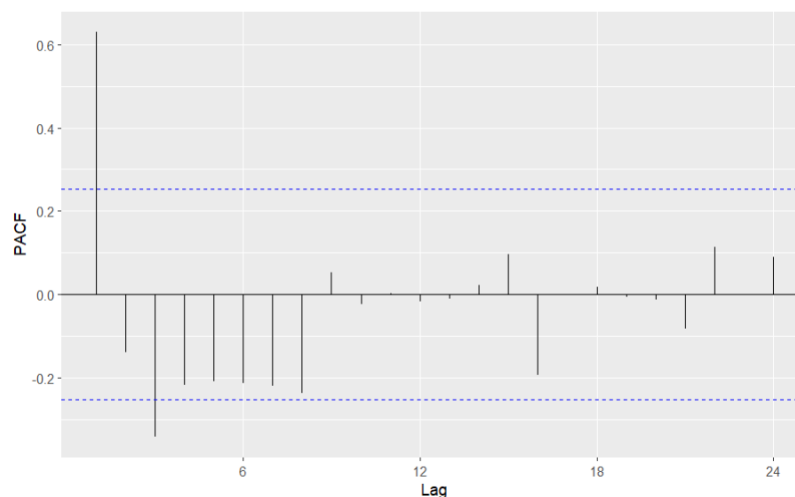
2. Pembentukan Plot ACF dan PACF

Dengan menggunakan bantuan dari software R juga dibentuk plot ACF (Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function) dari data deret waktu curah hujan. Dengan menggunakan software R dibentuk plot ACF dan PACF yang terlihat sebagai berikut:



Gambar 3. Plot ACF Data Awal Curah Hujan Kota Cirebon

Plot ACF menunjukkan bahwa data curah hujan di Kota Cirebon bersifat autokorelasi tinggi dengan lag yang rendah. Artinya, curah hujan pada suatu waktu tertentu sangat berkorelasi dengan curah hujan pada beberapa periode waktu sebelumnya. Hal ini kemungkinan besar disebabkan oleh fakta bahwa curah hujan seringkali dipengaruhi oleh pola cuaca yang bertahan selama beberapa bulan. Plot ACF juga menunjukkan bahwa autokorelasi data curah hujan menurun seiring dengan meningkatnya lag. Artinya, curah hujan pada waktu tertentu mempunyai korelasi yang lebih kecil dengan curah hujan di masa lalu. Secara keseluruhan, plot ACF menunjukkan bahwa data curah hujan di Kota Cirebon memiliki autokorelasi yang tinggi pada lag yang rendah, namun autokorelasi tersebut menurun seiring dengan meningkatnya lag. Hal ini sesuai dengan perkiraan bahwa curah hujan seringkali dipengaruhi oleh pola cuaca yang berlangsung selama beberapa hari atau minggu.



Gambar 4. Plot PACF Data Awal Curah Hujan Kota Cirebon

Plot PACF menunjukkan bahwa data curah hujan di Kota Cirebon berkorelasi signifikan dengan data curah hujan tersebut pada lag 1, setelah memperhitungkan pengaruh lag sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan langsung antara curah hujan

pada suatu waktu tertentu dengan curah hujan pada langkah waktu sebelumnya. Plot PACF juga menunjukkan bahwa data curah hujan di Kota Cirebon berkorelasi signifikan dengan data curah hujan tersebut pada lag 3, setelah memperhitungkan pengaruh lag sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat juga hubungan jangka panjang antara curah hujan pada waktu tertentu dan curah hujan pada tiga periode waktu sebelumnya.

3. Estimasi Nilai d dengan Metode *Geweke-Porter Hudak* (GPH)

Estimasi nilai d pada analisis ini menggunakan metode GPH. Pada proses perhitungan nilai d digunakan bantuan software R, dimana package yang digunakan adalah package *fracdiff*. Hasil estimasi nilai d dengan metode GPH dapat dilihat pada tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil Estimasi Nilai d Metode GPH

GPH	Nilai
D	-0,9534997
Standar Deviasi d	0,3863428
Standar Deviasi Estimasi Regresi	0,4791386

Berdasarkan tabel 1. terlihat bahwa estimasi dari nilai d dengan menggunakan metode GPH adalah sebesar -0,9534997, dimana nilai ini menunjukkan bahwa terdapat long memory pada data deret waktu. Dengan hasil ini selanjutnya dapat dilakukan differencing terhadap data dengan nilai tersebut untuk mendapatkan data yang rata-ratanya stasioner.

4. Pengujian Stasioneritas Varians dan Rata-Rata

4.1 Stasioneritas Varians

Setelah dilakukan pengecekan terhadap pola data, selanjutnya dilakukan pengujian stasioneritas dari data, dalam hal ini dilakukan uji stasioneritas varians dengan mengecek nilai lambda dari data deret waktu curah hujan menggunakan Box-Cox. Dalam analisis ini, apabila nilai lambda hasil perhitungan menggunakan prosedur Box-Cox belum mendekati nilai 1 maka perlu dilakukan transformasi pada data, kemudian diulangi kembali menghitung nilai lambda setelah transformasi. Setelah dilakukan perhitungan, diperoleh nilai-nilai lamda sebagai berikut:

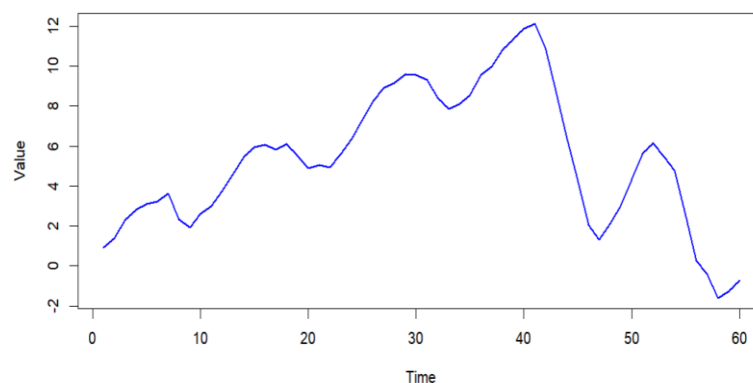
Tabel 2. *Box-Cox* Lambda

Transformasi	Lambda	Selisih dengan nilai 1
Sebelum Transformasi	0,1901421	0,8098579
Transformasi 1	1,9999590	0,9999590

Pada tabel 2, ditampilkan nilai lambda yang dihasilkan dengan prosedur Box-Cox sebelum dilakukan transformasi dan setelah dilakukan transformasi sebanyak satu kali. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ketika belum dilakukan transformasi terhadap data selisih nilai lambda menuju nilai 1 adalah sebesar 0,8098579, dan setelah ditransformasi selisih antara nilai lambda dengan 1 adalah sebesar 0,999959, dimana selisih yang lebih kecil adalah ketika data belum ditransformasi. Sehingga pada data curah hujan Kota Cirebon tidak diperlukan transformasi. Dan ini berarti data stasioner dalam varians.

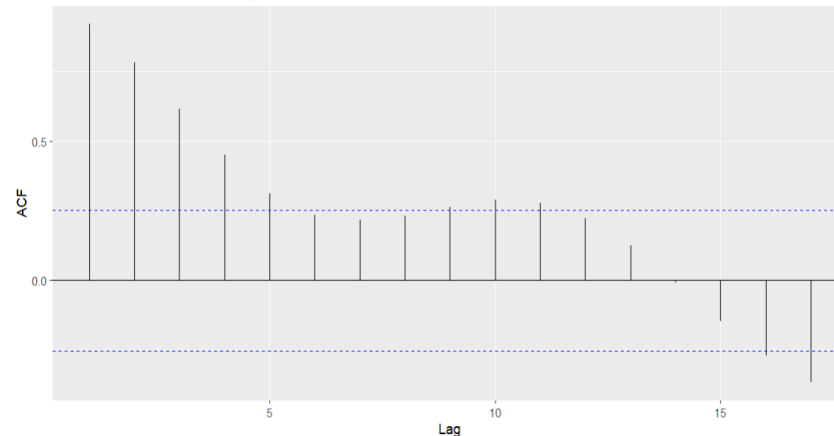
4.2 Stasioneritas Rata-Rata

Pada penjelasan sebelumnya, pada tabel 1. telah didapatkan nilai d sebesar $-0,9534997$. Hal ini mengindikasikan bahwa bisa dilakukan differencing pada data agar mendapatkan hasil stasioner. Selanjutnya dilakukan differencing terhadap data sebesar $-0,9534997$ dan didapatkan hasil plot data setelah differencing, plot ACF, dan plot PACF sebagai berikut:

Gambar 5. Plot Data Setelah *Differencing*

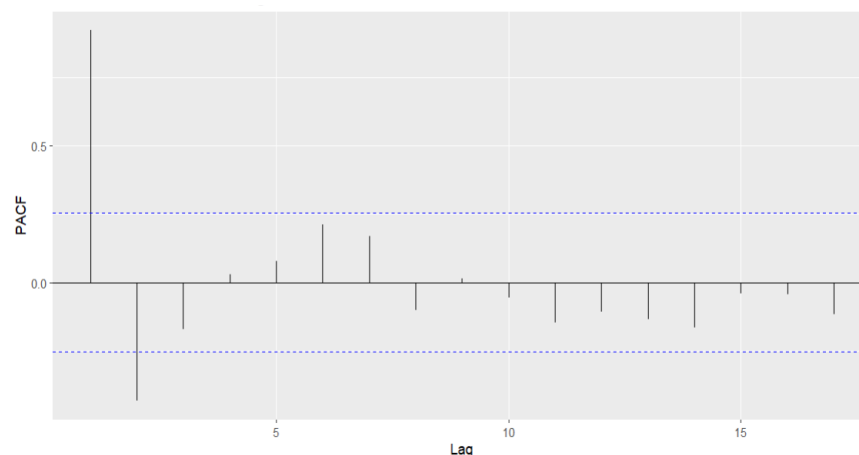
Gambar 5. menunjukkan bahwa setelah dilakukan differencing terhadap data, data umumnya menurun seiring berjalannya waktu, dengan beberapa fluktuasi. Hal ini menunjukkan bahwa data asli memiliki trend yang meningkat, dan dengan melakukan differencing, trend ini hilang. Plot tersebut juga menunjukkan bahwa data yang berbeda relatif fluktuatif, dengan beberapa fluktuasi yang besar. Hal ini dapat disebabkan oleh sejumlah faktor, seperti pengaruh musiman atau noise yang tidak disengaja. Secara

keseluruhan, plot tersebut menunjukkan bahwa data asli memiliki trend yang meningkat, namun trend ini telah hilang karena adanya differencing.



Gambar 6. Plot ACF Setelah *Differencing*

Pada Gambar 6, plot ACF menunjukkan bahwa data curah hujan di Kota Cirebon bersifat autokorelasi tinggi dengan lag yang rendah. Artinya, curah hujan pada suatu waktu tertentu sangat berkorelasi dengan curah hujan pada beberapa periode waktu sebelumnya. Hal ini kemungkinan besar disebabkan oleh fakta bahwa curah hujan seringkali dipengaruhi oleh pola cuaca yang berlangsung selama beberapa bulan. Plot ACF juga menunjukkan bahwa autokorelasi data curah hujan menurun seiring dengan meningkatnya lag. Artinya, curah hujan pada waktu tertentu mempunyai korelasi yang lebih kecil dengan curah hujan di masa lalu.



Gambar 7. Plot PACF Setelah *Differencing*

Pada Gambar 7, plot PACF menunjukkan bahwa data curah hujan di Kota Cirebon berkorelasi signifikan dengan data curah hujan tersebut pada lag 1, setelah memperhitungkan pengaruh lag sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan langsung antara curah hujan pada suatu waktu tertentu dengan curah hujan pada langkah waktu sebelumnya. Fakta bahwa plot PACF signifikan pada lag 1 menunjukkan bahwa model peramalan yang memperhitungkan lag ini cenderung lebih akurat dibandingkan model yang memperhitungkan lag lainnya.

5. Pemodelan ARFIMA

Langkah selanjutnya adalah melakukan pemodelan data, dalam hal ini digunakan pemodelan data menggunakan metode ARFIMA yang dijalankan dengan algoritma yang telah dibuat. Untuk nilai MA(q) dan nilai AR(p) ditetapkan yaitu bergerak dari 1 sampai 5, dan nilai d sebesar -0,9534997 untuk pemodelan sehingga dapat dihasilkan 25 model ARFIMA. Masing-masing model yang dihasilkan akan dibandingkan, dengan melihat nilai AIC (Akaike's Information Criterion) dan BIC (Bayesian Information Criterion). Semakin kecil kedua nilai tersebut pada suatu model maka model tersebut lebih baik untuk digunakan. Dengan bantuan software R didapatkan model-model beserta nilai AIC dan BIC masing-masing model sebagai berikut:

Tabel 3. Model-Model ARFIMA

Model	AIC	BIC
ARFIMA (1,d,1)	621,5477	632,0194
ARFIMA (2,d,1)	591,2077	603,7738
ARFIMA (3,d,1)	593,135	607,7955
ARFIMA (4,d,1)	595,1692	611,9240
ARFIMA (5,d,1)	597,9144	616,7635
ARFIMA (1,d,2)	614,0382	626,6042
ARFIMA (2,d,2)	593,1648	607,8252
ARFIMA (3,d,2)	595,7121	612,4669
ARFIMA (4,d,2)	597,109	615,9581
ARFIMA (5,d,2)	597,9245	618,8680
ARFIMA (1,d,3)	611,6773	626,3377
ARFIMA (2,d,3)	594,9685	611,7232
ARFIMA (3,d,3)	598,4511	617,3002
ARFIMA (4,d,3)	596,9285	617,8719
ARFIMA (5,d,3)	599,1333	622,1710
ARFIMA (1,d,4)	608,6415	625,3962
ARFIMA (2,d,4)	592,6988	611,5479
ARFIMA (3,d,4)	598,8618	619,8052
ARFIMA (4,d,4)	598,388	621,4258
ARFIMA (5,d,4)	600,4899	625,6221
ARFIMA (1,d,5)	611,1716	630,0207
ARFIMA (2,d,5)	608,1419	629,0853

ARFIMA (3, <i>d</i> ,5)	595,5464	618,5842
ARFIMA (4, <i>d</i> ,5)	600,1104	625,2425
ARFIMA (5, <i>d</i> ,5)	604,3206	631,5471

Berdasarkan tabel 3, terlihat bahwa setelah terbentuk 25 model ARFIMA yang berbeda, diperoleh model terbaik yaitu model ARFIMA(2,*d*,1) dengan nilai AIC terkecil diantara model lainnya yaitu sebesar 591,208 dan nilai BIC 603,774 Adapun parameter untuk untuk model ini adalah sebagai berikut:

Tabel 4. Model ARFIMA(2,*d*,1)

Model	Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	<i>z-value</i>	<i>Signifikansi</i>
ARFIMA (2, <i>d</i> ,1)	phi (1)	1,6535252	0,0693253	26,2563 6	Signifikan
	phi (2)	- 0,8860766	0,0676314	-14,4368	Signifikan
	theta (1)	0,1069768	0,2501999	0,31275	Tidak Signifikan

Pada tabel 4 terlihat bahwa untuk model ARFIMA (2,*d*,1) mempunyai nilai phi(1) sebesar 1,6535252, phi (2) sebesar -0,8860766, dan juga nilai theta (1) sebesar 0,1069768. Sehingga parameter yang berpengaruh secara signifikan yaitu phi (1) dan phi (2) sedangkan untuk parameter theta (1) tidak berpengaruh secara signifikan.

6 Pengujian *Residual*

Sebelum dilakukan peramalan menggunakan model yang telah didapatkan, terlebih dahulu dilakukan pengujian terhadap residual dari model. Pengujian yang dilakukan mulai dari uji normalitas residual, pengujian white-noise autokorelasi, dan pengujian white-noise homoskedastisitas. Pada pengujian ini ditetapkan nilai alpha sebesar 0,05. Hasil pengujian pada model dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 5. Hasil Pengujian *Residual*

Test	Uji	Statistik	<i>p-value</i>
Normalitas	Kolmogorov-Smirnov	0,16667	0,3777
<i>White-noise</i> autokorelasi	Ljung-Box	0,026075	0,8717
<i>White-noise</i> homoskedastisitas.	Ljung-Box	1,8891	0,1693

Dari tabel 5, diketahui bahwa pada uji residual normalitas didapatkan *p-value* sebesar 0,3777 yang mana nilai tersebut lebih dari alpha 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal. Pengujian *white-noise* autokorelasi residual didapatkan *p-value* sebesar 0,8717 yang mana nilai tersebut lebih dari alpha 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa residual merupakan *white-noise* autokorelasi. Selanjutnya untuk pengujian *white-noise* homoskedastisitas residual dengan residual yang terlebih dahulu dikuadratkan didapatkan *p-value* sebesar 0,1693 yang mana nilai tersebut lebih dari alpha 0,05 maka dapat disimpulkan bahwa residual *white-noise* homogen.

7 Peramalan

Selanjutnya dilakukan peramalan dengan menggunakan model ARFIMA yang telah dibentuk sebelumnya yaitu model ARFIMA (2,d,1). Peramalan dilakukan sampai dengan 38 bulan kedepan dari data terakhir, dimana data terakhir atau bulan ke-60 pada data adalah Oktober 2022, yang berarti peramalan dilakukan sampai dengan bulan Desember tahun 2025. Hasil yang didapatkan dari peramalan dengan bantuan software R adalah sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Peramalan (*Forecast*)

Bulan, Tahun	Hasil Peramalan	Bulan, Tahun	Hasil Peramalan
November, 2022	101,7118	Juni, 2024	544,4596
Desember, 2022	342,5649	Juli, 2024	465,2220
Januari, 2023	582,3671	Agustus, 2024	388,7933

Februari, 2023	764,0874	September, 2024	332,6175
Maret, 2023	851,2754	Oktober, 2024	307,4429
April, 2023	833,9132	November, 2024	315,5850
Mei, 2023	727,6045	Desember, 2024	351,3488
Juni, 2023	566,9616	Januari, 2025	403,2655
Juli, 2023	395,3549	Februari, 2025	457,4173
Agustus, 2023	253,8078	Maret, 2025	500,9527
September, 2023	171,7107	April, 2025	524,9536
Oktober, 2023	161,3032	Mei, 2025	526,0614
November, 2023	216,7753	Juni, 2025	506,6240
Desember, 2023	317,6713	Juli, 2025	473,5003
Januari, 2024	435,3118	Agustus, 2025	435,9507
Februari, 2024	540,3983	September, 2025	403,2100
Maret, 2024	609,8954	Oktober, 2025	382,3432
April, 2024	631,6731	November, 2025	376,8490
Mei, 2024	606,0842	Desember, 2025	386,2530

Dari hasil peramalan pada tabel 6 selama 38 bulan yaitu sampai dengan Desember 2025. Terlihat bahwa pada bulan Desember tahun 2023 (14) akan lebih sering turun hujan dibandingkan 3 bulan sebelumnya dengan curah hujan sebesar 317,6713. Adapun untuk bulan lainnya seperti bulan Oktober 2023 (12) curah hujan tidak begitu tinggi yaitu dengan nilai curah hujan sebesar 161,3032.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian diperoleh 25 model ARFIMA, dimana model yang paling cocok untuk memodelkan curah hujan di Kota Cirebon adalah Model ARFIMA (2,d,1). Hal ini dikarenakan model tersebut mempunyai nilai AIC dan BIC yang paling rendah dibandingkan dengan model yang lainnya yaitu 591,2077 dan 603,7738. Pada model ARFIMA (2,d,1), diketahui bahwa parameter $\phi(1)$ dan $\phi(2)$ berpengaruh secara signifikan, sedangkan untuk $\theta(1)$ tidak berpengaruh secara signifikan. Selain itu, model ini telah memenuhi asumsi normalitas, white-noise non-autokorelasi, white-noise homoskedastisitas.

Berdasarkan Tabel 6. didapatkan hasil peramalan selama 38 bulan kedepan dimulai dari bulan November 2023 sampai dengan bulan Desember 2025. Curah hujan paling tinggi terjadi pada bulan Maret 2023 dengan nilai peramalan 851,2754, April 2023 dengan nilai peramalan 833,9132, dan Februari 2023 dengan nilai peramalan sebesar 764,0874. Sedangkan curah hujan paling rendah terjadi pada bulan November 2022 dengan nilai peramalan 101,7118, Oktober 2023 dengan nilai peramalan 161,3032, dan September 2023 dengan nilai peramalan 171,7107.

DAFTAR PUSTAKA

- Arlt, J. Trcka, P., & Arltova, M. (2017). The Problem of the SARIMA Model Selection for the Forecasting Purpose. *Statistika: Statistics & Economy Journal*, 97 (4). R.Klastering Pola Curah Hujan di Indonesia.
- Baum, C., & Wiggins, V. (2006). GPHUDAK: Stata Module to Estimate Long Memory in a Timeseries. *Statistical Software Components*.
- Beran, Jan. (1994). *Statistic for Long-Memory Processes*. Germany: University of Konstanz, Departement of Economics and Statistics.
- Cryer JD, Kung-Sik C. (2008). Time Series Analysis With Applications in R Second Edition. New York (US): *Springer Science Business Media*, LLC.
- Dewi, E., Mulyani, S., Septianingrum, I., Nurjanah, N., Rahmawati, R., Nurhasani, S., Milky, K., & Tasikmalaya, S. (2019). Prediksi Curah Hujan Di Kabupaten Majalengka Dengan Menggunakan Algoritma Regresi Rainfall Prediction in Majalengka District Using Regression Algorithm. In *INFORMASI v* (Vol. 67, Issue 1).
- Geweke, J and Porter-Hudak, S. 1983. The Estimation And Application of Long Memory Runtun Waktu Models. *Journal of Time Series Analysis*. 4:221-238.
- Hanke, J.E. & Wichers, D.W. (2005). *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prentice hall.

- Harlyan, L. I., Yulianto, E. S., Fitriani, Y., & Sunardi. (2020). Aplikasi Akaike Information Criterion (AIC) Pada Perhitungan Efisiensi Teknis Perikanan Pukat Cincin di Tuban, Jawa Timur. *Marine Fisheries*, 181–188.
- Hosking, J.R.M. (1981). Fractional Differencing. *Biometrika*. 165-176.
- Kevin Natanael, D., Safitri, D., & Suparti. (2018). Prediksi Harga Minyak Dunia Dengan Metode Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA). *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*. (Vol. 6, Issue 1).
- Makridakis, S. & Wheelwright, S.C (1995). *Forecasting Methods and Applications*. John Wiley & Sons, United State.
- Makridakis, S. & Wheelwright, S. C. (2008). *Forecasting Methods and Applications*. John Wiley & Sons, United State.
- McNeil AJ, Frey R, Embrechts P. (2005). *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*. USA: Princeton University Press.
- Melani, V. D., Miftahuddin, & Subianto, M. (2022). Seleksi Model ARFIMA-GPH dan Intervensi Multi Input Pada Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia. *Jurnal Gaussian*, 11(2), 163–172.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting Second Edition*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc. Nasution.
- Octaviyani, D. I., Wijaya, M. Y., & Fitriyati, N. (2019). Estimation Parameter d in Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average Model in Predicting Wind Speed. *InPrime: Indonesian Journal of Pure and Applied Mathematics*, 1(2), 110–121.
- Purba, N., & Ulama, B. S. S. (2016). Pemodelan Data Curah Hujan Di Kabupaten Banyuwangi dengan Metode ARIMA dan Radial Basis Function Neural Network (Vol. 5, Issue 2). *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, 5(2), 2337–3520.
- Ramadhan, M. N., Manfaati Nur, I., & Utami, T. W. (2019). Pemodelan Jumlah Kasus Penyakit Kusta di Provinsi Sulawesi Tenggara Menggunakan Metode Regresi Poisson Inverse Gaussian.
- Ruswanti, D. (2020). Pengukuran Performa Support Vector Machine dan Neural Network dalam Meramalkan Tingkat Curah Hujan. *Gaung Informatika*, Volume 13, Nomor 1, 66-75.
- Savin, N., & White, K. (1978). Estimation and testing for functional form and autocorrelation: A simultaneous approach. *Journal of Econometrics*, 8, 1-12

- Susanto, Y., & Ulama, B. S. S. (2016). Pemodelan Curah Hujan dengan Pendekatan Model ARIMA, Feed Forward Neural Network dan Hybrid (ARIMA-NN) di Banyuwangi. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, 5(2), 2337–3520.
- Susilowati, & Sadad, I. (2015). Analisa Karakteristik Curah Hujan di Kota Bandar Lampung. *Jurnal Konstruksia*, Volume 7, Nomor 1, 13-26.
- Wei, William. (2006). *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Pearson Education: New York.
- Zeineldin, R. A., Ahsan Ul Haq, M., Hashmi, S., Elsehety, M., & Elgarhy, M. (2020). Statistical Inference of Odd Fréchet Inverse Lomax Distribution with Applications. *Complexity*, 2020.