

## PERBANDINGAN MODEL FEED FORWARD NEURAL NETWORK DAN ARIMA UNTUK MERAMALKAN PERKEMBANGAN COVID-19 DI INDONESIA

Laily Nadiyah Aminy

Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia

e-mail : [laily\\_aminy@students.unnes.ac.id](mailto:laily_aminy@students.unnes.ac.id)

Walid

Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia

e-mail : [walid.mat@mail.unnes.ac.id](mailto:walid.mat@mail.unnes.ac.id)

### Abstrak

Penyebaran pandemi *novel coronavirus disease* (COVID-19) di Indonesia menjadi perhatian besar bagi pemerintah, masyarakat, dan peneliti. Kajian ini membandingkan dua model peramalan yaitu, *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), untuk meramalkan perkembangan COVID-19 di Indonesia. Adapun studi ini bertujuan untuk mengetahui Model ARIMA pada peramalan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia, untuk mengetahui Model FFNN pada peramalan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia, serta untuk mengetahui perbandingan hasil peramalan Model ARIMA dan FFNN pada kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia. Metode penelitian yang digunakan yaitu metode analisis deskriptif kuantitatif pada data kasus harian COVID-19 di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua model peramalan tersebut memiliki kinerja yang cukup untuk meramalkan evolusi COVID-19 di Indonesia. Secara umum, model FFNN memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dan lebih baik daripada model ARIMA. Secara keseluruhan, temuan ini mengindikasikan bahwa model FFNN memiliki performa tingkat akurasi yang lebih baik dalam peramalan kasus harian COVID-19 di Indonesia. Dengan demikian, mempertimbangkan pilihan model yang sesuai dengan karakteristik data dan tujuan peramalan akan menjadi langkah penting dalam usaha untuk meramalkan perkembangan COVID-19 dengan lebih akurat di masa yang akan datang.

**Kata Kunci:** *autoregressive integrated moving average; COVID-19; Feed Forward Neural Network; peramalan.*

### Abstract

*The spread of the novel coronavirus disease (COVID-19) pandemic in Indonesia has raised significant concerns among the government, society, and researchers. This study compares two forecasting models, Feed Forward Neural Network (FFNN) and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), to predict the outbreak of COVID-19 in Indonesia. The purpose of this study is to find out the ARIMA Model for forecasting the development of COVID-19 cases in Indonesia, to find out the FFNN Model for forecasting the development of COVID-19 cases in Indonesia, and to find out the comparison of the forecasting results of the ARIMA and FFNN Models for the development of COVID-19 cases in Indonesia. The research method used is a quantitative descriptive analysis method on daily COVID-19 case data in Indonesia. The research findings indicate that both forecasting models perform sufficiently to predict the evolution of COVID-19 in Indonesia. Overall, the FFNN model provides more accurate and better results than the ARIMA model. Overall, these findings suggest that the FFNN model performs level of accuracy better in forecasting daily cases of COVID-19 in Indonesia. Thus, considering the appropriate model choices based on data characteristics and forecasting goals will be a crucial step in the effort to accurately predict the development of COVID-19 in the future.*

**Keywords:** *autoregressive integrated moving average; COVID-19; Feed Forward Neural Network; forecasting.*

### PENDAHULUAN

COVID-19 telah mengakibatkan pandemi global karena tingkat penularan global yang tak tertandingi (Unicef, 2021). Lebih dari sepuluh juta orang dari 200 negara telah terinfeksi dengan infeksi SARS-CoV-2 (Abhinav Bahuguna et al., 2023). Kondisi ini

mendorong para peneliti untuk mengembangkan model prediksi yang akurat untuk meramalkan perkembangan kasus COVID-19. Salah satu metode yang dipakai adalah *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model FFNN dan ARIMA ialah model

deret waktu yang umum dipakai dalam meramalkan peristiwa masa depan berdasarkan peristiwa masa lalu. Beberapa studi penelitian telah dilakukan untuk membandingkan kinerja antara model FFNN dan ARIMA. Pada penelitian ini akan dibandingkan antara model FFNN dan ARIMA untuk meramalkan perkembangan COVID-19 di Indonesia.

Menanggapi pandemi ini, pemerintah Indonesia dan berbagai organisasi kesehatan berupaya meramalkan evolusi COVID-19 agar dapat diambil tindakan pencegahan dan pengendalian yang tepat (Putri, 2020). Salah satu cara untuk meramalkan evolusi COVID-19 adalah dengan memakai model prediksi matematis dan statistik. Model *Feed Forward Neural Network* (FFNN) serta model ARIMA memungkinkan dilakukan identifikasi pola dan tren dalam data kasus COVID-19, memungkinkan dibuat prediksi tentang jumlah kasus di masa mendatang (Pangruruk & Barus, 2023).

Model peramalan FFNN digunakan untuk menghasilkan prediksi berdasarkan data historis. Dengan memberikan data masukan (misalnya data historis jumlah kasus COVID-19), FFNN dapat mempelajari pola-pola kompleks dan tren dalam data tersebut, serta meramalkan nilai-nilai di masa depan. Sementara ARIMA menjadi metode peramalan yang lebih kompleks dan biasa dipakai untuk data *time series* dengan pola *trend* atau musiman (Saragih & Sembiring, 2022). Kedua model prediksi tersebut mempunyai kekuatan serta kelemahan masing-masing. Model *Feed Forward Neural Network* (FFNN) adalah salah satu jenis model peramalan yang relatif lebih mudah diimplementasikan dibandingkan dengan beberapa model lain. Di sisi lain, Model ARIMA dapat menangani data dengan tren dan pola musiman yang lebih kompleks, seringkali menghasilkan hasil peramalan yang lebih akurat (Sihombing et al., 2022). Namun, model ini juga lebih kompleks dalam proses identifikasi dan estimasi parameter (Pujiharta et al., 2022).

Penelitian mengenai peramalan telah banyak dilakukan, diantaranya oleh Safitri et al., (2021) yang menyatakan bahwa model ARIMA (1,1,1) merupakan model yang memiliki akurasi terbaik dalam meramalkan data yang berpola linier yaitu data curah hujan di Supiturang. Pada data yang memiliki pola nonlinier, metode *Hybrid* ARIMA

(1,1,1) FFNN (4-9-1) merupakan model yang memiliki akurasi terbaik dalam meramalkan curah hujan di Manggisari. Selanjutnya adalah penelitian oleh Daniar Kusumaning Ayu (2016) yang menyatakan bahwa hasil penelitian dengan menggunakan metode ARIMA, FFNN, dan *Hybrid* ARIMA-FFNN menghasilkan kesimpulan bahwa model terbaik untuk produksi minyak bumi adalah menggunakan metode FFNN dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak sembilan. Sedangkan model terbaik untuk produksi gas bumi menggunakan metode *Hybrid* ARIMA-FFNN dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak sepuluh.

Salah satu metode statistik yang bisa dipakai untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 ialah metode ARIMA. Metode ARIMA dipakai untuk peramalan jangka pendek dan bisa dipakai untuk memprediksi kemungkinan jumlah kasus COVID-19 di Indonesia. Model deret waktu juga bisa dipakai guna memperkirakan data jangka pendek (Henrique et al., 2020). Salah satu model klasik runtun waktu yang dipakai dalam meramalkan penyebaran penyakit adalah ARIMA. Model ini juga dipakai oleh Haqqi et al. (2020), dalam studi ini memakai metode ARIMA untuk meramalkan angka kematian akibat virus COVID-19 di Indonesia dan hasil penelitian menunjukkan tingkat keakuratan prediksi memakai MAE sebesar 0,0007.

Meski sudah banyak penelitian mengenai prediksi data deret waktu dengan memakai model ARIMA dan *Feed Forward Neural Network*, namun masih terdapat gap penelitian dalam perbandingan langsung antara kedua model tersebut, terutama dalam kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia. Penelitian sebelumnya cenderung berfokus pada implementasi model tersebut di suatu daerah serta belum ada penelitian yang mengkomparasikan kinerja kedua model tersebut khususnya di Indonesia. Dengan demikian, studi ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dan memberikan kontribusi baru dalam meramalkan perkembangan COVID-19.

Permasalahan dalam penelitian ini adalah (1) Bagaimana Model ARIMA pada peramalan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia, (2) Bagaimana Model FFNN pada peramalan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia, (3) Bagaimana perbandingan hasil peramalan Model

ARIMA dan FFNN pada kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia.

Tujuan dari penelitian ini adalah (1) untuk mengetahui Model ARIMA pada peramalan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia, (2) untuk mengetahui Model FFNN pada peramalan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia, (3) untuk mengetahui perbandingan hasil peramalan Model ARIMA dan FFNN pada kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia

Penelitian ini menganalisis perbandingan hasil peramalan kedua model kemudian dilakukan dengan evaluasi performa seperti RMSE (*root mean square error*), MAE (*mean absolute error*), dan MAPE (*mean absolute percentage error*) guna menetapkan model mana yang lebih baik dalam meramalkan perkembangan kasus COVID-19 di Indonesia.

Studi membandingkan model FFNN dan ARIMA bertujuan untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai efektivitas kedua model tersebut dalam meramalkan perkembangan COVID-19 di Indonesia. Dengan demikian, diharapkan hasil studi ini bisa memberikan panduan yang lebih baik kepada pembuat kebijakan dan peneliti untuk menyusun strategi dan kebijakan dalam menghadapi COVID-19 di Indonesia.

## KAJIAN TEORI

### ARIMA

Model ARIMA merupakan penjabaran dari model ARMA dengan ditambah parameter  $d$  yaitu jumlah proses *differencing*. Secara umum, model ARIMA ini ditulis dengan notasi ARIMA ( $p, d, q$ ). Model-model yang mungkin dihasilkan dari pengidentifikasian data *time series* dapat berupa model *autoregressive* (AR), *integrated* (I) dan *moving average* (MA) atau kombinasi dari dua komponen model (ARI, IMA, ARMA). Nilai konstanta  $p$  dan  $q$  diperoleh dari estimasi gambar ACF dan PACF. Sedangkan untuk nilai  $d$  umumnya diperoleh dari melakukan *trial error* terhadap nilai  $p$  dan  $q$  yang sudah diperoleh sebelumnya (Maryam et al., 2022).

### FEED FORWARD NEURAL NETWORK

Jaringan syaraf tiruan atau *Neural Network* merupakan salah satu penggambaran buatan pada otak manusia yang mencoba untuk selalu menstimulus proses pembelajaran pada otak manusia (Sari et al., 2014). *Neural Network* adalah

salah satu dari beberapa *machine learning* yang dapat menemukan *hidden structure* atau pola data implisit. Terdapat tiga jenis *neural network* yaitu *Feed Forward Neural Network* (FFNN), *Radial Basis Function* (RBF), dan *Kohonen Network* (KN). Dari ketiga metode tersebut, metode yang paling banyak digunakan untuk melakukan peramalan yaitu metode FFNN (Meinanda et al., 2009). FFNN adalah NN yang bergerak maju dan tidak memiliki *loop* dimana aliran sinyalnya dari *input layer* ke *output layer* (Puspitaningrum, 2006).

## METODE PENELITIAN

Metode penelitian untuk perbandingan *Feed Forward Neural Network* dan ARIMA untuk meramalkan perkembangan COVID-19 di Indonesia adalah sebagai berikut:

1. Rancangan/Tahapan Penelitian
  - a. Identifikasi masalah  
Menetapkan perbandingan model peramalan (*Feed Forward Neural Network* dan ARIMA) untuk perkembangan COVID-19 di Indonesia.
  - b. Penentuan tujuan penelitian  
Membandingkan akurasi dan performa kedua model dalam meramalkan kasus COVID-19 di Indonesia.
  - c. Pengumpulan data  
Mengumpulkan sejumlah data perkembangan COVID-19 di Indonesia dari sumber resmi seperti Kementerian Kesehatan atau WHO dalam periode tertentu.
  - d. Preprocessing data  
Menyusun data harian menjadi seri waktu untuk analisis peramalan.
  - e. Implementasi model  
Menerapkan model *Feed Forward Neural Network* dan ARIMA pada data perkembangan COVID-19 di Indonesia.
2. Subjek dan Lokasi Penelitian
  - a. Subjek penelitian  
Data perkembangan kasus COVID-19 di Indonesia.
  - b. Lokasi penelitian  
Keseluruhan wilayah Indonesia.
3. Rancangan Percobaan  
Studi ini merupakan studi komparatif antara dua model peramalan, yaitu *Feed Forward*

*Neural Network* dan ARIMA, memakai data perkembangan COVID-19 di Indonesia dan dibantu dengan software Rstudio versi 2023.06.1.

#### 4. Sampel

Data perkembangan COVID-19 di Indonesia dalam periode yang relevan, dalam studi ini adalah data harian sebanyak 225 data terhitung mulai tanggal 2 Maret 2020 sampai dengan 12 Oktober 2020 dengan data jumlah kasus harian COVID-19 di Indonesia.

#### 5. Variabel yang Akan Diukur

##### a. Variabel dependen

Jumlah kasus harian COVID-19 di Indonesia.

##### b. Variabel independen

Waktu (periode).

#### 6. Instrumen Penelitian

a. Model peramalan *Feed Forward Neural Network*, dan

b. Model peramalan ARIMA

#### 7. Teknik Pengumpulan Data

Dalam studi ini dipakai studi literatur dari berbagai sumber, metode dokumentasi, dan pengumpulan data serta informasi melalui penelaahan secara menyeluruh terhadap berbagai literatur berupa buku, jurnal, artikel, disertasi, publikasi, dan informasi yang berkaitan dengan masalah serta pengumpulan konsep yang menunjang dipakai sebagai metode pengumpulan data dan dasar yang diperlukan dalam menyelesaikan masalah agar diperoleh suatu upaya dalam pemecahan masalah. Data yang diperoleh dari sumber website <https://COVID19.go.id/peta-sebaran> berupa data perkembangan COVID-19 di Indonesia pada tanggal 2 Maret 2020 hingga 12 Oktober 2020.

#### 8. Teknik Analisis Data

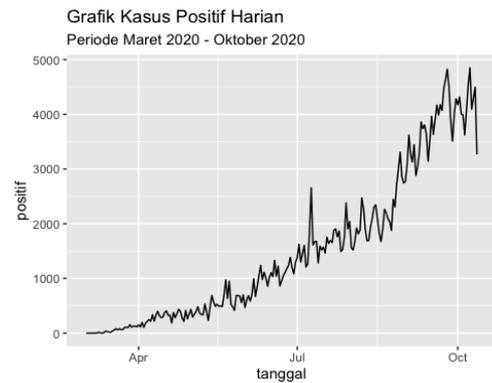
Langkah awal yang dilakukan sebelum menganalisis data yaitu membagi data menjadi dua bagian. Data kasus COVID-19 pada tanggal 2 Maret 2020 hingga 12 September 2020 sebagai data training dan data kasus COVID-19 pada 13 September 2020 hingga 12 Oktober 2020 adalah sebagai data testing untuk menguji tingkat akurasi prediksi data. Metode yang dipakai pada penelitian ini adalah ARIMA dan *Feed Forward Neural Network*. Hasil dari kedua

metode tersebut akan dibandingkan menurut nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang lebih kecil sebagai model yang paling cocok.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### KARAKTERISTIK DATA

Berdasarkan data yang sudah diperoleh dari sumber <https://COVID19.go.id/peta-sebaran/> berupa data perkembangan kasus harian COVID-19 di Indonesia pada tanggal 2 Maret 2020 hingga 12 Oktober 2020 dapat digambarkan dalam plot sebagai berikut.



Gambar 1. Plot Data Kasus Harian COVID-19 di Indonesia

Berdasarkan Gambar 1. dapat dilihat bahwa kasus harian COVID-19 pada periode Maret hingga Oktober 2020 memiliki *trend* naik yang positif. Jumlah kasus tertinggi terjadi pada tanggal 8 Oktober 2020 dengan 4850 kasus positif. Sedangkan tidak adanya kasus positif terjadi pada awal bulan Maret 2020. Serta pada rentang bulan Juli hingga Oktober data kasus tersebut memiliki fluktuatif yang sangat tinggi.

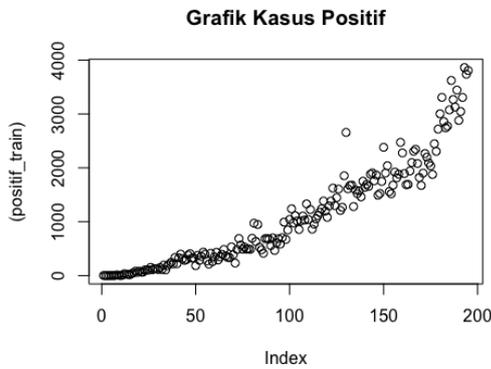
### PERAMALAN DENGAN ARIMA

Model ARIMA merupakan salah satu model yang digunakan untuk analisis *time series*. Model ARIMA seperti kebanyakan model *time series* lainnya, membutuhkan beberapa asumsi seperti stasioneritas pada data yang akan digunakan. Stasioneritas yang dimaksud yaitu stasioneritas baik pada rata-rata maupun pada *varians*. Asumsi-asumsi ini dapat diduga keberadaannya dengan menggunakan grafik atau diuji dengan uji statistik. Stasioneritas pada *varians* dapat diuji dengan melihat lambda *Box-Cox* data yang digunakan. Bila lambda data bernilai 1 maka *varians* pada data

stasioner. Bila lambda pada data tidak bernilai satu maka dilakukan tranformasi *Box-Cox* hingga lambda pada data bernilai 1. Stasioneritas pada rata-rata dapat diuji menggunakan uji ADF dengan hipotesis alternatifnya adalah data stasioner. Bila pada saat diuji pada level data tidak stasioner maka dilakukan *differencing* pada data hingga pada saat diuji data menghasilkan keputusan stasioner.

1. Pemeriksaan Stasioneritas

Pada pemeriksaan stasioneritas dalam *varians* dapat dilihat melalui hasil *Box-Cox* Plot dengan nilai lambda 1, sedangkan pemeriksaan stasioneritas dalam *means* dapat dilihat melalui grafik ACF dan PACF. Jika data tidak stasioner dalam *varians* maka perlu dilakukannya transformasi agar data menjadi stasioner dalam *varians* dan perlu dilakukannya proses *differencing* agar data menjadi stasioner dalam *means*.



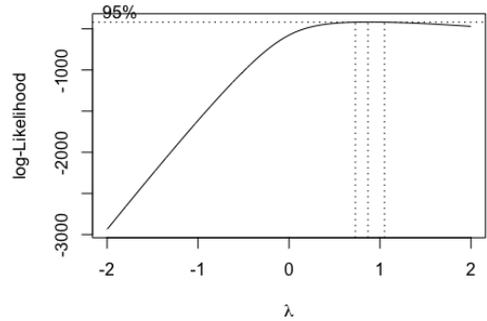
Gambar 2. Grafik Kasus Positif

Berdasarkan grafik di atas, dapat dilihat data cenderung memiliki *trend* naik. Penyebaran data di periode awal hingga tengah dan di periode tengah hingga akhir memiliki penyebaran yang berbeda. Pada periode awal hingga tengah penyebaran data cenderung kecil sedangkan pada periode tengah hingga akhir penyebaran data cenderung tinggi. Oleh karena itu diduga data tidak stasioner pada *varians*. Agar data menjadi stasioner pada *varians*, maka dilakukan transformasi *Box-Cox* (Safitri et al., 2021).

a. Stasioneritas Pada Ragam

Pada saat menggunakan *Box-Cox* ada beberapa syarat yang harus terpenuhi yaitu data tidak boleh bernilai 0. Oleh karena itu dilakukan tranformasi *Box-Cox*

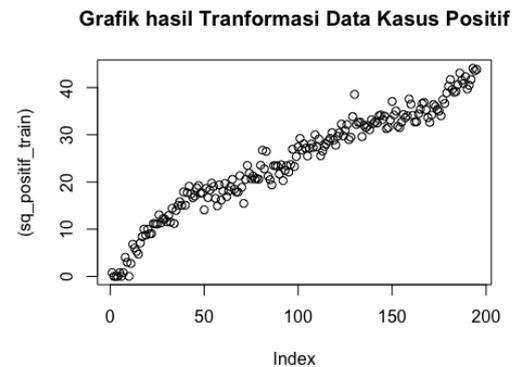
berdasarkan hasil *trial and error*, diperoleh lambda 1/3 sehingga transformasi yang dilakukan menggunakan lambda 1/3.



Gambar 3. Confidence Interval

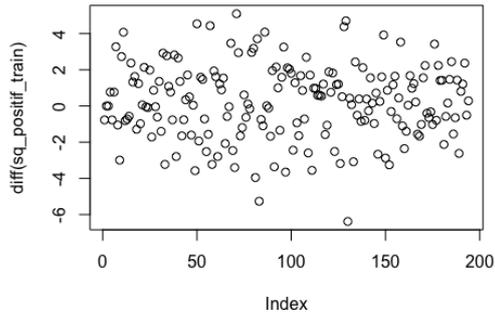
Pada Gambar 3. terlihat bahwa nilai lambda 1 berada di rentang *confidence interval* 95%. Maka hal ini menunjukkan bahwa setelah dilakukan transformasi *Box-Cox* menggunakan lambda 1/3, menghasilkan data stasioner pada *varians*.

b. Stasioneritas Pada Rata-Rata



Gambar 4. Grafik Transformasi

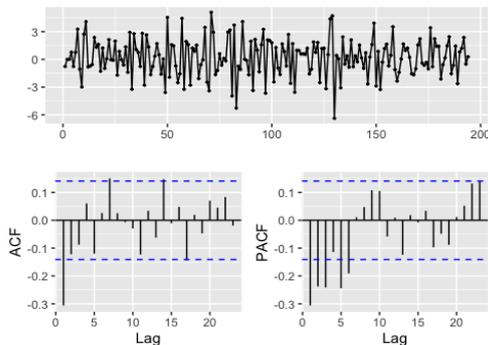
Data hasil tranformasi pada Gambar 4. masih memiliki *trend* walaupun data stabil pada garis *trend*. Ketika dilakukan uji statistik ADF pada Software Rstudio diperoleh hasil yang signifikan ( $p\text{-value} = 0.028 < 0.05$ ) dan uji *trend* menghasilkan tidak signifikan ( $p\text{-value} = 0.802 > 0.05$ ). Sehingga hal ini dapat menyebabkan data tidak stasioner pada *means*. Oleh karena itu perlu dilakukan diferensiasi pada data.



Gambar 5. Grafik Hasil Diferensiasi

Hasil differensiasi data pada Gambar 5. tidak memiliki *trend* dan cenderung stabil pada rata-rata. Hal ini dapat menunjukkan data telah stasioner pada rata-rata. Dan terbukti dengan uji statistik ADF yang signifikan ( $p\text{-value} = 0.01 < 0.05$ ). Karena data telah stasioner pada *varians* dan *means* maka analisis selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA.

## 2. Identifikasi Model



Gambar 6. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan plot di atas dapat dilihat pada grafik ACF lag signifikan cenderung hingga lag 2. Dan pada grafik PACF lag signifikan cenderung hingga lag 6. Oleh karena itu model yang diajukan adalah ARIMA(0,1,2), ARIMA(6,1,0), dan ARIMA(6,1,2). tahapan selanjutnya adalah memilih model terbaik dari model yang diajukan dengan memilih evaluasi terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.

Tabel 1. Pemilihan Model

MODEL	AIC
ARIMA(0,1,2)	799.3601
ARIMA(6,1,0)	800.1903
ARIMA(6,1,2)	782.0281

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa model yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model ARIMA(6,1,2). Oleh karena itu, model ini dipilih dan akan dilakukan uji asumsi dan signifikansi parameter untuk melihat kebaikan model. Asumsi yang diuji adalah asumsi normalitas dan asumsi non-autokorelasi. Asumsi normalitas diuji dengan menggunakan *kolmogorov-smirnov* dengan hipotesis alternatifnya data tidak berdistribusi normal dan asumsi non-autokorelasi diuji dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan hipotesis alternatifnya terdapat autokorelasi.

## 3. Estimasi Model ARIMA(6,1,2)

Hasil dari estimasi parameter model ARIMA pada Software Rstudio diperoleh  $p\text{-value}$  AR1 =  $2.2e-16$ , AR2 =  $2.2e-16$ , AR3 = 0.009319, AR4 = 0.336141, AR5 = 0.004127, AR6 = 0.536137, MA1 =  $2.2e-16$ , dan MA2 =  $2.2e-16$ . Hasil tersebut dapat dilihat bahwa koefisien AR1, AR2, AR3, AR5, MA1, dan MA2 signifikan ( $p\text{-value} < 0.05$ ). Hal ini menunjukkan model baik. Berdasarkan hasil uji *Ljung-Box* diperoleh  $p\text{-value} = 0.08716$  sehingga dapat dikatakan nilai  $p\text{-value}$  uji *Ljung-Box* lebih besar dari taraf uji 5%. hal ini menunjukkan bahwa asumsi non-autokorelasi terpenuhi. Untuk asumsi normalitas dapat dilihat dari hasil uji *Kolmogorov-Smirnov*. Hasil uji ini memiliki nilai  $p\text{-value} = 0.9833$  artinya lebih besar daripada taraf uji 5%. Hal ini menunjukkan bahwa asumsi normalitas terpenuhi. Berdasarkan signifikansi koefisien dan terpenuhinya asumsi maka model ARIMA(6,1,2) baik untuk meramalkan data kasus harian COVID-19 di Indonesia.

## PERAMALAN DENGAN FFNN

### 1. Uji Linearitas

Langkah awal dalam melakukan pemodelan pada kasus COVID-19 di Indonesia menggunakan Model FFNN, dilakukan pengujian linearitas terhadap data yang akan digunakan. Pengujian tersebut dilakukan untuk mengetahui dan menangkap pola nonlinier pada data (Safitri et al., 2021).

Berdasarkan hasil uji linearitas pada Software Rstudio diperoleh  $p\text{-value}$  sebesar 0.02227. Karena nilai  $p\text{-value}$  lebih kecil dari taraf uji 5% maka keputusannya tolak  $H_0$ . Hal

ini menunjukkan data bukan fungsi linier sehingga model FFNN dapat diterapkan dan diharapkan lebih baik dari ARIMA.

## 2. Membangun Model FFNN

Berdasarkan model ARIMA yang dibentuk sebelumnya, lag signifikan pada ARIMA adalah lag hingga AR5. Lag-lag yang signifikan ini akan dikombinasikan dan dijadikan variabel *input* pada model FFNN. Oleh karena itu akan terdapat beberapa kombinasi model FFNN yang terbentuk. Jumlah node yang akan dicoba adalah 1 hingga 10. Berikut model-model yang akan dibangun dan dibandingkan:

- Hingga AR1
- Hingga AR2
- Hingga AR3
- Hingga AR4
- Hingga AR5

Model yang dipilih adalah model yang memiliki nilai RMSE testing terkecil dan RMSE training terkecil.

### a. FFNN dengan lag hingga AR1 ( $p = 1$ )

Hasil model input  $p = 1$  dan node dari 1 hingga 10 diperoleh nilai RMSE terkecil pada data training berada di node 8 dan data testing berada di node 3. Untuk memilih model mana yang akan digunakan akan berfokus pada RMSE data testing. Hal ini dikarenakan model yang dibentuk akan digunakan untuk peramalan. Untuk model peramalan evaluasi testing diutamakan. Untuk RMSE data testing terkecil berada di node 3 dengan nilai RMSE sebesar 794.21. Pada node ini nilai RMSE training cukup besar dibandingkan node-node lainnya. Akan tetapi perbedaanya cenderung kecil. Oleh karena itu node yang dipilih dari hasil evaluasi model FFNN  $p = 1$  adalah node 3.

### b. FFNN dengan lag hingga AR2 ( $p = 2$ )

Hasil model input  $p = 2$  dan node dari 1 hingga 10 diperoleh nilai RMSE terkecil pada data training berada di node 10 dan data testing berada di node 10. Untuk RMSE data testing terkecil berada di node 10 dengan nilai RMSE sebesar 539.42. Pada node ini juga nilai RMSE training terkecil dibandingkan node-node lainnya. Oleh karena itu node yang dipilih dari hasil

evaluasi model FFNN  $p = 2$  adalah node 10.

### c. FFNN dengan lag hingga AR3 ( $p = 3$ )

Hasil model input  $p = 3$  dan node dari 1 hingga 10 diperoleh nilai RMSE terkecil pada data training berada di node 10 dan data testing berada di node 1. Untuk RMSE data testing terkecil berada di node 1 dengan nilai RMSE sebesar 524.42. Pada node ini nilai RMSE training cukup besar dibandingkan node-node lainnya. Berdasarkan hal tersebut node yang dipilih dari hasil evaluasi model FFNN  $p = 3$  adalah node 1.

### d. FFNN dengan lag hingga AR4 ( $p = 4$ )

Hasil model input  $p = 4$  dan node dari 1 hingga 10 diperoleh nilai RMSE terkecil pada data training berada di node 10 dan data testing berada di node 1. Untuk RMSE data testing terkecil berada di node 1 dengan nilai RMSE sebesar 386.52. Pada node ini nilai RMSE training cukup besar dibandingkan node-node lainnya. Oleh karena itu node yang dipilih dari hasil evaluasi model FFNN  $p = 4$  adalah node 1.

### e. FFNN dengan lag hingga AR5 ( $p = 5$ )

Hasil model input  $p = 5$  dan node dari 1 hingga 10 diperoleh nilai RMSE terkecil pada data training berada di node 9 dan data testing berada di node 4. Untuk RMSE data testing terkecil berada di node 4 dengan nilai RMSE sebesar 374.85. Pada node ini nilai RMSE training cukup kecil dibandingkan node-node lainnya. Oleh karena itu node yang dipilih dari hasil evaluasi model FFNN  $p = 5$  adalah node 4.

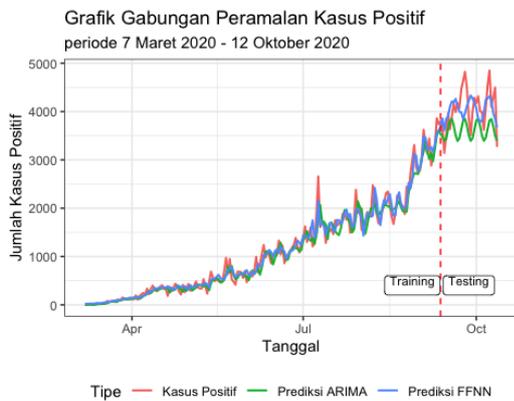
## 3. Evaluasi Model FFNN

Tabel 2. Pemilihan Model

Model	Node	RMSE_ train	RMSE_ tes
FFNN (1,3,1)	3	210.7865	794.2064
FFNN (2,10,1)	10	179.9132	539.4273
FFNN (3,1,1)	1	214.8554	524.4156
FFNN (4,1,1)	1	208.9832	386.5229
FFNN (5,4,1)	4	162.9087	374.8478

Berdasarkan tabel 2, didapatkan model terbaik dengan nilai RMSE training terkecil dan RMSE testing terkecil adalah model FFNN(5,4,1), yaitu model FFNN dengan variabel *input* sebanyak 5 unit dan terdapat 4 unit node pada *hidden layer* dengan fungsi aktivasi *log sigmoid* serta 1 unit node pada *output layer*. Oleh karena itu, model ini akan digunakan untuk meramalkan kasus harian COVID-19 di Indonesia.

## PERAMALAN DAN EVALUASI MODEL ARIMA DAN FFNN



Gambar 7. Grafik Peramalan ARIMA dan FFNN

Gambar 7 merupakan grafik peramalan gabungan dengan menggunakan data training dan data testing. Berdasarkan grafik di atas dapat kita lihat dengan menggunakan data training baik model ARIMA maupun FFNN menghasilkan pola yang mirip dengan pola data aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung baik. Setelah menggunakan data testing dapat dilihat bahwa prediksi ARIMA cenderung *underestimate*, sedangkan prediksi FFNN cenderung stabil.

Grafik ini memberikan pandangan visual mengenai bagaimana hasil peramalan model FFNN dalam meramalkan kasus harian COVID-19 di Indonesia. Apabila garis prediksi FFNN berdekatan dengan garis Data Aktual, ini mengindikasikan bahwa model FFNN memiliki tingkat akurasi lebih baik dalam meramalkan perkembangan kasus harian COVID-19 selama rentang waktu yang diamati.

Tabel 3. Evaluasi Akurasi ARIMA

<b>ME</b>	4023.788
<b>RMSE</b>	4044.808
<b>MAE</b>	4023.788
<b>MPE</b>	98.97916
<b>MAPE</b>	98.97916

Hasil evaluasi pada Tabel 3 menggambarkan performa akurasi model ARIMA dalam meramalkan perkembangan COVID-19 di Indonesia. Nilai ME yang positif menunjukkan bahwa rata-rata prediksi ARIMA cenderung sedikit di atas nilai sebenarnya. RMSE yang relatif rendah mengindikasikan variasi kesalahan prediksi yang juga cukup kecil. Namun, nilai MAE yang lebih tinggi menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model ARIMA lebih besar. MPE yang positif menunjukkan bahwa prediksi ARIMA cenderung lebih tinggi daripada nilai sebenarnya secara keseluruhan. Nilai MAPE yang juga positif menunjukkan bahwa kesalahan prediksi dalam persentase juga lebih besar.

Tabel 4. Evaluasi Akurasi FFNN

<b>ME</b>	-2.693212
<b>RMSE</b>	367.4486
<b>MAE</b>	287.2006
<b>MPE</b>	-0.9973568
<b>MAPE</b>	7.227203

Hasil evaluasi akurasi model *Feed Forward Neural Network* (FFNN) pada Tabel 4 menunjukkan performa yang baik. Dengan nilai *Mean Error* (ME) mendekati nol dan bahkan negatif, prediksi FFNN cenderung mendekati atau bahkan sedikit di bawah nilai sebenarnya. *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang rendah menandakan bahwa variasi kesalahan prediksi juga relatif kecil. Model ini memiliki kemampuan meramalkan dengan akurasi yang tinggi, terbukti dari nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yang rendah serta *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang relatif kecil. Meskipun terdapat beberapa perbedaan, performa FFNN secara keseluruhan memberikan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya dalam meramalkan perkembangan COVID-19 di Indonesia.

Model FFNN menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam sebagian besar evaluasi akurasi, termasuk ME, RMSE, MAE, MPE, dan MAPE. Disamping itu, model FFNN juga memiliki nilai RMSE yang lebih rendah, yang mengindikasikan variasi kesalahan prediksi antara model dan data sebenarnya lebih terkendali. Tidak hanya itu, nilai MPE yang mendekati atau bahkan negatif pada model FFNN menunjukkan bahwa model ini cenderung mendekati atau hanya sedikit di bawah nilai sebenarnya secara keseluruhan.

Berdasarkan hasil evaluasi diatas, diperoleh bahwa model FFNN unggul dalam evaluasi tingkat akurasi dibandingkan dengan model ARIMA. Model FFNN mampu memberikan prediksi yang lebih mendekati nilai sebenarnya berdasarkan sebagian besar nilai akurasi. Hasil evaluasi akurasi model FFNN menunjukkan kemampuannya yang baik dalam meramalkan perkembangan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia.

## PENUTUP

### SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut: (1) Hasil pemodelan menggunakan Model ARIMA, diperoleh Model ARIMA (6,1,2) sebagai model yang baik digunakan dalam meramalkan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia. (2) Hasil pemodelan menggunakan Model FFNN, diperoleh Model FFNN (5,4,1) dengan variabel *input* sebanyak 5 unit dan terdapat 4 unit node pada *hidden layer* dengan fungsi aktivasi *log sigmoid* serta 1 unit node pada *output layer*. Model ini merupakan model yang baik digunakan dalam meramalkan kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia. (3) Perbandingan hasil peramalan menggunakan Model ARIMA dan FFNN pada kasus perkembangan COVID-19 di Indonesia diperoleh nilai evaluasi akurasi ARIMA dengan RMSE sebesar 4044,808; MAE sebesar 4023,788; dan MAPE sebesar 98,97916. Sedangkan nilai evaluasi akurasi FFNN diperoleh RMSE sebesar 367,4486; MAE sebesar 287,2206; dan MAPE sebesar 7,227203.

Hasil nilai evaluasi ini menegaskan bahwa model FFNN memiliki evaluasi akurasi lebih baik daripada model ARIMA. Model FFNN mampu memberikan prediksi yang lebih mendekati nilai sebenarnya berdasarkan sebagian besar nilai akurasi. Sehingga model FFNN mampu menjadi model yang baik digunakan dalam meramalkan perkembangan kasus COVID-19 di Indonesia.

### SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, maka saran yang dapat disampaikan sebagai berikut : Pertama, eksplorasi penggunaan model peramalan yang lebih maju pada model *deep learning* lainnya seperti *Long Short-Term Memory (LSTM)*, *Recurrent Neural Network (RNN)*. Kedua, pertimbangkan penggunaan

data tambahan seperti faktor sosial, ekonomi, dan kebijakan pemerintah. Data-data tambahan ini dapat membantu model mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi tren kasus COVID-19 dan meningkatkan akurasi peramalan. Ketiga, lakukan proses *tuning* parameter untuk model FFNN guna mengoptimalkan performa akurasi. Hal ini dapat membantu model FFNN menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan sesuai dengan karakteristik data. Terakhir, penting untuk memilih model peramalan yang sesuai dengan tujuan dan karakteristik data yang dihadapi. Dari beberapa saran diatas, perlu adanya pendekatan yang lebih canggih dan eksplorasi model-model alternatif untuk meramalkan kasus COVID-19 dengan lebih akurat di masa yang akan datang.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abhinav Bahuguna, Uniyal, A., Sharma, N., & Semwal, J. (2023). Comparison of exponential smoothing and ARIMA time series models for forecasting COVID-19 cases: a secondary data analysis. *International Journal of Research in Medical Sciences*, 11(5), 1727–1734. <https://doi.org/10.18203/2320-6012.ijrms20231344>
- Haqqi Anna Zili, A., Anastassia Amellia Kharis, S., & Lestari, D. (2020). Peramalan Tingkat Kematian Indonesia Akibat COVID-19 Menggunakan Model ARIMA. *Journal Sosial Sains*, 2(1), 2723–6692. <http://jiss.publikasiindonesia.id/>
- Henrique, D. B., Filho, M. G., Marodin, G., Jabbour, A. B. L. de S., & Chiappetta Jabbour, C. J. (2020). A framework to assess sustaining continuous improvement in lean healthcare. *International Journal of Production Research*, 59(10), 2885–2904. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1743892>
- Kusumaning Ayu, D., Susilaningrum, D., & Suhartono. (2016). *Pemodelan Produksi Minyak dan Gas Bumi di PT. "Z" Menggunakan Metode ARIMA, FFNN, dan Hybrid ARIMA-FFNN*. (Vol. 5, Issue 2).
- Maryam, M., Rahmawati, R., & Asrirawan, A. (2022). Peramalan Jumlah Kasus COVID-19 di Provinsi Sulawesi Barat Menggunakan Model Hybrid ARIMA Backpropagation. *Saintifik*, 8(1), 20–28. <https://doi.org/10.31605/saintifik.v8i1.361>
- Meinanda, M. H., Annisa, M., Muhandri, N., & Suryadi, dan K. (2009). Prediksi masa studi sarjana dengan artificial neural network. *Internetworking Indonesia Journal*, 1(2), 31–35.
- Pangruruk, F. A., & Barus, S. P. (2023). *Prediksi Jumlah Orang Terpapar Covid-19 Menggunakan Metode Interpolasi Lagrange*.
- Pujiharta, P., Dwi Darma, Y., Riska Wiyanti, N., & Gunawan, A. (2022). *Comparative Analysis of Arima Model and Exponential Smoothing in*

- Predicting Inventory in Automotive Companies.*  
<https://doi.org/10.33258/birci.v5i1.3707>
- Puspitaningrum, D. (2006). Pengantar Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Transformatika*, 1(2), 114–124.
- Putri, R. N. (2020). Indonesia dalam Menghadapi Pandemi Covid-19. *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 20(2), 705.  
<https://doi.org/10.33087/jiubj.v20i2.1010>
- Safitri, B. A., Iriany, A., Wayan, N., & Wardhani, S. (2021). Perbandingan Akurasi Peramalan Curah Hujan dengan menggunakan ARIMA, Hybrid ARIMA-NN, dan FFNN di Kabupaten Malang (Comparison of Rainfall Forecasting Accuracy using ARIMA, Hybrid ARIMA-NN, and FFNN in Malang District). *Seminar Nasional Official Statistics*, 1, 245–253.  
<https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2021i1.853>
- Saragih, S. M., & Sembiring, P. (2022). Analisis Perbandingan Metode Arima Dan Double Exponential Smoothing Dari Brown Pada Peramalan Inflasi Di Indonesia. *Journal of Fundamental Mathematics and Applications (JFMA)*, 5(2), 81–96.  
<https://doi.org/10.14710/jfma.v5i2.15312>
- Sari, I. P., Wuryandari, T., & Yasin, H. (2014). Prediksi Data Harga Saham Harian Menggunakan Feed Forward Neural Networks (FFNN) dengan Pelatihan Algoritma Genetika (Studi kasus pada Harga Saham Harian PT. XL Axiata Tbk). *Jurnal Gaussian*, 3(3), 441–450.
- Sihombing, P. R., Lestari, W. P., Nursaskiawati, M. A., & Indryani, E. (2022). Perbandingan Performa ETS dan ARIMA dalam Pemodelan Harga CPO. *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, 2(2), 207–211.  
<https://doi.org/10.11594/jesi.02.02.08>
- Unicef. (2021). *Menuju respons dan pemulihan COVID-19 yang berfokus pada anak.*  
<https://www.unicef.org/indonesia/id/laporan/menuju-respons-dan-pemulihan-covid-19-yang-berfokus-pada-anak>