

Pemodelan Curah Hujan dengan Pendekatan Model ARIMA, *Feed Forward Neural Network* dan *Hybrid* (ARIMA-NN) di Banyuwangi

¹Yudi Susanto dan ²Brodjol Sutijo Suprih Ulama

Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: ²sutijo_su@statistika.its.ac.id dan ¹susantoputra23@gmail.com

Abstrak—Banyuwangi dikenal sebagai daerah yang kaya akan keindahan alamnya, banyak terdapat tempat wisata antara lain Pantai Bama, Watu Dodol, Rajeg Wesi, Sukomade, Pulau Merah dan Pantai Plengkung. Selain itu di Banyuwangi juga terdapat Taman Nasional Meru Betiri dan Cagar Alam Baluran. Banyuwangi juga merupakan lumbung padi terbesar di Jawa Timur. Salah satu faktor alam yang berpengaruh terhadap produksi padi adalah curah hujan. Pada data curah hujan selain terdapat pola linier diduga juga terdapat pola non linier. Pada penelitian ini akan digunakan pemodelan linier yaitu ARIMA dan non linier yaitu *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dan *Hybrid* (ARIMA-NN). Dari hasil analisis yang telah dilakukan didapatkan model ARIMA terbaik adalah ARIMA $([1,13,17],0,0)(1,0,0)^{12}$ dengan nilai RMSE sebesar *in sample* 0,909 dan RMSE *out sample* sebesar 1,351. Model FFNN terbaik yang didapatkan adalah FFNN (3,3,1) dengan variabel input lag yang signifikan pada model ARIMA yaitu z_{t-1} , z_{t-12} dan z_{t-13} dengan nilai RMSE *in sample* sebesar 1,002 dan RMSE *out sample* sebesar 1,017 serta pada pemodelan *Hybrid*, model utama yang digunakan adalah ARIMA $([1,13,17],0,0)(1,0,0)^{12}$ dengan model FFNN yang terbentuk adalah FFNN (4,5,1) dengan nilai RMSE berturut-turut 0,851 dan 1,231. Dari ketiga metod tersebut pemodelan dengan FFNN (3,3,1) menghasilkan nilai RMSE *out sample* yang paling kecil.

Kata Kunci—ARIMA, Banyuwangi, Curah Hujan, *Feed Forward Neural Network*, *Hybrid* (ARIMA-NN).

I. PENDAHULUAN

Banyuwangi dikenal sebagai daerah yang kaya akan keindahan alamnya, banyak terdapat tempat wisata antara lain Pantai Bama, Watu Dodol, Rajeg Wesi, Sukomade, Pulau Merah, dan Pantai Plengkung. Khusus untuk Pantai Plengkung atau juga dikenal dengan sebutan *G-Land* sangat populer di kalangan peselancar domestik maupun mancanegara. Pantai Plengkung tercatat sebagai pantai dengan ketinggian ombak tertinggi kedua di dunia setelah Hawaii. Selain pantai juga terdapat wisata alam lainnya yaitu Cagar Alam Baluran dan Taman Nasional Meru Betiri. Selain kedua hal tersebut, Banyuwangi juga sebagai salah satu lumbung padi di Jawa Timur, bahkan pada tahun 2012 lalu Presiden Susilo Bambang Yudhoyono memberikan penghargaan peningkatan produksi beras nasional (P2BN) kepada Bupati Banyuwangi.

Beberapa faktor yang mempengaruhi produksi padi di Banyuwangi yaitu dukungan dari pemerintah dan faktor alam itu sendiri. Pemerintah Kabupaten Banyuwangi dalam hal ini berupaya mengontrol alih fungsi lahan pertanian melalui peraturan daerah dan penggunaan

pupuk organik untuk meningkatkan kesuburan tanah, selain itu juga dilakukan rehabilitasi jaringan irigasi dan pembuatan embung atau cekungan untuk menampung air hujan sedangkan untuk faktor alam yang mempengaruhi produksi padi yaitu curah hujan, pergantian musim kemarau dan musim hujan yang sesuai membantu petani dalam menetapkan waktu untuk menanam ataupun memanen hasil dari lahan pertanian. Berdasarkan data yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistika (BPS) pada tahun 2013 produksi padi di Kabupaten Banyuwangi menurun karena terjadi perubahan pola tanam sehingga petani lebih memilih menanam buah-buahan daripada menanam padi. Beberapa kecamatan dengan produksi padi terbesar di Banyuwangi antara lain Kecamatan Srono, Rogojampi, Singojuruh, Songgon, Kabat, Cluring dan Sempu. Diantara faktor-faktor yang berpengaruh terhadap produksi padi, faktor curah hujan merupakan faktor utama sehingga pada penelitian ini akan dimodelkan curah hujan di kecamatan-kecamatan sentra produksi padi terutama di Kecamatan Kabat karena merupakan salah satu kecamatan penghasil padi terbesar di Banyuwangi selain itu juga karena lokasinya dekat dengan kecamatan-kecamatan penghasil padi lainnya.

Penelitian terdahulu tentang curah hujan telah dilakukan oleh Huda tentang peramalan data curah hujan dengan model SARIMA dengan tambahan deteksi *outlier* di Kabupaten Mojokerto, hasil penelitian tersebut memberikan ramalan curah hujan yang sesuai karena mampu memprediksi data curah hujan pada tahun 2011 dengan tepat [1]. Purwaputra juga telah melakukan penelitian tentang peramalan curah hujan untuk evaluasi pola tanam berdasarkan penanggalan *Sasih* di Bali dimana curah hujan di daerah Jatiluwih memiliki pola musiman dan berdasarkan curah hujan yang terjadi pola tanam kurang sesuai sebanyak 4 kali dalam 25 tahun terakhir namun kalender tanam dengan penanggalan *Sasih* masih layak digunakan [2]. Metode *Neural Network* juga pernah digunakan untuk meramalkan curah hujan di Jawa Tengah dimana metode *Time Delay Neural Network* lebih baik dibandingkan *Feed Forward Neural Network* [3].

Selain digunakan untuk meramalkan curah hujan metode ARIMA telah dilakukan untuk meramalkan penjualan pakaian di Boyolali selain dengan menggunakan metode ARIMA juga menggunakan *Time Series Regression* (TSR) sebagai pembanding. Pada penelitian tersebut menyimpulkan bahwa hasil peramalan dengan metode TSR lebih baik daripada ARIMA karena menghasilkan nilai RMSE *out sample* yang lebih kecil [4]. Masun meramalkan *inflow* dan *outflow* uang kartal

bulanan di Kantor Perwakilan Bank Indonesia Wilayah IV yang meliputi Surabaya, Jember, Malang, dan Kediri dengan pemodelan ARIMA dan *Time Series Regression* dimana model terbaik yang dihasilkan pada setiap wilayah beragam [5].

Pada data curah hujan selain terdapat pola linier diduga juga terdapat pola non linier, untuk pemodelan linier akan digunakan metode ARIMA sedangkan untuk menangkap pola non linier digunakan model *Neural Network*. Pada penelitian ini digunakan pendekatan model ARIMA, *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dan *Hybrid (Autoregressive Integrated Moving Average-Neural Network)* atau *Hybrid (ARIMA-NN)* untuk meramalkan curah hujan di Banyuwangi. Pemodelan dengan *Feed Forward Neural Network* dan *Hybrid (ARIMA-NN)* diharapkan mampu menangkap pola non linier pada data curah hujan. Hasil terbaik dari ketiga pemodelan tersebut akan digunakan untuk meramalkan curah hujan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Eksplorasi Data

Data curah hujan yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan bulanan dimana data tersebut merupakan penjumlahan dari data curah hujan harian, pencatatan curah hujan dilakukan pada pukul 07.00 waktu setempat setiap harinya. Terdapat dua alat yang biasanya digunakan dalam pengukur curah hujan yaitu alat yang manual dan otomatis yaitu ARG (*Automatic Rain Gauge*). Pada data curah hujan terkadang terdapat *missing value* dan *outlier*. Secara umum BMKG melakukan imputasi *missing value* pada data curah hujan dengan 2 cara yaitu secara empirik antara lain dengan rata-rata aritmatik, perbandingan normal, *reciprocal method*, interpolasi, dan membandingkan dengan data curah hujan dari satelit TRMM yang telah terkoreksi serta dengan cara stokastik antara lain metode bilangan acak dan markov.

B. 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 [6]. Model AR (*Autoregressive*) pada orde p menyatakan pengamatan pada waktu ke- t berhubungan linier dengan pengamatan waktu sebelumnya $t-1, t-2, \dots, t-p$. Bentuk fungsi persamaan untuk model AR pada orde p dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \phi_2 \hat{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t \quad (1)$$

Model MA (*Moving Average*) digunakan untuk menjelaskan suatu kejadian bahwa suatu pengamatan pada waktu t dinyatakan sebagai kombinasi linier dari sejumlah *residual*. Bentuk fungsi persamaan untuk model MA pada orde q dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

Model ARMA merupakan model gabungan antara model AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*) yang kadang ditulis dengan notasi ARMA (p, q). Bentuk fungsi model ARMA pada orde p dan q dinotasikan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

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:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (4)$$

Apabila model ARIMA mempunyai pola musiman (*seasonal*) maka model yang dibentuk secara umum adalah sebagai berikut:

$$\Phi_P(B^s)(1-B^s)^D Z_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (5)$$

C. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan adalah sistem komputasi dimana arsitektur dan operasi diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf didalam otak dan merupakan model yang meniru cara kerja jaringan *neural* biologis. ANN merupakan salah satu contoh model non linier yang memiliki bentuk fungsional flexibel dan mengandung beberapa parameter yang tidak dapat diinterpretasikan seperti pada model parametrik namun hal inilah yang membuat ANN mampu menyelesaikan persoalan yang tidak terstruktur dan sulit didefinisikan [7].

Backpropagation merupakan algoritma yang paling sering digunakan pada ANN khususnya *perceptron* untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* pada lapisan tersembunyi dengan banyak lapisan. Algoritma ini termasuk metode pelatihan supervise dimana terdapat pasangan *input* dan target sebagai "guru" dalam pelatihan serta didesain untuk operasi jaringan *feed forward* multilapis.

D. Model Hybrid (ARIMA-NN)

Pemodelan *Hybrid* (ARIMA dan *Neural Network*) dilakukan karena pada data curah hujan selain terdapat pola linier dapat juga terdapat pola non linier sehingga kombinasi dari kedua model tersebut diharapkan mampu meramalkan data curah hujan di Kabupaten Banyuwangi dengan persamaan model *Hybrid* sebagai berikut:

$$Z_t = \hat{L}_t + \hat{Y}_t \quad (6)$$

dengan L_t adalah komponen linier dimana pemodelan yang digunakan adalah model ARIMA dan Y_t adalah komponen non linier dimana pemodelan yang digunakan adalah *Neural Network*.

E. Uji Non Linieritas

Uji Terasvirta merupakan salah satu uji deteksi non linier yang dikembangkan berdasarkan model *neural network* dan termasuk dalam kelompok uji tipe Lagrangre Multiplier dengan ekspansi Taylor [8] dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : f(x)$ adalah fungsi linier dalam x (model linier)

$H_1 : f(x)$ adalah fungsi non linier dalam x (model non linier)

Statistik uji yang digunakan adalah

$$F = \frac{SSR_0 - SSR/m}{SSR/(N-r-1-m)} \quad (7)$$

Daerah kritis atau daerah penolakan H_0 adalah apabila nilai F_{hitung} lebih besar dari nilai F_{tabel} dengan derajat bebas m dan $N-r-1-m$ atau nilai $Pvalue$ lebih kecil dari

nilai α (0,05) maka $f(x)$ merupakan fungsi non linier dalam x .

F. Kriteria Model Terbaik

Pemilihan model terbaik mempertimbangkan nilai dari *residual*. *Residual* merupakan selisih dari hasil estimasi dengan nilai sesungguhnya. Pada penelitian ini digunakan dua pendekatan yaitu pendekatan *in sample* dan *out sample*.

Kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah RMSE (*Root Mean Square Error*) dengan rumus untuk mendapatkan nilai RMSE adalah sebagai berikut, dengan e_i adalah *residual* pada pengamatan ke- i :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r e_i^2} \quad (8)$$

G. Curah Hujan

Curah hujan adalah butir-butir air atau kristal es yang jatuh/keluar dari awan atau kelompok awan. Jika curahan dimaksud dapat mencapai permukaan bumi disebut sebagai hujan, jika setelah keluar dari dasar awan tetapi tidak jatuh sampai ke permukaan bumi disebut *virga*. Butiran air yang dapat keluar dari permukaan bumi harus memiliki garis tengah ≥ 200 mikrometer (1 mikrometer sebanding dengan 0,001 cm), kurang dari ukuran diameter tersebut butir-butir air dimaksud habis menguap di atmosfer sebelum mampu mencapai permukaan bumi. Banyaknya curah hujan yang mencapai permukaan bumi atau tanah selama selang waktu tertentu dapat diukur dengan jalan mengukur tinggi air hujan dengan cara tertentu. Hasil dari pengukuran dinamakan curah hujan, yaitu tanpa mengingat macam atau bentuk pada saat mencapai permukaan bumi dan tidak memperhitungkan endapan yang meresap ke dalam tanah, hilang karena penguapan, atau pun mengalir [9].

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Karangploso, Malang yang merupakan data curah hujan bulanan dengan interval waktu selama 6 tahun yang diambil dari pos hujan yang berada di Kecamatan Kabat dengan pengamatan pertama pada Bulan Januari 2010 hingga Desember 2015 sebanyak 72 data dengan pembagian data *in sample* yaitu curah hujan dari Bulan Januari 2010 hingga Bulan Desember 2014 sebanyak 60 data dan data *out sample* yaitu curah hujan dari Bulan Januari 2015 hingga Bulan Desember 2015 sebanyak 12 data.

B. Langkah Analisis

Tahapan penelitian yang akan dilakukan dalam Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis statistika deskriptif dan eksplorasi data dari curah hujan.
2. Melakukan pemodelan curah hujan.
 - a. ARIMA
 - i. Membagi data curah hujan kedalam *in sample* dan *out sample*, dimana data *in sample* yaitu curah hujan dari Bulan Januari 2010 hingga Bulan Desember 2014 dan data *out sample* yaitu curah hujan dari Bulan Januari 2015 hingga Bulan Desember 2015.

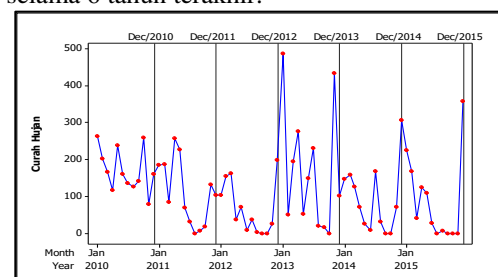
- ii. Menguji kestasioneran data, stasioner dalam varians dengan *Box Cox* transformasi dan stasioner dalam *mean* dengan plot pada ACF.
- iii. Mendapatkan orde model pada ARIMA (p, d, q) berdasarkan plot ACF dan PACF.
- iv. Mengestimasi parameter model dengan metode *least square*.
- v. Menguji parameter model dan asumsi *residual*.
- vi. Memilih model ARIMA terbaik berdasarkan kriteria RMSE pada *in sample* dan *out sample*.
- b. Pemodelan FFNN
 - i. Menentukan variabel *input* untuk pemodelan *Feed Forward Neural Network* berdasarkan plot ACF dan PACF dari data.
 - ii. Melakukan pemodelan FFNN dengan mencoba node dari 1 hingga 10 pada *hidden layer* dengan fungsi aktivasi log sigmoid.
 - iii. Memilih model FFNN terbaik dengan melihat nilai RMSE *in sample* dan *out sample*.
- c. Pemodelan Hybrid (ARIMA-NN)
 - i. Menentukan variabel *input* untuk pemodelan Hybrid (ARIMA-NN) berdasarkan plot ACF dan PACF dari *residual* pada model ARIMA terbaik.
 - ii. Melakukan pemodelan Hybrid (ARIMA-NN) dengan mencoba node dari 1 hingga 10 pada *hidden layer* dengan fungsi aktivasi log sigmoid.
 - iii. Memilih model Hybrid (ARIMA-NN) terbaik dengan melihat nilai RMSE *in sample* dan *out sample*.
- d. Memilih hasil terbaik dari ketiga metode berdasarkan nilai RMSE *out sample* terkecil.
- e. Melakukan ramalan curah hujan selama 1 tahun berdasarkan model terbaik yang telah dipilih.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Curah Hujan

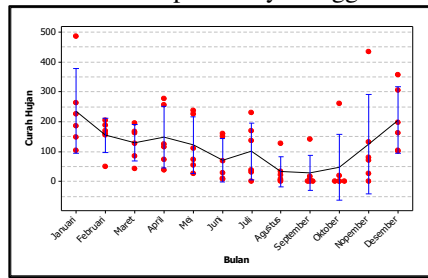
Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa kondisi curah hujan yang terjadi mengindikasikan terdapat pola musiman. Pada tahun 2010 hingga 2012 curah hujan yang terjadi cenderung rendah tiap tahunnya namun pada tahun 2013 sampai dengan 2015 terjadi peningkatan curah hujan dan pada beberapa bulan tertentu memiliki curah hujan yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan lainnya. curah hujan yang terjadi selama 6 tahun adalah sebesar 115,9 mm dengan standar deviasi sebesar 107,9 dengan curah hujan maksimal yang terjadi dalam satu bulan yaitu 486 mm sehingga apabila dilihat dari kondisi curah hujan tersebut selama 6 tahun terakhir Kecamatan Kabat mendapatkan curah hujan yang cukup baik untuk kegiatan pertanian. Berikut ini adalah kondisi curah hujan setiap bulannya.

Berikut ini adalah *plot* karakteristik curah hujan yang terjadi selama 6 tahun terakhir.



Gambar 1. Karakteristik Curah Hujan

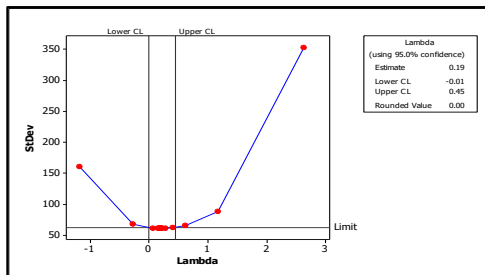
Gambar 2 menunjukkan bahwa curah hujan terdapat pola musiman dan cenderung mengalami *fluktuatif* yang terjadi pada Bulan Maret hingga Agustus, kemudian mengalami kenaikan setiap bulannya hingga Januari.



Gambar 2. Individual Plot Kondisi Curah Hujan

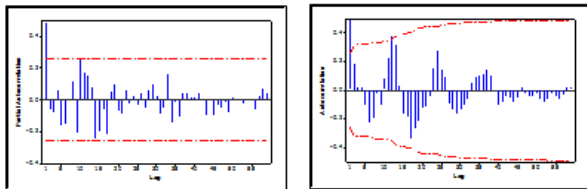
B. Model ARIMA

Tahapan awal yang dilakukan sebelum mendapatkan model ARIMA adalah terlebih dahulu menguji apakah sudah memenuhi kondisi stationer baik dalam varians atau *mean*. Berikut ini adalah *Box Cox* Transformasi pada data.



Gambar 3. Uji Stationer dalam Varians

Dari Gambar 3 diketahui bahwa data curah hujan belum stationer dalam varians karena nilai *lambda* tidak bernilai 1 dan pada intervalnya juga tidak memuat 1 sehingga perlu dilakukan transformasi berdasarkan nilai *lambda* yang didapatkan sebesar 0. Karena *lambda* bernilai 0 maka akan dilakukan adalah transformasi $\ln$. Setelah dilakukan transformasi didapatkan hasil bahwa data transformasi telah memenuhi kondisi stationer dalam varians. Selanjutnya dilakukan pengujian kondisi stationer dalam *mean* terhadap data yang telah ditransformasi, berikut ini adalah plot ACF dan PACF dari data transformasi.



Gambar 4. Plot PACF dan ACF pada Data

Dari Gambar 4, dapat dilihat pada plot ACF mengindikasikan adanya pola musiman hal ini ditunjukkan pada lag kelipatan 12 yang menonjol dibandingkan dengan lainnya. Dari Gambar 4 dapat ditentukan orde sementara dari model ARIMA, pada plot ACF signifikan pada lag-1 dan juga mengindikasikan adanya orde musimannya. Sedangkan pada plot PACF signifikan hanya pada lag-1. Berikut ini adalah beberapa kemungkinan model ARIMA yang terbentuk.

TABEL 1. MODEL ARIMA

Model	ARIMA	Parameter	Asumsi Residual
1	$(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
2	$(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
3	$(1,0,1)(1,0,0)^{12}$	Tidak	Tidak

4	$(1,0,0)(1,0,0)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
5	$(0,0,[1,13])(0,0,1)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
6	$(0,0,[1,17])(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
7	$(0,0,[1,13,17])(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
8	$([1,13],0,0)(0,0,1)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
9	$([1,17],0,0)(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
10	$([1,13,17],0,0)(0,0,1)^{12}$	Terpenuhi	Terpenuhi
11	$(0,0,[1,13])(1,0,0)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
12	$(0,0,[1,17])(1,0,0)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
13	$(0,0,[1,13,17])(1,0,0)^{12}$	Tidak	Tidak
14	$([1,13],0,0)(1,0,0)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
15	$([1,17],0,0)(1,0,0)^{12}$	Terpenuhi	Tidak
16	$([1,13,17],0,0)(1,0,0)^{12}$	Terpenuhi	Terpenuhi
17	$(1,0,[1,13])(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
18	$(1,0,[1,17])(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
19	$(1,0,[1,13,17])(0,0,1)^{12}$	Tidak	Tidak
20	$(1,0,[1,13])(1,0,0)^{12}$	Tidak	Tidak
21	$(1,0,[1,17])(1,0,0)^{12}$	Tidak	Tidak
22	$(1,0,[1,13,17])(1,0,0)^{12}$	Tidak	Terpenuhi

Setelah dilakukan analisis, dari 22 model yang ada terdapat sembilan model yang seluruh parameternya signifikan dan diantara kesembilan model tersebut hanya terdapat 2 model yang asumsi *residualnya* terpenuhi. Berikut ini adalah nilai RMSE dari kedua model tersebut.

TABEL 2. NILAI RMSE MODEL ARIMA

Model	ARIMA	In Sample	Out Sample
10	$([1,13,17],0,0)(0,0,1)^{12}$	0,925	1,379
16	$([1,13,17],0,0)(1,0,0)^{12}$	0,909	1,351

Berdasarkan Tabel 2 maka model ARIMA terbaik adalah model 16 dengan nilai RMSE sebesar 0,909 dan 1,351 lebih kecil dibandingkan model 10 dengan nilai RMSE sebesar 0,925 dan 1,37. Berikut ini adalah model matematisnya.

$$\hat{Z}_t = 4,374 + 0,346Z_{t-1} + 0,477Z_{t-12} + 0,0116Z_{t-13} - 0,456Z_{t-17} - 0,271Z_{t-25} + 204Z_{t-29} + a_t$$

C. FFNN

Pada penelitian ini, variabel *input* yang akan digunakan adalah beberapa observasi dan didasarkan pada didasarkan pada lag yang signifikan pada model ARIMA. Berikut ini adalah pengujian non linieritas dengan uji terasvirat pada data curah hujan.

TABEL 3. UJI NON LINIERITAS TERASVIRTA PADA DATA

Variabel Input	Df	P
Data	2	0,01343

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui bahwa nilai P lebih kecil dibandingkan alfa (0,05) maka dapat dikatakan model merupakan fungsi non linier sehingga metode FFNN dapat diterapkan dengan menggunakan hasil dari ARIMA. Berikut ini adalah nilai RMSE dengan berbagai *input*.

TABEL 4. RMSE PADA VARIABEL INPUT

Jumlah Node	Z_{t-1}		Z_{t-1} hingga Z_{t-2}	
	In Sample	Out Sample	In Sample	Out Sample
1	1,011	1,245	1,017	1,251
2	1,013	1,262	1,011	1,255
3	1,013	1,253	1,015	1,244
4	1,011	1,251	1,014	1,269
5	1,019	1,254	1,016	1,265

6	1,022	1,250	1,015	1,269
7	1,016	1,255	1,021	1,260
8	1,017	1,258	1,014	1,271
9	1,017	1,260	1,017	1,267
10	1,019	1,260	1,017	1,261

Berdasarkan Tabel 4 model terbaik dengan *input* z_{t-1} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 1 karena memiliki nilai RMSE *in sample* maupun *out sample* terkecil yaitu sebesar 1,011 dan 1,245 serta model terbaik dengan *input* z_{t-1} hingga z_{t-2} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 3 karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil yaitu sebesar 1,244.

TABEL 5. RMSE PADA VARIABEL INPUT2

Jumlah Node	z_{t-1} dan z_{t-2}		z_{t-1} hingga z_{t-3}	
	In Sample	Out Sample	In Sample	Out Sample
1	0,987	1,052	1,001	1,273
2	0,988	1,063	1,002	1,287
3	0,984	1,046	0,998	1,249
4	0,987	1,085	1,007	1,271
5	0,990	1,048	1,037	1,239
6	0,973	1,074	0,980	1,242
7	0,971	1,088	0,999	1,277
8	0,987	1,071	1,308	1,245
9	0,982	1,052	1,012	1,254
10	0,984	1,064	1,001	1,224

Berdasarkan Tabel 5 model terbaik dengan *input* z_{t-1} dan z_{t-2} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 3 karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil yaitu sebesar 1,046 dan model terbaik dengan *input* z_{t-1} hingga z_{t-3} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 10 karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil.

Berdasarkan Tabel 6 model terbaik dengan *input* z_{t-1} , z_{t-2} dan z_{t-3} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 3 karena memiliki nilai RMSE *in sample* dan *out sample* terkecil masing-masing sebesar 1,002 dan 1,017 serta model terbaik dengan *input* z_{t-1} , z_{t-2} dan z_{t-3} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 1 karena memiliki nilai *out sample* terkecil sebesar 1,221.

TABEL 6. RMSE PADA VARIABEL INPUT3

Jumlah Node	z_{t-1} , z_{t-2} dan z_{t-3}		z_{t-1} , z_{t-2} dan z_{t-3}	
	Out Sample	In Sample	In Sample	Out Sample
1	1,058	1,001	0,982	1,221
2	1,112	0,997	0,967	1,273
3	1,017	1,002	1,018	1,250
4	1,085	0,990	1,046	1,268
5	1,061	1,000	0,960	1,278
6	1,085	0,991	0,975	1,246
7	1,107	0,988	0,957	1,270
8	1,107	0,970	1,000	1,266
9	1,132	0,991	0,975	1,235
10	1,074	0,989	0,985	1,269

Berikut ini adalah perbandingan nilai RMSE pada model FFNN dengan berbagai *input*.

TABEL 7. PERBANDINGAN RMSE MODEL FFNN

Variabel Input	RMSE In Sample	RMSE Out Sample
z_{t-1}	1,011	1,245
z_{t-1}, z_{t-2}	1,015	1,244
$z_{t-1}, z_{t-2}, z_{t-3}$	1,001	1,224
z_{t-1} dan z_{t-2}	0,984	1,046
$z_{t-1}, z_{t-2}, z_{t-3}$	1,002	1,017
$z_{t-1}, z_{t-2}, z_{t-3}$	0,982	1,221

Dari Tabel 7 didapatkan model FFNN terbaik dengan berbagai kombinasi variabel *input* adalah FFNN (3,3,1)

dengan *input* z_{t-1} , z_{t-2} dan z_{t-3} dengan jumlah node sebanyak 3 unit. Berikut ini adalah model matematisnya.

$$\hat{z}_t = 0,85 + 0,242f^h(x_{1,t}) - 0,364f^h(x_{2,t}) + 3,968f^h(x_{3,t})$$

$$f^h(x_{j,t}) = \frac{1}{1+e^{-x_{j,t}}} \quad \text{dimana } j=1,2,\dots,3$$

$$x_{1,t} = 0,118 + 0,485z_{t-1} + 0,595z_{t-2} + 0,038z_{t-3}$$

$$x_{2,t} = 0,111 - 0,634z_{t-1} - 0,602z_{t-2} - 0,189z_{t-3}$$

$$x_{3,t} = -3,222 + 0,408z_{t-1} + 0,552z_{t-2} + 0,118z_{t-3}$$

D. Hybrid

Pada pemodelan *Hybrid* karena tidak terdapat lag yang signifikan maka penentuan input akan dicoba beberapa observasi yaitu a_{t-1} hingga a_{t-4} . Berdasarkan Tabel 8 model terbaik dengan *input* a_{t-1} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 4 karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil dan model terbaik dengan *input* a_{t-1} hingga a_{t-2} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 9 karena memiliki nilai RMSE *in sample* dan *out sample* terkecil.

TABEL 8. RMSE PADA RESIDUAL1

Jumlah Node	a_{t-1}		a_{t-1} hingga a_{t-2}	
	In Sample	Out Sample	In Sample	Out Sample
1	0,893	1,301	0,902	1,312
2	0,896	1,306	0,902	1,308
3	0,896	1,317	0,903	1,310
4	0,898	1,295	0,902	1,312
5	0,896	1,318	0,902	1,318
6	0,897	1,319	0,902	1,320
7	0,902	1,313	0,903	1,319
8	0,909	1,320	0,903	1,317
9	0,896	1,323	0,899	1,302
10	0,897	1,319	0,903	1,315

Berdasarkan Tabel 8 model terbaik dengan *input* a_{t-1} hingga a_{t-3} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 2 karena memiliki nilai RMSE *in sample* dan *out sample* terkecil dan model terbaik dengan *input* a_{t-1} hingga a_{t-4} adalah FFNN dengan jumlah node sebanyak 5 karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil.

TABEL 9. RMSE PADA RESIDUAL2

Jumlah Node	a_{t-1} hingga a_{t-3}		a_{t-1} hingga a_{t-4}	
	In Sample	Out Sample	In Sample	Out Sample
1	0,904	1,297	0,911	1,271
2	0,901	1,291	0,913	1,278
3	0,908	1,302	0,911	1,266
4	0,908	1,313	0,910	1,281

TABEL 9. RMSE PADA RESIDUAL2 (LANJUTAN)

Jumlah Node	a_{t-1} hingga a_{t-3}		a_{t-1} hingga a_{t-4}	
	In Sample	Out Sample	In Sample	Out Sample
5	0,910	1,317	0,851	1,231
6	0,909	1,313	0,913	1,272
7	0,942	1,306	0,909	1,275
8	0,915	1,311	0,908	1,277
9	0,912	1,299	0,892	1,254
10	0,913	1,308	0,906	1,266

Berikut perbandingan model *Hybrid* dengan beberapa kombinasi *input*.

TABEL 10. PERBANDINGAN RMSE MODEL HYBRID

Input	In Sample	Out Sample
a_{t-1}	0,898	1,295
a_{t-1} hingga a_{t-2}	0,899	1,302
a_{t-1} hingga a_{t-3}	0,901	1,291
a_{t-1} hingga a_{t-4}	0,851	1,231

Model *Hybrid* terbaik adalah model FFNN (4,5,1) untuk memodelkan *residualnya*. Terdapat peningkatan nilai RMSE baik pada *in sample* maupun *out sample* bila dibandingkan model ARIMA. Berikut ini perbandingan ketiga metode tersebut.

TABEL 11. PERBANDINGAN RMSE METODE

Metode	In Sample	Out Sample
ARIMA	0,909	1,351
FFNN	1,002	1,017
Hybrid	0,851	1,231

Nilai RMSE *in sample* terkecil yaitu model *Hybrid* dan nilai RMSE *out sample* terkecil yaitu model FFNN. Metode terbaik yang dipilih pada penelitian ini adalah metode FFNN (3,3,1) karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil karena tujuan dari penelitian ini adalah peramalan. Berikut ini adalah ramalan curah hujan untuk tahun 2016.

TABEL 12. PERAMALAN CURAH HUJAN

Tahun	Bulan	Curah Hujan
2016	Januari	119,8
2016	Februari	100,5
2016	Maret	66,1
2016	April	77,0
2016	Mei	81,9
2016	Juni	52,7
2016	Juli	13,6
2016	Agustus	8,9
2016	September	3,8
2016	Oktober	1,7
2016	November	1,1
2016	Desember	52,8

Hasil peramalan curah hujan dengan menggunakan metode FFNN diketahui bahwa curah hujan pada awal tahun cenderung tinggi hingga Bulan Maret kemudian berfluktuasi dan pada akhir tahun akan mengalami kenaikan kembali. Hal tersebut sesuai dengan pola hujan yang terjadi selama ini ditunjukkan oleh Gambar 2 (Halaman 4).

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Setelah dilakukan analisis dan pembahasan terhadap data curah hujan dengan pemodelan ARIMA, FFNN dan *Hybrid* (ARIMA-NN) didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Model ARIMA terbaik untuk meramalkan curah hujan di Kabupaten banyuwangi lebih tepatnya di Kecamatan Kabat adalah ARIMA ([1,13,17],0,0)(1,0,0)¹². Model tersebut dipilih karena memiliki RMSE *in sample* dan *out sample* terkecil masing-masing 0,909 dan 1,351 serta seluruh parameternya telah signifikan.

2. Model FFNN terbaik untuk meramalkan curah hujan adalah FFNN (3,3,1) dengan *input* Z_{t-1} , Z_{t-12} dan Z_{t-13} . Model tersebut dipilih karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil yaitu sebesar 1,017.

3. Model *Hybrid* (ARIMA-NN) terbaik adalah gabungan model ARIMA ([1,13,17],0,0)(1,0,0)¹² dan *residualnya* dimodelkan kembali dengan model FFNN (4,5,1) dimana variabel *inputnya* adalah a_{t-1} hingga a_{t-4} .

4. Model terbaik yang digunakan adalah model FNN (3,3,1) karena memiliki nilai RMSE *out sample* terkecil dibandingkan model *Hybrid* dan ARIMA.

Saran dalam penelitian Tugas Akhir ini, sebaiknya menggunakan beberapa lokasi agar dapat diketahui apakah model yang didapatkan cenderung memiliki pola yang sama atau tidak serta pada *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi yang lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Huda, A. M., Choiruddin, A., Budianto, O., Sutikno. (2010). *Peramalan Data Curah Hujan dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dengan Deteksi Outlier sebagai Upaya Optimalisasi Produksi Pertanian di Kabupaten Mojokerto*. Surabaya: ITS.
- [2] Purwaputra, I. M. (2015). *Peramalan Curah Hujan untuk Evaluasi Pola Tanam Berdasarkan Penanggalan Sasih di Bali*. Surabaya: ITS.
- [3] Fithriasari, K., Iriawan, N., Ulama, B.S.S., Sutikno. (2013). On The Multivariate Time Series Rainfall Modeling Using Time Series Delay Neural Network. *International Journal of Applied Mathematics and Statistics*TM, 44 (14), 193-201.
- [4] Perdana, A.S. (2012). *Perbandingan Metode Time Series Regression dan ARIMAX pada pemodelan Data Penjualan Pakaian di Boyolali*. Surabaya: ITS.
- [5] Masun, N.H. (2015). *Peramalan Inflow dan Outflow uang kartal bulanan di Kantor Perwakilan Bank Indonesia Wilayah IV*. Surabaya: ITS.
- [6] Wei, W.W.S., (2006). *Time Analysis Univariate and Multivariate Methods. (Second Edition)*. USA: Pearson Education, Inc.
- [7] Zhang, G.P. (2004). *Neural Network in Business Forecasting*. USA: Idea Group, Inc.
- [8] Terasvirta, T., Lin, C.F., Granger, C.W.J., (1993). *Power of The Neural Network Linierity Test*. USA: Blackwell Publishers.
- [9] Swarinoto, Y.S., & Sugiyono. (2011). *Pemanfaatan Suhu Udara dan Kelembapan Udara dalam Persamaan Regresi untuk Simulasi Prediksi Total Hujan Bulanan di Bandar Lampung*. BMKG, Bandar Lampung.