
**PREDIKSI KECEPATAN ANGIN DALAM MENDETEKSI
GELOMBANG AIR LAUT TERHADAP SKALA BEAUFORT
DENGAN METODE HYBRID ARIMA-ANN
(Studi Kasus: Kabupaten Lombok Barat 2019)**

Virgania Sari¹, Dyah Ayu Maulidany²

^{1,2} Program Studi Studi Diploma Tiga Statistika, Akademi Statistika Muhammadiyah Semarang
Alamat e-mail : virganasari@gmail.com

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara kepulauan maritim banyak pulau-pulau dengan berbagai karakteristik yang ada di Indonesia. Salah satu pulau yang memiliki posisi geografis yang cukup menguntungkan dengan potensi daerah tujuan wisata dan jalur perhubungan laut nasional maupun internasional yaitu Pulau Lombok yang bertepatan di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB). Dari sekian kabupaten di Provinsi NTB ada salah satu kabupaten yang memiliki keunggulan pada pembangunan daerah dari berbagai aspek seperti pariwisata, pelabuhan penyebrangan vital penghubung Pulau Bali dan Pulau Lombok yaitu Kabupaten Lombok Barat. Sebagai wilayah yang berbatasan langsung dengan lautan, wilayah Kabupaten Lombok Barat cukup kaya dengan produk perikanan lautnya. Adapun beberapa faktor alam yang menjadi penyebab kekhawatiran bagi para nelayan maupun pelaut yaitu angin yang mempengaruhi tinggi nya gelombang laut. Dalam menyelesaikan permasalahan meramalkan rata-rata kecepatan angin di Kabupaten Lombok Barat untuk yang akan datang, dilakukan menggunakan metode, yaitu *hybrid Autoregressive Integrated Moving Average-Artificial Neural Network* (ARIMA-ANN). Dimana hasil peramalan dapat dijadikan acuan untuk untuk mencegah dampak negatif dari angin dan mengoptimasikan peranan positif angin dalam kehidupan sehari-hari manusia. Model yang digunakan untuk meramalkan rata-rata kecepatan angin pada penelitian ini memiliki nilai MSE training dan testing terkecil sebesar 0.000061 dan 0.0657. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan memiliki hasil permalan yang sangat baik.

Kata kunci : Kecepatan Angin, Gelombang, *Hybrid ARIMA-ANN*, MSE

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kepulauan maritim yang cukup luas dengan total wilayah Indonesia 7,81 juta km² yang terdiri dari 2,01 juta km² daratan, 3,25 juta km² lautan, dan 2,55 juta km² Zona Ekonomi Eksklusif (ZEE). Banyak pulau-pulau dengan berbagai karakteristik yang ada di Indonesia dimana dari tiap pulau tersebut

memiliki potensi-potensi Sumber Daya Alam (SDA) yang melimpah di berbagai sektor. Dimana dari berbagai kepulauan di Indonesia ada salah satu pulau yang memiliki posisi geografis yang cukup menguntungkan dengan potensi daerah tujuan wisata dan jalur perhubungan laut nasional maupun internasional yaitu Pulau Lombok yang bertepatan di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB).

Menurut Bappenas (Badan Perencanaan Pembangunan Nasional) secara administratif Provinsi NTB terdiri atas enam Kabupaten dan satu Kotamadya yaitu Kabupaten Sumbawa, Dompu, Bima, Lombok Barat, Lombok Tengah, Lombok Timur dan Kotamadya Mataram. Dari sekian kabupaten di Provinsi NTB ada salah satu kabupaten yang memiliki keunggulan pada pembangunan daerah dari berbagai aspek seperti pariwisata, pelabuhan penyebrangan vital penghubung Pulau Bali dan Pulau Lombok yaitu Kabupaten Lombok Barat.

Sebagai wilayah yang berbatasan langsung dengan lautan, wilayah Kabupaten Lombok Barat cukup kaya dengan produk perikanan lautnya, dimana menurut data Badan Pusat Statistik Nusa Tenggara Barat pada Tahun 2017 Kabupaten Lombok Barat mencatatkan produksi lautnya sebesar 9,713 ton yang merupakan tertinggi kedua untuk lingkup Pulau Lombok. Adapun beberapa faktor alam yang menjadi penyebab kekhawatiran bagi para nelayan maupun pelaut yaitu tingginya gelombang laut. Tinggi rendahnya gelombang yang terjadi dipengaruhi oleh ada nya angin.

Angin adalah udara yang bergerak yang diakibatkan oleh rotasi bumi dan juga karna adanya perbedaan tekanan udara disekitarnya. Besar kecilnya beban angin dipengaruhi oleh kecepatan angin yang terjadi [1]. Kecepatan angin sendiri tidak dapat dipastikan karena berubah-ubah pada setiap waktu. Maka dari itu perlu dilakukan prediksi kecepatan angin untuk mencegah dampak negatif dari angin dan mengoptimasikan peranan positif angin dalam kehidupan sehari-hari manusia.

Untuk melakukan prediksi kecepatan angin dapat digunakan dengan metode peramalan dalam bentuk analisis time series. Untuk memproses data time

series, banyak berbagai teknik yang digunakan dengan metode Box-Jenkins. Metode Box-Jenkins terdiri dari beberapa model yaitu Autoregressive (AR), Moving Average (MA), Autoregressive Moving Average (ARMA), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) [2]. Hal itu menyebabkan model ARIMA tidak dapat menangkap pola-pola non-linier yang terdapat pada time series [3]. Oleh karena itu, model tersebut memerlukan model yang dapat mendeteksi pola-pola non-linier. Model tersebut adalah model ANN (Artificial Neural Network) [4]. Sehingga dengan melakukan kombinasi antara metode ARIMA dan ANN disebut sebagai Hybrid ARIMA-ANN. Model Hybrid dalam penelitian ini adalah mengkom-binasikan hasil peramalan yang berbentuk model non-linier dengan model linier dari data [5].

METODELOGI PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Skala *Beaufort* mengukur kecepatan angin dengan menggambarkan pengaruhnya pada kecepatan kapal dan gelombang air laut. Skala *Beaufort* menggunakan angka dan simbol. Semakin besar angka skala *Beaufort*, maka semakin kencang angin berhembus dan bahkan bisa semakin merusak. Skala *Beaufort* dimulai dari angka 1 untuk embusan angin yang paling tenang sampai angka 12 untuk embusan angin yang dapat menyebabkan kehancuran. Skala *Beaufort* tetap berguna dan dipakai sampai sekarang. Berikut merupakan tabel Skala *Beaufort*:

Tabel 1. Skala *Beaufort*

Number of Scale	Description	Wind Speed
0	<i>Calm</i>	<1 knot
1	<i>Light Air</i>	1-3 knots
2	<i>Light Breeze</i>	4–6 knots
3	<i>Gentle Breeze</i>	7–10 knots
4	<i>Moderate Breeze</i>	11–16 knots
5	<i>Fresh Breeze</i>	17–21 knots
6	<i>Strong Breeze</i>	22–27 knots
7	<i>Near Gale</i>	28–33 knots
8	<i>Gale</i>	34–40 knots
9	<i>Strong Gale</i>	41–47 knots
10	<i>Storm</i>	48–55 knots
11	<i>Violent Storm</i>	56–63 knots
12	<i>Hurricane Force</i>	≥63 knots

Analisis time series merupakan metode peramalan yang didasarkan pada analisa hasil pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu bertujuan untuk menentukan pola dalam deret data historis dan menerapkan pola tersebut ke masa depan (Sulhan & Khoiriyah, 2015). Data yang ditampilkan pada time series berdasarkan waktu, seperti data bulanan, data harian, data mingguan, data tahunan atau jenis waktu yang lain yang dimana memiliki ciri-ciri adanya rentang waktu ke waktu tertentu dan bukannya data pada satu waktu tertentu (Gunaryati, Fauziah, & Andryana, 2018). Dalam memilih suatu metode time series harus mempertimbangkan jenis pola. Ada

empat jenis pola time series yaitu pola Horizontal, Seasonal, Siklis dan Trend.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

ARIMA (Autoregressive *Integrated Moving Average*) sering disebut juga metode deret berkala *Box-Jenkins*. Nilai data mendatang diasumsikan sebagai fungsi linier dari data historis dan random *error*. ARIMA dibagi dalam tiga klasifikasi yaitu:

1. Model Autoregressive (AR)

Autoregressive adalah suatu bentuk peramalan regresi yang menghubungkan nilai-nilai sebelumnya dengan masing-masing variabel pada *time lag* (selang waktu) yang bermacam-macam. Jadi suatu model AR dikatakan mengikuti proses AR jika *lag-lag* pada plot *ACF* menurun secara eksponensial dan banyaknya *lag* yang signifikan berbeda dengan nol pada plot *PACF* digunakan sebagai indikasi parameter p. Bentuk umum model *autoregressive* dengan berorde ke-p atau model ARIMA (p,0,0) dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t \tag{1}$$

Dimana:

- μ = nilai konstan
- Z_t = nilai pengamatan pada waktu t
- ϕ_p = koefisien orde p
- e_t = nilai galat pada saat ke-t

2. Model Moving Average (MA)

Moving average atau rata-rata bergerak berarti bahwa nilai deret berkala pada waktu t dipengaruhi oleh unsur galat pada saat ini dan (mungkin) unsur galat terboboti pada masa lalu. Suatu deret berkala dikatakan mengikuti proses MA jika *lag-lag* pada plot *PACF* menurun

secara eksponensial dan banyaknya lag yang signifikan berbeda dengan nol pada plot ACF digunakan sebagai indikasi parameter q. Bentuk umum model moving average orde ke-q atau ARIMA (0,0,q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2)$$

Dimana:

θ_q = nilai koefisien orde q

e_t = nilai galat pada saat t

3. Model ARMA

Model peramalan deret berkala jenis ini dapat berbentuk autogregresive (AR), rata-rata (MA) atau kombinasi antara keduanya (ARMA). Bentuk umum model ARMA (p,q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B)Z_t = \mu + \theta_q(B)e_t \quad (3)$$

Dimana:

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

4. Model ARIMA

ARIMA kepanjangan dari *Autoregressive Integrated Moving Average*. Model ARIMA adalah model ARMA (p,q) yang nonstasioner. Model ini membutuhkan suatu proses pembedaan agar data stasioner. Model ARMA dilakukan pembedaan dengan ordo ke-d yaitu $Z_t^d = (1 - B)^d Z_t$ sehingga Z_1, Z_2, \dots menjadi deret berkala yang stasioner, maka model ARMA (p,q) menjadi model ARIMA (p,d,q). Bentuk model umum ARIMA (p,d,q) sebagai berikut:

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

Dimana:

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

$(1 - B)^d Z_t$ = pembeda ordo ke-d

e_t = nilai galat pada saat t

Metode ARIMA Box-Jenkins memiliki 3 langkah analisis yakni identifikasi model, estimasi parameter dan *diagnostic checking*.

Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (jaringan syaraf tiruan) adalah sebuah jaringan terhubung yang meniru cara kerja sel-sel syaraf pada otak manusia. Dalam ilmu Biologi, sel syaraf (neuron) adalah sebuah sel pada otak manusia yang menerima, memproses dan memancarkan sinyal elektrik. Neuron ini saling terhubung dengan neuron lainnya. Sama halnya neuron buatan terhubung dengan neuron lain dan melakukan proses yang sama. Jika pada neuron biologis menerima sinyal, neuron buatan menerima angka dari neuron lain dan memprosesnya.

ANN merupakan model komputasi yang fleksibel yang dapat diterapkan pada model nonlinier. Salah satu keuntungan menggunakan ANN yakni dapat diterapkan pada model nonlinier dan dapat menghasilkan akurasi ramalan yang cukup tinggi.

Single hidden layer feed forward neural network adalah yang paling banyak digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data *time series*. Model ANN untuk data *time series* menggunakan tiga layer dari unit

prosesing sederhana, yakni layer input, layer *hidden* dan layer output.

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \alpha_j g(\beta_{0j} + \sum_{i=1}^p \beta_{ij} y_{t-i}) + \varepsilon_t \quad (5)$$

Dimana:

y_t = output jaringan yakni ramalan

β_{ij} = bobot layer pada input

β_{0j} = bias pada layer input

p = banyak unit input

α_j = bobot pada layer hidden

α_0 = bias pada layer hidden

q = banyak unit hidden

ε_t = residual

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi yang sering digunakan dalam membangun jaringan yakni fungsi log sigmoid.

$$g(x) = \frac{1}{1+e^{(-x)}} \quad (6)$$

Karena model ANN merupakan fungsi nonlinier dari observasi data historis $(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$ dapat ditulis

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}, w) + \varepsilon_t \quad (7)$$

Dimana:

w = vektor dari semua parameter (bobot dan bias)

f = fungsi yang menentukan struktur jaringan

ε_t = residual

Maka dapat dikatakan ANN sebagai model nonlinier outotergressive. Persamaan (7) menyatakan satu unit output pada output layer digunakan sebagai ramalan one-step-ahead atau satu periode mendatang.

Hybrid ARIMA DAN ANN

Model ARIMA dan ANN masing-masing telah sukses sesuai dengan domainnya yakni dalam ranah linier dan nonlinier. Pende-katan ARIMA untuk model linier tidak akan cukup, di sisi

lain menggunakan ANN untuk model linier akan menghasilkan data beragam. Sebagai contoh, (Denton dalam Zhang, 2003) ketika terdapat *outlier* atau multikolinieritas dalam data, *neural network* secara signifikan mengungguli model regresi linier.

Model *Hybrid* ARIMA dan ANN dengan model linier dan nonliniernya dapat digunakan untuk menangkap pola data *time series*. Oleh karenanya perlu dipertimbangkan menyusun struktur autokorelasi linier dan komponen nonlinier, yakni

$$y_t = L_t + N_t \quad (8)$$

Dimana:

L_t = komponen linier,

N_t = komponen nonlinier.

Dua komponen diatas didapat dari ramalan (estimasi) data. Pertama, hasil ramalan data time series dengan model ARIMA digunakan sebagai komponen linier. Kemudian, residual dari model linier sebagai komponen nonlinier. Misal, e_t sebagai residual pada saat t pada model linier, maka

$$e_t = y_t - \hat{L}_t \quad (9)$$

Dimana:

y_t = nilai aktual,

\hat{L}_t = komponen linier.

Dari setiap pola nonlinier residual model ARIMA memiliki batasan. Dengan memodelkan residual menggunakan ANN, hubungan nonlinier dapat dibangun. Dengan n unit input, model ANN untuk residual sebagai berikut.

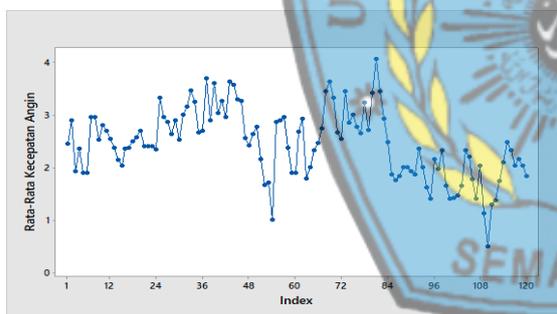
$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-n}) + \varepsilon_t \quad (10)$$

Dimana f fungsi nonlinier yang ditentukan oleh jaringan dan ε_t error acak. Tulis ramalan pada persamaan (10) sebagai \hat{N}_t , sehingga ramalan dengan model Hybrid ARIMA dan ANN sebagai berikut.

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (11)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

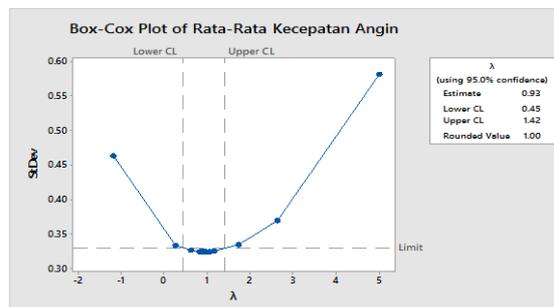
Berdasarkan hasil karakteristik untuk tiap tahun nya, maka dapat diperoleh informasi bahwa rata-rata kecepatan angin di Kabupaten Lombok Barat dalam satuan m/s selama periode 2009–2018. Hasil dari deskriptif berikut diketahui bahwa rata-rata dari rata-rata kecepatan angin dengan hembusan tertinggi pada tahun 2012 sebesar 3,18 m/s dan rata-rata hembusan terendah pada tahun 2018 sebesar 0.50 m/s. Sedangkan untuk hembusan terendah dan tertinggi pada untuk kecepatan angin yaitu pada tahun 2018 dengan hembusan terendah dan pada tahun 2015 dengan hembusan angin tertinggi pada tiap bulan nya. Hal tersebut disebabkan karena perubahan iklim dari daerah Lombok Barat yang tidak stabil, maupun fenomena alam yang muncul.



Gambar 1. Pola Data Time Series

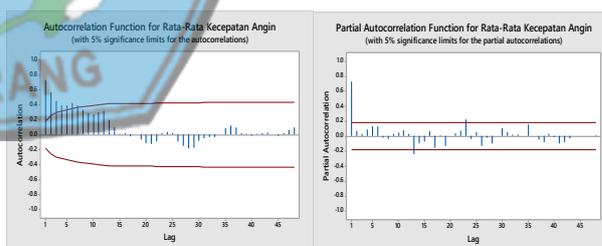
Melihat pola time series pada Gambar 1. bahwa pola data tersebut mengalami fluktuatif dan terindikasikan bahwa data stasioner secara varians, namun belum stasioner secara rataaan. Pola data tersebut dapat dikatakan berebentuk trend karena tidak stasioner secara rataaan. Maka untuk mengetahui ada nya kestasioneran data dapat dilakukan dengan uji stasioner.

Uji Stasioner



Gambar 2. Box-Cox Transformasi

Berdasarkan Gambar 2. untuk data rata-rata kecepatan angin dapat diketahui bahwa data sudah stasioner secara varians. Dari hasil Box-Cox dapat menunjukkan bahwa nilai Lower Control Limit sebesar 0,45 dan Upper Control Limit sebesar 1,42 dimana dari control limit tersebut telah melewati angka 1 atau rounded value telah bernilai 1 sehingga data memenuhi stasioner secara varians belum secara rataaan. Oleh karena itu untuk dapat mengidentifikasi stasioner secara rataaan dengan melihat dari grafik ACF. Berikut merupakan berbandingan Gambar dari grafik ACF dan PACF.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF

Hasil dari uji stasioner secara rata-rata differencing 1 pada Gambar 3. menunjukkan grafik ACF telah telah stasioner dilihat dari plot ACF nilai-nilai autokorelasi dari data turun menuju nol secara drastis pada lag-lag awal (cut off). Berdasarkan hasil tersebut, maka data rata-rata kecepatan angin di Kabupaten Lombok Barat telah stasioner secara rataaan.

Pemilihan Model Terbaik ARIMA

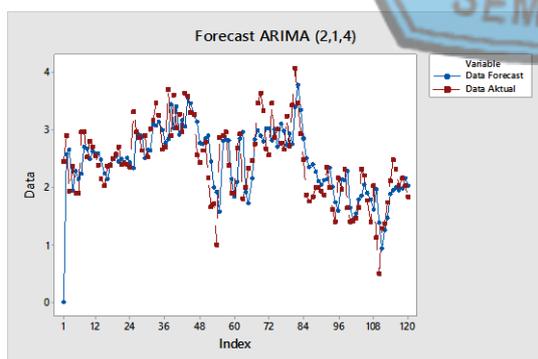
Pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan untuk mendapatkan hasil ramalan yang akurat pada tahun mendatang. Dapat dibandingkan dari model terpenuhi dan memenuhi asumsi residual ARIMA mana yang memiliki nilai MSE terkecil, maka model tersebut lah yang terbaik untuk meramalkan rata-rata kecepatan angin mendatang.

Tabel 2. Pemilihan Model Terbaik ARIMA

Model	ARIMA	MSE	Keterangan	White Noise	Norm
1	1,1,1	0,2001	Signifikan	tidak	nor
2	1,1,0	0,2213	Signifikan	tidak	nor
3	2,1,1	0,2250	Signifikan	tidak	nor
4	3,1,1	0,2234	Tidak Signifikan	tidak	nor
5	2,1,3	0,2021	Signifikan	tidak	nor
6	4,1,0	0,2084	Signifikan	tidak	nor
7	2,1,4	0,1907	Signifikan	white noise	nor

Pada tabel 4.1 dari hasil pemilihan model terbaik ARIMA pada model 7 (2,1,4) dengan nilai MSE sebesar 0,1907 dan telah memenuhi asumsi residual dari ARIMA *white noise* dan normalitas. Maka dapat disimpulkan bahwa model (2,1,4) dapat digunakan untuk meramalkan rata-rata kecepatan angin.

Hasil Peramalan ARIMA



Gambar 4. Hasil Ramalan Model ARIMA (2,1,4)

Perbandingan hasil peramalan dengan data aktual dapat diketahui pada gambar 4.7 dengan hasil ramalan model ARIMA (2,1,4) menunjukkan bahwa data hasil

ramalan mengikuti pola dari data aktual. Oleh karena itu model ARIMA (2,1,4) layak digunakan. Berikut merupakan hasil dari ramalan ARIMA (2,1,4) rata-rata kecepatan angin pada tahun 2019.

Implementasi Hybrid ARIMA-ANN

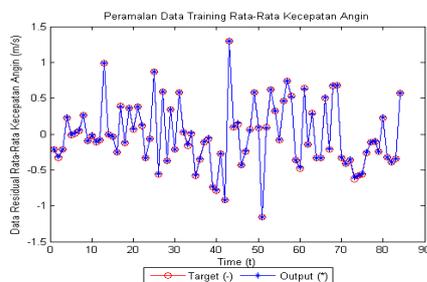
Dalam penelitian tugas akhir ini dilakukan proses pengolahan data, pada tahap ini data akan dikelompokkan menjadi dua kelompok yaitu data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) dengan proporsi 80% *training* dan 20% *testing*. Tujuan dari pembagian data tersebut adalah pada data *training* untuk membentuk model ANN yang akan dilakukan oleh data *testing* dalam melakukan suatu peramalan. Berikut merupakan inputan ANN yang dihasilkan dari proses residual ARIMA, *input* ANN akan diproses untuk melakukan *Hybrid* ARIMA-ANN.

Pada penelitian ini akan dilakukan dengan menggunakan jumlah *input layer* 12 *node*, *hidden layer* 1 sampai 20, *output layer* 1 *node*, *learning rate* 0.1, *max.epoch* 1000, dan batasan *error* 0.001. Selanjutnya dilakukan simulasi *trial and error* untuk menentukan banyak *neuron* yang dibutuhkan pada *layer hidden*. Hasil yang diperoleh dari simulasi tidak konstan kemudian dari hasil ini dipilih banyaknya *hidden layer* yang menghasilkan *Mean Square Error* (MSE) terkecil. Berikut merupakan hasil simulasi dari pemilihan *hidden layer* yang telah dilakukan.

Tabel 3. Arsitektur Jaringan ANN

Arsitektur Jaringan	MSE	
	Training	Testing
12 - 1 - 1	0.1356	0.3033
12 - 2 - 1	0.11058	0.2153
12 - 3 - 1	0.0519	0.7745
12 - 4 - 1	0.0475	2.4444
12 - 5 - 1	0.0066	4.601
12 - 6 - 1	0.00088	1.5245
12 - 7 - 1	0.00092	1.2805
12 - 8 - 1	0.00079	1.1229
12 - 9 - 1	0.00067	1.2834
12 - 10 - 1	0.00018	1.4845
12 - 11 - 1	0.00011	0.922
12 - 12 - 1	0.00037	1.3427
12 - 13 - 1	0.000061	0.0657
12 - 14 - 1	0.0001	1.03
12 - 15 - 1	0.000015	1.3132
12 - 16 - 1	0.0000037	1.7417
12 - 17 - 1	0.0000031	1.0859
12 - 18 - 1	0.000012	0.6969
12 - 19 - 1	0.000015	1.032
12 - 20 - 1	0.00085	0.6662

Dari hasil simulasi yang dilakukan pada tabel 3. menunjukkan bahwa model arsitektur jaringan 12 - 13 -1 baik dilakukan untuk meramalkan data rata-rata kecepatan angin karena dari berbagai arsitektur jaringan yang ada hanya ada satu yang memiliki nilai MSE training dan testing terkecil. Dari hasil simulasi tersebut dapat kita lihat dari hasil data training target insampel dengan outsampel dengan melihat plot manakah yang paling mengikuti data target ramalan.



Gambar 5. Grafik Data Training Model Terbaik

Pada Gambar 5. yang hanya ditampilkan beberapa *hidden layer* saja selebihnya output grafik dari data *training* akan ditampilkan pada lampiran. Dari hasil *output* pada arsitektur jaringan 12 - 13 - 1 dengan MSE terkecil dan pola data *training* target mendekati *output* target dapat dibentuk model pola *testing* untuk menghasilkan data ramalan tahun mendatang. Berikut merupakan hasil peramalan tahun 2019 rata-rata kecepatan angin dari model terbaik ARIMA-ANN.

Tabel 4. Hasil Ramalan Hybrid ARIMA-ANN

Bulan	Output	Data Peramalan (ARIMA-ANN)
Januari	-0.55822	1.69
Februari	-0.74868	1.25
Maret	-0.62834	1.92
April	-0.39557	1.76
Mei	-0.2712	2.01
Juni	0.469819	1.63
Juli	0.735389	1.75
Agustus	-0.36922	2.69
September	0.918933	1.11
Oktober	-0.01737	2.18
November	-1.84871	3.88
Desember	-1.84034	3.68

Hasil dari ramalan rata-rata kecepatan angin tahun 2019 pada Tabel 4.3.2 menunjukkan bahwa rata-rata kecepatan angin tertinggi pada akhir tahun yaitu bulan November dan Desember sedangkan untuk angin terendah pada bulan September.

KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Rata-rata kecepatan angin di Kabupaten Lombok Barat dengan satuan m/s selama periode Januari 2009 – Desember 2018 menunjukkan bahwa rata-rata kecepatan angin dengan hembusan tertinggi pada

tahun 2012 sebesar 3,18 m/s dan rata-rata hembusan terendah pada tahun 2018 sebesar 0.50 m/s. Sedangkan untuk hembusan terendah dan tertinggi pada untuk kecepatan angin yaitu pada tahun 2018 dengan hembusan terendah dan pada tahun 2015 dengan hembusan angin tertinggi pada tiap bulan nya.

2. Hasil peramalan rata-rata kecepatan angin di Kabupaten Lombok Barat dengan menggunakan *Hybrid ARIMA-ANN* didapatkan bahwa model terbaik dengan MSE terkecil dari ARIMA tersebut yaitu (4,2,1). Dari model ARIMA terbaik maka dilakukan permodelan menggunakan hasil dari residual ARIMA untuk inputan ANN yang digunakan untuk meramalkan tahun 2019. Model ANN tersebut didapatkan dengan 12 *input layer*, 13 *hidden layer* dan 1 *output layer* dengan jumlah *epoch* 7 dari jumlah maksimal *epoch* 1000. Model ANN yang didapatkan tersebut didapatkan dari nilai MSE *training* dan *testing* terkecil.
3. Berdasarkan hasil peramalan rata-rata kecepatan angin tersebut yang dapat diketahui gambaran gelombang air laut dimana menunjukan pada skala *Beaufort* 1 dengan rata-rata kecepatan angin sebesar 0,3–1,5 m/s dengan keadaan udara angin dan keadaan laut gelombang kecil tidak meluap, untuk skala *Beaufort* 2 dengan rata-rata kecepatan angin sebesar 1,6–3,4 m/s menunjukan keadaan angin sepoi-sepoi dan gelombang kecil dengan luapan ombak yang tampak seperti kaca dan tidak pecah dan pada skala *Beaufort* 3 dengan rata-rata kecepatan angin sebesar 3,4–5,4 m/s menunjukan bahwa keadaan angin sepoi-sepoi dengan keadaan laut gelombang kecil yang besar, luapan gelombang mulai

pecah berhamburan dengan puncak ombak berbuih bening.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Widiyanto, W. (2013). Analisis Probabilitas Kecepatan Angin untuk Pesisir Cilacap dengan Menerapkan Distribusi Weibull dan Rayleigh Probability Analysis of Wind Speed for Cilacap Coast by Applying Weibull and Rayleigh Distribution. *Jurnal Sains Dan Teknik*, 9(1), 45–60.
- [2] Desvina, A. P., & Anggriani, M. (2015). Peramalan Kecepatan Angin Di Kota Pekanbaru Menggunakan Metode Box-Jenkins. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, Vol. 1, No. 2, Juli 2015 ISSN 2460 - 4542 *Peramalan*, 1(2), 39–51.
- [3] Rufiyanti, D. E. (2015). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan Input Model ARIMA untuk Peramalan Harga Saham. Universitas Negeri Semarang.
- [4] Zhang, G. P. (2000). Neural Networks for Classification: A Survey. *IEEE Transactions on System*, 30(4), 451–462.
- [5] Faustina, R. S., Agoestanto, A., & Hendikawati, P. (2017). Model Hybrid ARIMA-GARCH Untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R. *UNNES Journal of Mathematics*, 6(1), 11–24.
- [6] Sari, V. (2016). Model Hybrid ARIMA dan Neural Network untuk Meramalkan Data Time Series. *Majalah Ilmiah Median* Vol. 9, No. 1, Oktober 2016 ISSN 1693-0568, 9(1).
- [7] Sulhan, M., & Khoiriyah, R. (2015). Sistem Informasi Peramalan (Forecasting) Produksi Melalui Pendekatan Time Series Pada PTPN XII (Persero) Malang. *Prosiding*

- SENTIA 2015 – Politeknik Negeri Malang Volume 7 – ISSN: 2085-2347*, 7, 147–152.
- [8] Wirjohamidjojo, S. (2008). *Praktek Meteorologi Kelautan*. Jakarta: Badan Meteorologi dan Geofisika.
- [9] Putri, N. I., Wirawan, A. A., & Khofiyah, N. A. (2018). Peramalan Kebutuhn Jumlah Vaksin Imunisasi Campak Dengan Menggunakan Metode ARIMA. *Seminar Dan Konferensi Nasional IDEC 2018 Surakarta, 7-8 Mei 2018 ISSN: 2579-6429 Peramalan*, 7–8.
- [10] Nikentari, N., Bettiza, M., & Pratiwi, H. S. (2018). Prediksi Kecepatan Angin Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy (ANFIS) dan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika*, 4(1), 70–75.
- [11] Kurniawan, R., & Habibie, M. N. (2011). Variasi Bulanan Gelombang Laut di Indonesia. *Jurnal Meteorologi Dan Geofisika*, 3(1), 221–232.
- [12] Kristanto, A. (2004). *Jaringan Syaraf Tiruan (Neural Network)*. Jakarta: Gava Media.
- [13] Dhanistha, W. L. (2014). *Prediksi Ketinggian Gelombang Pada Jalur Pelayaran Surabaya-Banjarmasin Menggunakan Metode JST, NLARX, dan SMB*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [14] Derek, O., Elia, D., Allo, K., & Tulung, N. M. (2016). Rancang Bangun Alat Monitoring Kecepatan Angin Dengan Koneksi Wireless Menggunakan Arduino Uno. *E-Journal Teknik Elektro Dan Komputer*, 5(4), 1–7.
- [15] Dewi, R., Pratomo, A., & Jaya, Y. V. (2012). Pendugaan Tinggi Gelombang Berdasarkan Kecepatan Angin Pada Zona Alur, 6(9), 5–7.