

## Prediksi Kecepatan Arus Laut dengan Menggunakan Metode *Backpropagation* (Studi Kasus: Labuhan Bajo)

Laily Jumhuriyah<sup>1</sup>, Dian C. Rini Novitasari<sup>2</sup>, Fajar Setiawan<sup>3</sup>

<sup>1</sup>UIN Sunan Ampel Surabaya, [lailyjumhuriyah@gmail.com](mailto:lailyjumhuriyah@gmail.com)

<sup>2</sup>UIN Sunan Ampel Surabaya, [diancrini@uinsby.ac.id](mailto:diancrini@uinsby.ac.id)

<sup>3</sup>Badan Stasiun Metrologi Perak II Surabaya, [geomaritim@bmkgo.id](mailto:geomaritim@bmkgo.id)

**Abstrak:** Salah satu faktor yang sangat berpengaruh terhadap dinamika perairan adalah kecepatan arus laut. Kecepatan arus laut berdampak terhadap kegiatan disekitar pesisir yaitu bagi para wisatawan untuk mendapatkan informasi tentang kondisi pergerakan laut. Salah satunya di Labuhan Bajo. Labuhan Bajo merupakan daerah wisata yang memiliki variasi keindahan alam dimana pengunjungnya mengalami peningkatan setiap tahun. Pengaruh angin muson barat di Labuan Bajo sangat besar terhadap kondisi pergerakan laut terutama pada arus laut. Prediksi mengenai kecepatan arus laut sangat penting dalam kegiatan kelautan terutama menyelam karena sebagai upaya pencegahan terjadinya hal-hal yang tidak diinginkan dikarenakan kondisi laut yang tidak kondusif. Pada penelitian ini metode yang digunakan dalam memprediksi kecepatan arus yaitu metode *Backpropagation*. Dengan melakukan uji coba terhadap *node hidden layer* dan *learning rate* pada metode *Backpropagation* diperoleh hasil MAPE terbaik dari pembagian data 70% data *training* dengan *node hidden layer* sebanyak 100 dan *learning rate* 0.1 sebesar 7.59%. Sedangkan dengan pembagian data 80% data *training* MAPE terbaik terletak pada *node hidden layer* sebanyak 100 dan *learning rate* 0.1 sebesar 0.57%. Kemudian dari pembagian data 90% data *training* diperoleh hasil MAPE terbaik pada *node hidden layer* sebanyak 100 dan *learning rate* 0.4 sebesar 6.65%, hal ini menunjukkan bahwa metode *Backpropagation* sangat baik digunakan dalam prediksi kecepatan arus laut.

**Kata kunci:** Labuhan Bajo, Kecepatan Arus Laut, Prediksi, *Backpropagation*, Neural Network

**Abstract:** One factor that is very influential on the dynamics of the waters is the speed of ocean currents. The speed of the ocean currents has an impact on activities around the coast that is for tourists to get information about the condition of the movement of the sea. One of them is in Labuhan Bajo. Labuhan Bajo is a tourist area that has a variety of natural beauty where visitors increase every year. The influence of the west monsoon wind in Labuan Bajo is very large on the condition of sea movement, especially on ocean currents. Predictions about the speed of ocean currents are very important in marine activities, especially diving because it is an effort to prevent the occurrence of things that are not desirable because of the condition of the sea that is not conducive. In this study the method used in predicting the current speed is the *Backpropagation* method. By testing the hidden layer nodes and the learning rate on the *Backpropagation* method the best MAPE results are obtained from sharing 70% of training data with 100 hidden layer nodes and the learning rate of 0.1 is 7.59%. Whereas by sharing 80% of the best MAPE training data, there are 100 hidden layer nodes and the learning rate of 0.1 is 0.57%. Then from 90% of the data sharing training data obtained the best MAPE results in the hidden layer node 100 and a learning rate of 0.4 out of 6.65%, this shows that the *Backpropagation* method is very well used in predicting the speed of ocean currents.

**Keywords:** Labuhan Bajo, Sea Current Speed, Prediction, *Backpropagation*, Neural Network

## 1. Pendahuluan

Labuhan Bajo merupakan salah satu tempat yang berdekatan dengan 7 keajaiban dunia yaitu Komodo terletak di kecamatan Komodo, kabupaten Manggarai Barat, provinsi Nusa Tenggara Timur yang memiliki banyak tempat wisata, terutama wisata bahari yang banyak dikunjungi oleh wisatawan baik wisatawan dalam maupun luar negeri. Ketika berwisata dianjurkan bagi para wisatawan untuk mengetahui perairan. Salah satu kondisi perairan yang penting untuk diketahui yaitu keadaan arus laut [1]. Arus laut merupakan salah satu parameter yang sangat berpengaruh terhadap dinamika perairan yang akan membawa perubahan pada daerah laut dan pesisir [2]. Area laut dan pesisir merupakan suatu daerah yang cepat mengalami perubahan pada pergerakan laut sehingga sering terjadilah kecelakaan didalam laut tanpa diduga. Terjadinya perubahan pergerakan laut disebabkan oleh hembusan angin muson dipermukaan laut [3]. Kegiatan pelayaran di Labuhan Bajo kerap mengalami gangguan, akhir-akhir ini sering terjadi kapal tenggelam yang diduga akibat dari angin muson [4]. Akibat dari cuaca buruk ini keadan angin sangat kencang sehingga aktivitas nelayan [5] dan penyeberangan di Labuhan Bajo tidak lagi berlayar [6] apalagi Labuhan Bajo adalah pintu masuk pelayaran di pulau Komodo. Oleh karena itu sangat perlu dilakukan prediksi kecepatan arus laut guna mendapatkan informasi mengenai kondisi pergerakan arus diperairan. Sehingga dapat memperkecil risiko korban kecelakaan [7].

Prediksi kecepatan arus telah banyak diteliti oleh beberapa peneliti, diantaranya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Whisnu Wage Rwanda dkk, tentang prediksi kecepatan arus laut perairan pulau Bintang menggunakan *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN). Data yang digunakan yaitu data historis kecepatan arus laut di perairan pulau Bintang dengan tujuan untuk mendapatkan pola data yang dapat digunakan dalam prediksi. Hasil dari penelitiannya menyatakan bahwa metode RBFNN memiliki tahapan dalam pemilihan *center*, dan pada penelitian tersebut menggunakan 35 *center* mendapatkan hasil nilai MAPE rata-rata 34%, dengan nilai akurasi rata-rata 60% pada data pelatihan. Sedangkan pada pengujian menggunakan 5 *center* mendapatkan hasil nilai MAPE rata-rata 53%, dengan nilai akurasi rata-rata 47% [8]. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Dila Dwi Kartika dkk, tentang prediksi kecepatan arus laut di selat Bali menggunakan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*. Data yang digunakan berupa data kecepatan arus laut U(Utara-Selatan) dan kecepatan arus laut V(Barat-Timur) perairan selat Bali. Dari penelitiannya diperoleh MAPE dari data kecepatan arus laut U sebesar 49.837% dan V sebesar 50.976%. Besarnya nilai MAPE ini bergantung pada parameter alfa, beta, dan gamma [9]. Dalam penelitian lain oleh Eko Kurniawan, Nerfita Nikentari, dan Nola Ritha tentang Implementasi Algoritma *Neural Network Backpropagation* Untuk Memprediksi Kecepatan Arus Laut (Studi Kasus: Perairan Bintang). Hasil dari penelitian ini menyatakan bahwa metode *Backpropagation* merupakan metode yang sangat baik dilakukan dalam prediksi kecepatan arus. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data kecepatan arus laut Kabupaten Bintang pada tahun 2015. Dengan data sebanyak 308, menghasikan *learning rate* 0.9, dengan *hidden layer* 5 menghasilkan RMSE sebesar 0,01601839 [10].

Dalam permasalahan lain penelitian oleh Arius Satoni Kurniawansyah tentang Implementasi Metode *Artificial Neural Network* dalam Memprediksi Hasil Ujian Kompetensi Kebidanan(Studi Kasus: Akademi Kebidanan Dehasen Bengkulu). Penelitian ini dilakukan dengan mengamati beberapa variabel yang biasanya digunakan oleh perguruan tinggi kebidanan bagian akademik dalam memprediksi hasil ujian kompetensi dengan menggunakan *Backpropagation*. Tingkat akurasi yang dihasilkan pada penelitian ini sebesar 90% [11]. Selain itu Daneswara Jauhari, Alfian Himawan, Candra Dewi juga melakukan prediksi dengan menggunakan metode

*Backpropagation* tentang Prediksi Distribusi Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* Di PDAM Kota Malang. Peneliti melakukan prediksi jumlah dari distribusi air perbulan berdasarkan jumlah kehilangan air dan jumlah air yang terjual, penelitian ini menghasilkan presentase tingkat akurasi terbaik sebesar 97,99% [12]. Selain digunakan untuk prediksi metode ini juga sangat baik digunakan dalam melakukan klasifikasi [13]. Selain itu metode *Backpropagation* ini juga bisa melakukan peraaan untuk permasalahan terkait dengan matahari [13] dan lain sebagainya.

Berdasarkan kelebihan dari metode *Backpropagation* maka peneliti akan menerapkan metode *Backpropagation* untuk memprediksi kecepatan arus berdasarkan komponen U dan V yang terjadi di Labuhan Bajo, karena dengan melakukan prediksi akan membantu para wisatawan beserta tim SAR untuk mengetahui kondisi arus mendatang sehingga dapat meminimalisir terjadinya kecelakaan yang tidak diinginkan.

## 2. Tinjauan Pustaka

### a. Arus Laut

Arus laut merupakan suatu gerakan massa air dari satu tempat ke tempat lain. Arus laut dapat terjadi di laut manapun. Pada dasarnya energi yang menggerakkan massa arus laut berasal dari matahari. Perbedaan pemanasan matahari terhadap permukaan bumi menimbulkan perbedaan energi yang diterima permukaan bumi. Perbedaan ini akan menimbulkan fenomena arus laut dan angin yang menyeimbangkan energi diseluruh muka bumi. Angin merupakan salah satu gaya utama yang menyebabkan timbulnya arus laut. Sehingga kedua fenomena ini sangat berkaitan erat antara satu dengan lainnya [10].

### b. Prediksi

Prediksi atau disebut juga dengan peramalan merupakan usaha memperkirakan dan menduga hal yang akan terjadi dimasa mendatang berdasarkan hal-hal yang telah terjadi diwaktu sebelumnya(histori) melalui metode ilmiah dengan memanfaatkan berbagai informasi yang relevan [14].

### c. Pengisian Data Kosong

Pengisian data kosong atau disebut juga dengan *missing value* atau *fillmissing* dapat dilakukan dengan banyak metode. Pada penelitian ini akan digunakan metode interpolasi linier orde satu dalam melakukan pengisian data. Bentuk persamaan interpolasi linier orde satu menggunakan Persamaan 1 [15].

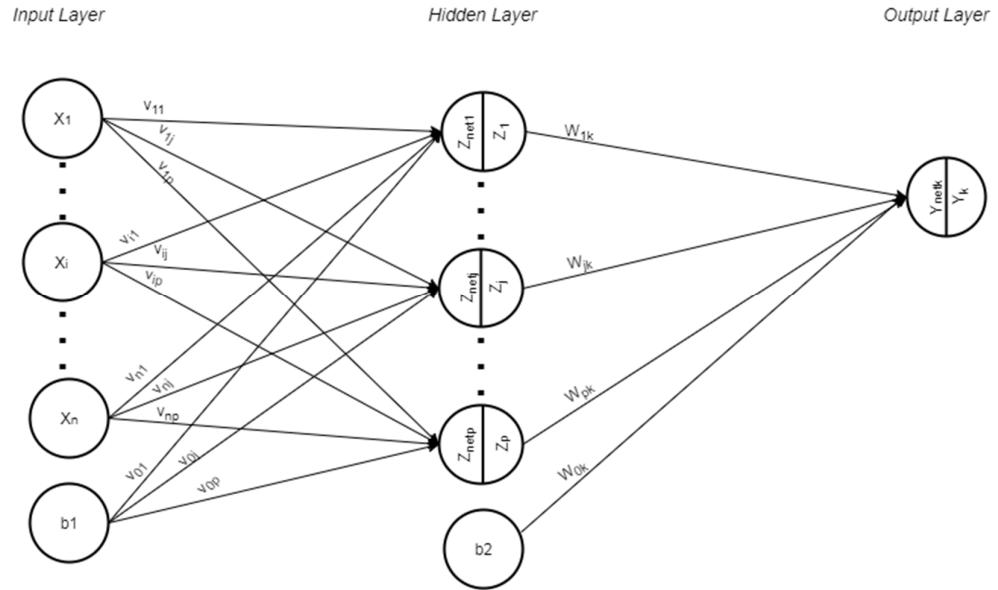
$$= y_a + (y_b - y_a) \frac{x - x_a}{x_b - x_a} \quad (1)$$

Dimana:

- $y$  : orde data yang akan diinterpolasi
- $y_a$  : orde data sebelum data yang akan diinterpolasi
- $y_b$  : orde data sesudah data yang akan diinterpolasi
- $x$  : data hasil interpolasi
- $x_a$  : data orde sebelum data yang akan diinterpolasi
- $x_b$  : data orde sesudah data yang akan diinterpolasi

### d. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan(JST) atau *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan salah satu metode pemroses informasi, dimana cara kerjanya menyerupai kerja jaringan saraf pada manusia. Jaringan saraf pada manusia terdiri atas sel-sel yang disebut *neuron*. Pada setiap *neuron* memiliki fungsi aktivasi yang diterima dari input [16]. Terdapat 4 tahapan dalam melakukan proses *Backpropagation* yaitu inisialisasi semua bobot, fase maju, fase mundur, dan perubahan bobot.



**Gambar 1.** Arsitektur Jaringan Backpropagation dengan Satu *Hidden Layer*

- 1) Inisialisasi  
 Tahap awal yang dilakukan dalam proses *Backpropagation* adalah inisialisasi semua bobot *input*, *output*, dan bias dengan bilangan acak terkecil, *learning rate*, dan nilai eror. Berdasarkan Gambar 1 nilai bobot *input* yaitu nilai *V* berada diantara *input layer* dan *hidden layer*. Sedangkan nilai bobot *output* yaitu nilai *W* berada diantara *hidden layer* dan *output layer*.
- 2) Fase Maju  
 Fase ini proses yang dijalankan yaitu menghitung net dan keluaran pada *hidden layer*. Setelah didapat semua bobot *input* dan *output* pada tahap *inisialisasi*, tahap selanjutnya yang dilakukan yaitu menghitung semua nilai net pada *hidden layer* ( $z_j, j=1, \dots, p$ ) dengan menggunakan Persamaan 2

$$Z_{netj} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji} \quad (2)$$

Dimana:

- $Z_{netj}$  : masukan untuk unit tersembunyi ( $z_j$ )
- $V_{j0}$  : bias pada unit tersembunyi (*hidden layer*) pada  $j$
- $X_i$  : unit masukan (*input*)
- $V_{ji}$  : bobot pada unit masukan ( $x_i$ )

Setelah didapat nilai net pada *hidden layer*. Proses selanjutnya yaitu menghitung nilai keluaran pada *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dengan menggunakan Persamaan 3.

$$Z_j = \frac{1}{1 + e^{-Z_{netj}}} \quad (3)$$

- $Z_j$  : sinyal keluaran yang merupakan hasil dari fungsi aktivasi  $Z_{netj}$
- $e^{-Z_{netj}}$  : eksponen dari  $-Z_{netj}$

Setelah menghitung nilai keluaran pada *hidden layer*, selanjutnya menghitung nilai keluaran pada *output layer*  $y_k (k=1, \dots, m)$  dengan menggunakan Persamaan 4.

$$Y_{netk} = W_{k0} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{kj} \quad (4)$$

Dimana:

- $Y_{netk}$  : keluaran pada Unit keluaran( $y_k$ )  
 $W_{k0}$  : bias pada unit keluaran  $k$   
 $Z_j$  : sinyal keluaran yang merupakan hasil dari fungsi aktivasi  $Z_{netj}$   
 $W_{kj}$  : bobot antara lapisan keluaran dengan lapisan masukan yang sudah disesuaikan

Setelah didapat nilai net pada output layer selanjutnya menghitung nilai keluaran pada output layer menggunakan fungsi aktifasi sigmoid dengan menggunakan Persamaan 5.

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-y_{netk}}} \quad (5)$$

Dimana:

- $y_k$  : sinyal keluaran yang merupakan hasil dari fungsi aktivasi  $y_{netk}$   
 $e^{-y_{netk}}$  : eksponen dari  $-y_{netk}$

3) Fase Mundur

Setalah menghitung nilai keluaran, langkah selanjutnya yaitu menghitung faktor  $\delta$  kesalahan *output layer* dengan menggunakan Persamaan 6.

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{netk}) = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k) \quad (6)$$

Dimana:

- $\delta_k$  : kesalahan pada unit keluaran  
 $t_k$  : target yang diinginkan  
 $y_k$  : unit keluaran hasil aktivasi

Selanjutnya menghitung suku perubahan bobot  $W_{kj}$  dengan learning rate( $\alpha$ ) yang telah ditentukan pada tahap awal dengan menggunakan Persamaan 7.

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (7)$$

Dimana:

- $\Delta w_{kj}$  : suku perubahan bobot  $w_{kj}$   
 $\alpha$  : learning rate(laju pembelajaran)  
 $\delta_k$  : unit kesalahan ke- $k$   
 $z_j$  : unit output ke- $j$  pada hidden layer( $j=1,2,..p$ )

Selanjutnya menghitung nilai faktor  $\delta$  kesalahan hidden layer menggunakan Persamaan 8.

$$\delta_{netj} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{kj} \quad (8)$$

Dimana:

- $\delta_{netj}$  : Jumlah kesalahan dari unit tersembunyi(*hidden layer*)  
 $\delta_k$  : kesalahan pada unit keluaran  
 $W_{kj}$  : bobot pada unit keluaran

Menghitung faktor  $\delta$  kesalahan dengan fungsi sigmoid dengan menggunakan Persamaan 9.

$$\delta_j = \delta_{netj}f'(z_{netj}) = \delta_{netj}z_j(1 - z_j) \quad (9)$$

Dimana:

- $\delta_{netj}$  : Jumlah kesalahan dari unit tersembunyi(*hidden layer*)  
 $\delta_j$  : kesalahan pada unit keluaran  
 $z_j$  : nilai keluaran pada *hidden layer*

Setelah itu menghitung suku perubahan bobot  $v_{ji}$  dengan learning rate( $\alpha$ ) yangtelah ditentukan pada tahap awal. Untuk menghitung suku perubahan bobot  $v_{ji}$  dengan menggunakan Persamaan 10.

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Dimana:

- $\Delta v_{ji}$  : suku perubahan bobot pada  $v_{ji}$
- $\alpha$  : learning rate(laju pembelajaran)
- $\delta_j$  : unit kesalahan ke-j
- $x_i$  : unit input ke-i

4) Perubahan Bobot

Tahap ini merupakan tahap menghitung semua perubahan bobot pada *output layer* dan *hidden layer*. Perbaruan bobot pada *output layer* dapat dihitung menggunakan Persamaan 11.

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \Delta W_{kj} \quad (11)$$

Dimana:

- $W_{kj}(\text{baru})$  : nilai bobot pada unit *output layer* terbaru
- $W_{kj}(\text{lama})$  : nilai bobot pada unit *output layer* pada tahap awal
- $\Delta W_{kj}$  : suku perubahan bobot pada  $W_{kj}$

Selanjutnya menghitung perubahan bobot pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 12.

$$V_{ji}(\text{baru}) = V_{ji}(\text{lama}) + \Delta V_{ji} \quad (12)$$

Dimana:

- $V_{ji}(\text{baru})$  : nilai bobot pada unit *hidden layer* terbaru
- $V_{ji}(\text{lama})$  : nilai bobot pada unit *input* pada tahap awal
- $\Delta V_{ji}$  : suku perubahan bobot pada  $V_{ji}$

e. Mean Absolute Percentage Error(MAPE)

MAPE merupakan suatu metode menghitung kesalahan dalam bentuk presentase. Berikut adalah persamaan perhitungan MAPE pada Persamaan 13 [17].

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - f_t}{x_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (13)$$

dimana:

- $n$  : banyaknya data
- $x_t$  : nilai target ke-t
- $f_t$  : nilai *output* jaringan ke-t

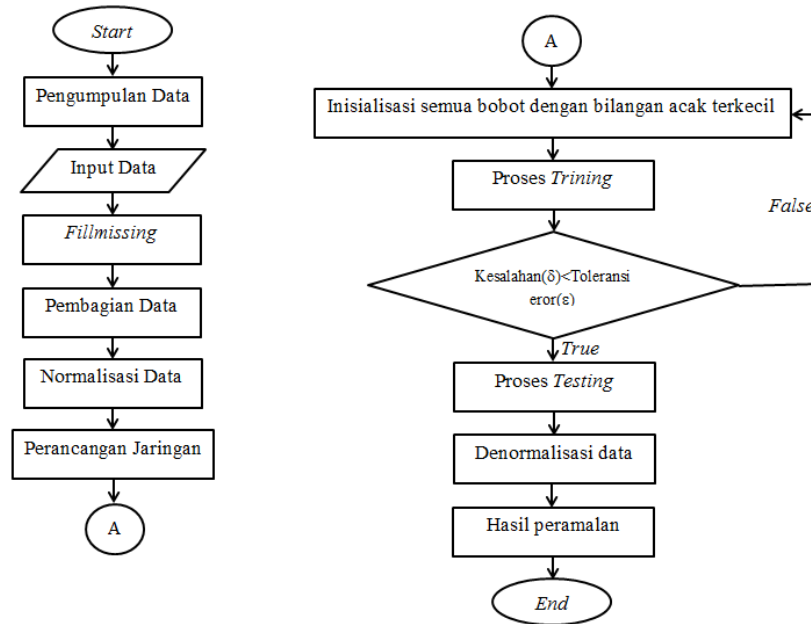
Semakin kecil nilai MAPE yang dihalikan maka semakin baik hasil peramalan yang didapat. Berikut adalah hasil signifikasi nilai MAPE pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Nilai Signifikasi MAPE [17]

MAPE	Signifikasi
<10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10 -20%	Kemampuan peramalan baik
20-50%	Kemampuan peramalan layak/memadai
>50%	Kemampuan peramalan buruk

### 3. Metodologi Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan pada penelitian ini bersifat kuantitatif. Dimana data yang digunakan yaitu data sekunder yang diperoleh dari Badan Stasiun Metrologi Perak II Surabaya berupa data kecepatan arus per jam pada bulan Agustus 2019. Adapun langkah-langkah dilakukan dalam penelitian ini yaitu:



Gambar 2. Diagram Alir

Gambar 2 merupakan langkah yang dilakukan peneliti dalam melakukan penelitian ini.

#### 4. Hasil dan Pembahasan

Proses prediksi dengan menerapkan *Backpropagation* ini menggunakan 8 *input*, 1 *output*, nilai *learning rate* mulai dari 0.1 sampai dengan 0.5, serta satu *hidden layer* dengan jumlah *node hidden layer* sebanyak 10, 50, dan 100, serta membagi data *training* dan *testing* menjadi tiga pola yang berbeda yaitu 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing*, 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*, serta 90% untuk data *training* dan 10% untuk data *testing*. Penelitian ini menghitung kecepatan arus pada komponen U dan V. Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan didapat nilai MAPE terkecil pada setiap pembagian data yang dapat dilihat pada Tabel 2, Tabel 3, dan Tabel 4.

Tabel 2. Hasil Prediksi(DTr-70%,DTs-30%)

Data Training(%)	Data Testing(%)	Node Hidden Layer	Learning Rate	MAPE (%)
70	30	10	0.1	14.25
			0.2	9.46
			0.3	11.86
			0.4	16.77
			0.5	9.51
		50	0.1	14.47
			0.2	12.52
			0.3	17.15
			0.4	10.07
			0.5	14.84
		100	0.1	7.59
			0.2	17.28
			0.3	8.41
			0.4	16.47

0.5	15.74
-----	-------

**Tabel 3.** Hasil Prediksi(DTr-70%,DTs-30%)

Data Training(%)	Data Testing(%)	Node Hidden Layer	Learning Rate	MAPE (%)
80	20	10	0.1	9.39
			0.2	5.85
			0.3	6.75
			0.4	6.11
			0.5	1.64
		50	0.1	10.76
			0.2	10.34
			0.3	10.34
			0.4	6.81
			0.5	7.29
		100	0.1	0.57
			0.2	13.01
			0.3	6.39
			0.4	7.26
			0.5	6.23

**Tabel 4.** Hasil Prediksi(DTr-70%,DTs-30%)

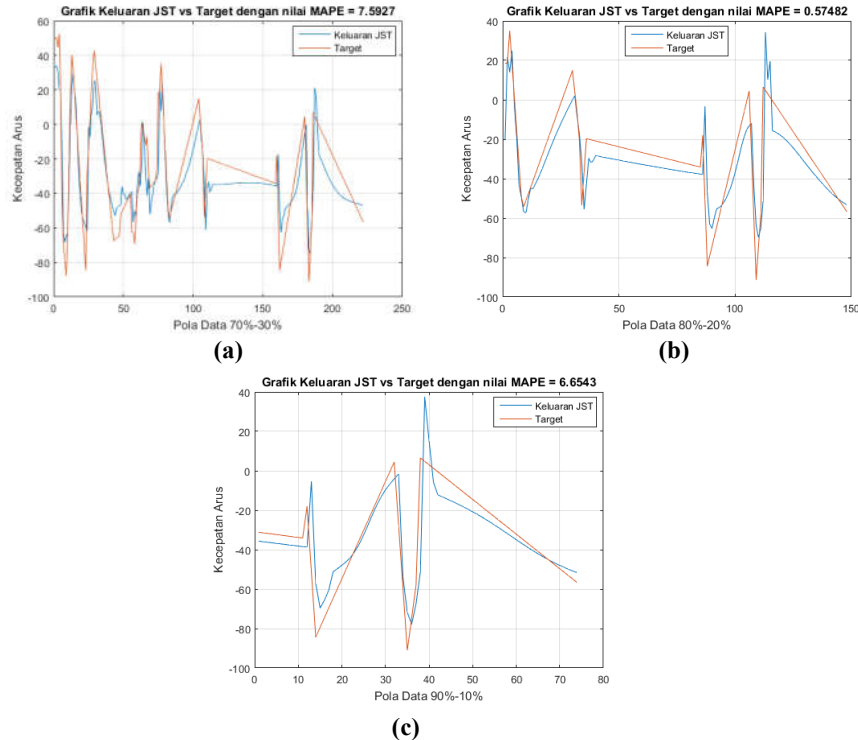
Data Training(%)	Data Testing(%)	Node Hidden Layer	Learning Rate	MAPE (%)
90	10	10	0.1	14.78
			0.2	13.21
			0.3	13.86
			0.4	10.45
			0.5	10.26
		50	0.1	9.94
			0.2	11.21
			0.3	12.75
			0.4	10.27
			0.5	8.34
		100	0.1	14.88
			0.2	8.76
			0.3	10.56
			0.4	6.65
			0.5	9.54

Berdasarkan Tabel 2, 3, dan 4. Diperoleh nilai MAPE terkecil pada pembagian data 70% data *training* 30 data *testing* sebesar 7.59% dengan *node hidden layer* 100 dan *learning rate* 0.1. Untuk pembagian data 80% data *training* 20 data *testing* sebesar 0.57% dengan *node hidden layer* 100 dan *learning rate* 0.1. Sedangkan pembagian data 90% data *training* 10 data *testing* sebesar 6.65% dengan *node hidden layer* 100 dan *learning rate* 0.4. Hasil dari perolehan nilai MAPE terkecil ini disajikan pada Tabel 5 dan Gambar 3.

**Tabel 5.** MAPE Terkecil dari Komponen U dan V

Data Training(%)	Data Testing(%)	Node Hidden Layer	Learning Rate	MAPE(%)
70	30	100	0.1	7.59
80	20	100	0.1	0.57
90	10	100	0.4	6.65





Gambar 3(a) Hasil Prediksi dengan 70%-30% (b) Hasil Prediksi dengan 780%-20% (c) Hasil Prediksi dengan 90%-10%

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai prediksi kecepatan arus laut di Labuhan Bajo dengan menggunakan metode *Backpropagation* dapat disimpulkan bahwa prediksi kecepatan arus laut menggunakan metode *Backpropagation* menghasilkan MAPE terkecil pada pembagian data 70% data *training* 30 data *testing* sebesar 7.59%, pembagian data 80% data *training* 20 data *testing* sebesar 0.57% , dan pembagian data 90% data *training* 10 data *testing* sebesar 6.65%. Hal ini menyatakan bahwa kemampuan peramalan pada prediksi kecepatan arus laut sangat baik karena nilai MAPE kurang dari 10%.

## Daftar Pustaka

- [1] H. S. Gerdha Muhamad Yogaswara, Elis Indrayanti, “Pola Arus Permukaan di Perairan Pulau Tidung, Kepulauan Seribu, Provinsi DKI Jakarta pada Musim Peralihan,” *J. Oseanografi*, vol. 5, pp. 227–233, 2016.
- [2] D. H. I. B. Rochaddi, “Kajian Pola Arus Di Perairan Nusa Tenggara Barat Dan Simulasinya Menggunakan Pendekatan Model Matematik,” *Bul. Oseanografi Mar.*, vol. 2, pp. 5–6, 2013.
- [3] Haryo Daruwedho, B. Sasmito, and F. J. A, “Analisis Pola Arus Laut Permukaan Perairan Indonesia Dengan Menggunakan Satelit Altimetri Jason-2 Tahun,” *J. Geodasi UNDIP*, vol. 5, no. 2, pp. 145–158, 2016.

- [4] K. TV, “Kapal Wartawan Tenggelam di Labuhan Bajo, Kata BNPB Ini Penyebabnya,” 2020.
- [5] D. Syafikri, S. Nurwahidah, and N. Kautsari, “Pemberdayaan Masyarakat Kawasan Konservasi Kramat , Bedil , dan Temudong melalui Pengembangan Ekowisata Bahari dan Budi Daya Rumput Laut ( Community Empowerment of Kramat , Bedil , and Temudong Conservation Areas through the Development of Marine Ecotouri,” *J. Ilm. Pengabd. Masy.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–10, 2019.
- [6] S. B. Arianto and D. Heriwibowo, “Kepuasan Penumpang Terhadap Pelayanan Di Atas Kmp. Cakalang Pada Lintas Penyeberangan Labuan Bajo-Sape,” *J. Penelit. Transp. Darat*, vol. 16, no. 3, pp. 119–132, 2014.
- [7] D. Nugroho and A. Ads, “Studi Pola Sirkulasi Arus Laut di Perairan Pantai Provinsi Sumatera Barat,” *Jurnal Ilmu Kelaut.*, vol. 12, no. 2, pp. 79–92, 2007.
- [8] A. U. Whisnu Wage Rwanda, Nerfita Nikentari, “Prediksi Kecepatan Arus Laut Perairan Pulau Bintan Menggunakan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN),” *Univ. Marit. Raja Ali Haji*, pp. 1–6, 2015.
- [9] D. D. Kartika, D. C. R. Novitasari, and F. Setiawan, “Prediksi Kecepatan Arus Laut Di Perairan Selat Bali Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters,” *URL: <http://journal.unirow.ac.id/index.php/mv>*, vol. 02, no. 01, pp. 12–17, 2020.
- [10] N. R. Eko Kurniawan, Nerfita Nikentari, “implementasi Algoritma Neural Network Backpropagain untuk Memprediksi Kecepatan Arus Laut,” *Univ. Marit. Raja Ali Haji*, pp. 1–10, 2015.
- [11] A. S. Kurniawansyah, “Implementasi Metode Artificial Hasil Ujian Kompetensi Kebidanan,” *J. Pseudocode*, vol. V, no. 1, 2018.
- [12] D. Jauhari, A. Himawan, and C. Dewi, “Prediksi Distribusi Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 2, pp. 83–87, 2016.
- [13] D. Candra and R. Novitasari, “Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Metode Fuzzy C-Means Clustering ( FCM ) Dan Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation ( ANMBP ),” pp. 31–36.
- [14] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia,” *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, p. 30, 2018.
- [15] W. Winata, “Prakira Suhu Udara Rata-Rata Kota-Kota Besar Dunia Menggunakan Metode Long Short-Term Memory,” *Skripsi Sarjana, Univ. Sumatera Utara*, 2018.
- [16] A. Sudarsono, “Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode,” *Media Infotama*, vol. 12, no. 1, pp. 61–69, 2016.
- [17] R. T. Amira Herwindayani H., Wiwik Anggraeni, “Bahan Baku Plastik,” *J. Tek. POMITS*, vol. 3, no. 2, p. A-169, 2014.