

## Estimasi Tinggi Muka Air Menggunakan Metode *Neural Network* Pada Wilayah Hilir Pos Brangkal

### *Estimation of Water Level Using Neural Network Method in the Downstream Area of Pos Brangkal*

Farhan Imron Maulana<sup>1\*</sup>, Dimara Kusuma Hakim<sup>2</sup>

<sup>1,2)</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Sains

Universitas Muhammadiyah Purwokerto

Jl. Raya Dukuh Waluh, Kembaran 53182, Indonesia.

email: <sup>\*</sup>1farhanimron5@gmail.com, <sup>2</sup>dimarakusumahakim@gmail.com

#### ABSTRAK

Wilayah hilir Pos Brangkal merupakan salah satu wilayah yang memerlukan estimasi tinggi muka air yang akurat untuk menghindari terjadinya banjir dan memastikan pengelolaan air yang efektif. Wilayah ini terletak di Kabupaten Bojonegoro, Provinsi Jawa Timur, Indonesia. Dengan tujuan untuk menggunakan metode *Neural Network* dalam memprediksi dengan akurat tinggi muka air sungai di wilayah hilir Pos Brangkal. Penelitian ini menggunakan metode *Neural Network*, yang telah terbukti efektif dalam memproses data berdimensi tinggi. Hasil estimasi untuk bulan Januari hingga Juni 2023 menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 1.7737775428323266 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2.822546142611484%. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Neural Network* memiliki tingkat ketepatan yang baik dalam memprediksi tinggi muka air, ditunjukkan oleh nilai MSE yang relatif rendah. Selain itu, tingkat kesalahan yang rendah, sebagaimana tercermin dari nilai MAPE, mengindikasikan kualitas yang baik dalam peramalan tinggi muka air. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam meningkatkan pemahaman kita tentang estimasi tinggi muka air, yang dapat memiliki dampak positif dalam manajemen sumber daya air dan mitigasi banjir.

**Kata Kunci :** *Neural Network*, Pos Brangkal, Estimasi, Tinggi Muka Air

(Dikirim: 9 November 2023, Direvisi: 11 November 2023, Diterima: 4 Desember 2023)

#### ABSTRACT

*The downstream area of Pos Brangkal is a region that requires accurate water level estimation to prevent flooding and ensure effective water management. This area is located in Bojonegoro Regency, East Java Province, Indonesia. The aim of this research is to utilize the Neural Network method to accurately predict the river's water level in the downstream area of Pos Brangkal. This study employs the Neural Network method, known for its effectiveness in processing high-dimensional data. The estimation results for the period from January to June 2023 yielded a Mean Squared Error (MSE) value of 1.7737775428323266 and a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 2.822546142611484%. Evaluation results indicate that the Neural Network model demonstrates a high level of accuracy in predicting water levels, as evidenced by the relatively low MSE value. Additionally, the low error rate, as reflected in the MAPE value, indicates the model's excellent quality in forecasting water levels. The findings of this study contribute significantly to enhancing our understanding of water level estimation, which can positively impact water resource management and flood mitigation efforts.*

**Keywords:** *Neural Network, Pos Brangkal, Estimation, Water Level*

## 1. PENDAHULUAN

Secara geografis dan demografis, Indonesia memiliki keadaan alam yang berpotensi mengalami bencana banjir. Terdapat setidaknya 16,771 pulau dan 65,017 anak sungai yang mengisi sepanjang nusantara (Akbar, Aryani, & Ulum, 2022). Aliran sungai merupakan informasi yang paling penting bagi pengelola sumber daya air. Debit puncak (banjir) diperlukan untuk merancang bangunan pengendali banjir. Sementara data debit aliran kecil diperlukan untuk perencanaan alokasi air untuk berbagai macam keperluan, terutama pada musim kemarau panjang (Vulandari & Parwitasari, 2018). Salah satu faktor yang menyebabkan meningkatnya bencana banjir adalah pemanasan global. Salah satu dampak dari pemanasan global adalah adanya perubahan iklim yang diakibatkan adanya peningkatan suhu bumi secara global dari tahun ke tahun yang disebabkan oleh efek rumah kaca (Mujadida, Setiyono, Handoyo, Hariyadi, & Marwoto, 2021).

Daerah Aliran Sungai (DAS) merupakan suatu kawasan yang menampung, menyimpan, dan mengalirkan air yang berasal dari curah hujan sampai akhirnya bermuara di danau atau laut (Khulyati, Furqon, & Rahayudi, 2018). Tinggi muka air sungai, waduk, dan danau harus diukur secara teratur untuk mengontrol banjir, memperkirakan kapasitas penyimpanan, dan untuk tujuan manajemen air lainnya. Namun, pengukuran langsung tinggi muka air seringkali sulit dilakukan, terutama di wilayah yang terisolasi atau sulit diakses. *Neural Network* (NN) adalah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologis (Sigit & K, 2021).

Wilayah hilir Pos Brangkal merupakan salah satu wilayah yang memerlukan estimasi tinggi muka air yang akurat untuk menghindari terjadinya banjir dan memastikan pengelolaan air yang efektif. Wilayah ini terletak di Kabupaten Bojonegoro, Provinsi Jawa Timur, Indonesia. Bojonegoro memiliki cerita kelam mengenai Sungai Bengawan Solo. Banjir Bengawan Solo terjadi pada 2007-2008 di Bojonegoro. Waktu itu, banjir tersebut bahkan disebut-sebut sebagai yang terbesar dalam puluhan tahun terakhir. Hujan mengguyur pada 25-28 Desember 2007. Itu menjadi pemicu terjadinya banjir Bengawan Solo di Bojonegoro. Luapan Sungai Bengawan Solo mengalir ke daerah yang lebih rendah seperti permukiman warga dan lahan pertanian (Nurhalim, 2023).

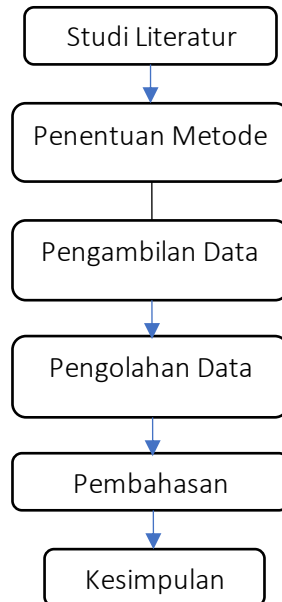
Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan metode *Neural Network* yang dapat digunakan untuk mengestimasi tinggi muka air sungai di wilayah hilir Pos Brangkal. *Neural Network* dapat belajar dari data dalam jumlah besar dan melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru, menjadikannya berguna untuk berbagai aplikasi (Hamm, Brorsen, & Hagan, 2007). Penelitian yang dilakukan oleh (Hung, Babel, Weesakul, & Tripathi, 2009) menggunakan *Neural Network* dengan menggunakan data dari tahun 1991 sampai dengan tahun 2003 yang diambil dari 51 pos hujan di Bangkok, studi ini menunjukkan bahwa *Neural Network* lebih efisien dalam perhitungan cepat dan mampu menangani data yang tidak stabil yang khas dalam kasus data untuk prakiraan cuaca. Metode *Neural Network* yang tepat dapat memprediksi tinggi muka air dengan akurasi yang tinggi, sehingga dapat membantu pihak berwenang dalam pengambilan keputusan dan tindakan pencegahan terhadap resiko air meluap atau banjir.

Penelitian ini akan dilakukan dengan menggunakan data klimatologi dan data tinggi muka air sungai yang telah dikumpulkan selama 2,5 tahun. Kemudian, data tersebut akan digunakan sebagai input untuk estimasi menggunakan metode *Neural Network*. Metode tersebut akan diuji dan divalidasi menggunakan data yang telah dikumpulkan. Setelah itu dilakukan evaluasi menggunakan Mean Squared Error dan *Mean Absolute Percentage Error* untuk memahami seberapa baik atau buruk model *Neural Network* dalam memprediksi atau menggeneralisasi pola pada data.

Salah satu faktor yang menyebabkan banjir di wilayah hilir Pos Brangkal adalah peningkatan tinggi muka air sungai. Oleh karena itu, perlu dilakukan estimasi tinggi muka air secara akurat agar dapat dilakukan pengambilan tindakan pencegahan.

## 2. METODE

Pada penelitian kali ini penulis menggunakan metode penelitian yang bersifat kuantitatif, akan dilakukannya analisa data yang disajikan berupa variabel ataupun besaran nilai curah hujan, kelembapan dan suhu udara yang terkait dengan estimasi tinggi muka air dengan menggunakan metode *Neural Network*. Data yang digunakan di dalam penelitian ini diperoleh dari hidrologi.bbws-bsolo.net.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 2.1. Studi Literatur

Dalam studi literatur, pada tahap ini dilakukan pencarian artikel ilmiah, buku, laporan penelitian, atau sumber lainnya yang membahas berbagai metode dan teknik estimasi tinggi muka air.

### 2.2. Penentuan Metode

Dalam penentuan metode estimasi tinggi muka air, terdapat beberapa faktor yang perlu dipertimbangkan, ketersediaan data yang ada, serta tujuan dan tingkat akurasi yang diinginkan. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode *Neural Network* untuk estimasi tinggi muka air di wilayah Pos Brangkal.

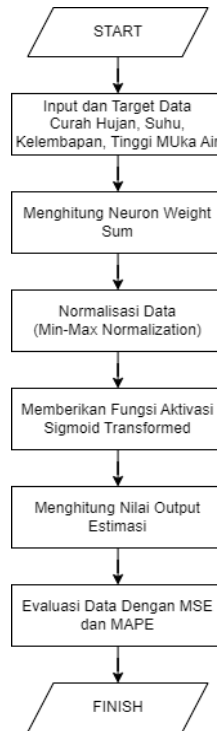
### 2.3. Pengambilan Data

Dalam penelitian estimasi tinggi muka air di Pos Brangkal, penggunaan data yang telah terkumpul sebelumnya sangat penting. Data mencakup serangkaian pengukuran curah hujan, suhu, kelembapan dan tinggi muka air yang telah dilakukan mencakup periode waktu selama 2,5 tahun.

Data penelitian diperoleh dari lembaga Kementerian PUPR Ditjen Sumber Daya Air BBWS Bengawan Solo pada *website* hidrologi.bbws-bsolo.net. Data ini tersedia dalam bentuk informasi tabel.

### 2.4. Pengolahan Data

Data yang telah diambil dari hidrologi.bbws-bsolo.net. Kemudian akan diproses dengan menggunakan metode *Neural Network*. Penggunaan metode tersebut pada penelitian ini yang digunakan adalah data terkait tinggi muka air, curah hujan, suhu, dan kelembapan udara selama 2 tahun untuk data training dan 6 bulan untuk data uji.



**Gambar 2.** Alur *Neural Network*

Dataset yang tersedia kemudian dicari nilai *neuron weighted sum* yang digunakan sebagai langkah pertama dalam komputasi pada setiap input neuron. *Neuron weighted sum* menggabungkan input yang diberikan kepada *neuron* dengan bobot yang sesuai dan menambahkan bias, sebagai contoh ditunjukkan pada persamaan (1).

$$n = W.P + b \quad (1)$$

(Du & Swamy, 2006)

Keterangan persamaan (1) :

$n$  adalah output *neuron weighted* tersebut.

$W$  adalah bobot yang diberikan kepada input ke- $i$ .

$P$  adalah input ke- $i$ .

$b$  adalah bias yang ditambahkan ke *weighted sum*.

Selanjutnya dicari nilai minimal dan maksimal setiap *neuron weight sum* yang digunakan sebagai proses data mining yang bertujuan untuk membantu proses penghitungan data, sebagai contoh ditunjukkan pada persamaan (2) dan (3) :

$$\text{Data terbesar} = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

$$\text{Data terkecil} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3)$$

Keterangan persamaan (2) dan (3) :

$x$  adalah input yang akan dibandingkan.

Selanjutnya normalisasi data yang memungkinkan data berada pada skala yang sama dan dapat membantu dalam meningkatkan kinerja *Neural Network*, terutama jika ada perbedaan skala yang signifikan antara atribut atau fitur yang digunakan. Min-Max Normalisasi digunakan untuk mengubah rentang data menjadi rentang yang lebih terdefinisi dari -1 hingga 1. Rumus Min-Max Normalisasi ditunjukkan pada persamaan (4) :

$$x^i = \left( \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \right) \quad (4)$$

Keterangan persamaan 4 :

$x^i$  adalah nilai data yang dinormalisasi.

$x$  adalah nilai data asli.

$\min(x)$  adalah nilai minimum dari data.

$\max(x)$  adalah nilai maksimum dari data.

Selanjutnya menghitung sigmoid. Untuk masalah klasifikasi atau estimasi, kombinasi dari fungsi sigmoid memberikan hasil yang lebih baik (Sharma, Sharma, & Athaiya, 2020). Fungsi sigmoid tetap menjadi pilihan favorit terutama karena teknik komputasi paralel (seperti kekuatan GPU) telah membuat komputasi ini lebih cepat. Fungsi sigmoid adalah mengonversi input numerik menjadi rentang nilai antara 0 dan 1. Rumus sigmoid transformation dapat dituliskan pada persamaan (5) :

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (5)$$

Keterangan persamaan (5) :

$a$  adalah output hasil transformasi sigmoid dari input  $n$ .

$e$  adalah bilangan Euler, yang merupakan konstanta matematika sekitar 2.71828.

Untuk pelatihan dan akurasi yang lebih baik, lebih banyak lapisan tersembunyi harus digunakan jika akurasi hasil merupakan kriteria utama. Lapisan tersembunyi tunggal digunakan ketika waktu merupakan faktor utama (Asthana, Pandit, & Bhardwaj, 2017).

Olah data yang dilakukan akan ditemukan hasilnya dari setiap data yang akan digunakan *Neural Network*

*Neural Network* terdiri dari jaringan neuron buatan (artificial neurons) yang saling terhubung. Setiap neuron menerima input, menghitung weighted sum dari input tersebut dengan bobot terkait, dan meneruskan hasilnya melalui fungsi aktivasi. Rumus *Neural Network* ditunjukkan pada persamaan (7) :

$$y = f(W \cdot p + b) \quad (7)$$

(Du & Swamy, 2006)

Keterangan persamaan (7) :

$y$  adalah vektor output dari lapisan neuron tersebut.

$f$  adalah fungsi aktivasi yang diterapkan pada hasil weighted sum.

$W$  adalah matriks bobot yang menghubungkan lapisan neuron sebelumnya dengan lapisan neuron saat ini.

$p$  adalah vektor input dari lapisan neuron sebelumnya.

$b$  adalah vektor bias yang ditambahkan ke hasil weighted sum.

Mean Squared Error (MSE) merupakan suatu perhitungan yang digunakan dalam mengukur rata-rata dari kuadrat yang diperoleh antara selisih nilai yang diharapkan dengan nilai hasil kaluaran dari prediksi. Semakin rendah nilai yang didapatkan dari perhitungan MSE, maka hasil prediksi yang diperoleh akan dianggap semakin akurat (Wiranto, Setiawan, Nuryaman, & Usman, 2023). Rumus MSE ditunjukkan pada persamaan (8) :

$$MSE = \sum \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (8)$$

Keterangan persamaan (8) :

$n$  adalah ukuran data sampel

$y_i$  adalah nilai aktual data  $i$

$\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi data  $i$

Nilai MAPE didapatkan dengan cara membagi hasil kesalahan absolut dengan nilai observasi (Habibi & Riksakomara, 2017). Semakin kecil nilai MAPE dari hasil komputasi prediksi maka semakin mendekati data aslinya. Satu model prediksi mempunyai kinerja yang sangat akurat jika nilai MAPE di bawah 10% dan mempunyai kinerja baik jika nilai MAPE antara 10% dan 20% (Datumaya Wahyudi Sumari, Bisri Musthafa, Ngatmari, & Rossiawan Hendra Putra, 2017). Rumus MAPE ditunjukkan pada persamaan (9) :

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \times 100 \quad (9)$$

Keterangan persamaan (9) :

$n$  adalah ukuran data sample

$A_i$  adalah nilai aktual data  $i$

$F_i$  adalah nilai prediksi data  $i$

### 2.5. Pembahasan

Bagian pembahasan adalah dari laporan yang membahas secara detail hasil perhitungan data yang telah dilakukan menggunakan metode *Neural Network*.

### 2.6. Kesimpulan

Tujuan dari kesimpulan adalah untuk memberikan ringkasan yang jelas dan singkat tentang temuan penelitian estimasi tinggi muka air menggunakan metode *Neural Network* yang telah dilakukan.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari sumber hidrologi.bbws-bsolo.net pada Pos Brangkal yang mencakup tinggi muka air, curah hujan, suhu, kelembapan. Data training yang digunakan dalam penelitian ini mencakup periode dari tahun 2021 hingga 2022 dengan 730 data, sementara data uji digunakan untuk tahun 2023 selama enam bulan dengan 181 data.

**Tabel 1.** Data Penelitian

Tanggal	Curah Hujan (mm)	Suhu (°C)	Kelembapan (%)	Tinggi Muka Air (mdpl)
01/01/2021	2,2	31	82	66,34
02/01/2021	13	32	82	64,37
03/01/2021	3	31	83	64,09
04/01/2021	0	32	84	64,25
....	....	....	....	....
27/06/2023	0	35,3	90	42,77
28/06/2023	0	34,2	96	42,86
29/06/2023	0	35	91	42,85
30/06/2023	0	36,4	90	42,84

Pada Tabel 1 menjelaskan data tersebut mencakup informasi mengenai tanggal pengamatan, curah hujan, suhu udara, tingkat kelembapan, serta tinggi muka air di lokasi penelitian Pos Brangkal dengan total data sebanyak 911.

#### A. Pengolahan Data Dengan Microsoft Excel

Pada pengolahan data menggunakan Excel hanya menggunakan data sebanyak 761 terbagi menjadi data training 01 Januari 2021-31 Desember 2022 dan data uji 01 Januari 2023-31 Januari 2023. Optimasi pada Excel menggunakan GRG Nonlinear karena penggunaannya dalam masalah-masalah besar lebih teruji. Untuk estimasi selama 6 bulan nantinya menggunakan program python.

#### a) Data Training

**Tabel 2.** Data Training 2021-2022

Tanggal	Curah Hujan (mm)	Suhu (°C)	Kelembapan (%)	Tinggi Muka Air (mdpl)
01/01/2021	2,2	31	82	66,34
02/01/2021	13	32	82	64,37
03/01/2021	3	31	83	64,09
04/01/2021	0	32	84	64,25
....	....	....	....	....
28/12/2022	5	30,1	95	44,48
29/12/2022	0	29,2	90	44,37

30/12/2022	9	29,5	80	44,15
31/12/2022	2,1	29,4	90	46,31

Pada Tabel 2 menjelaskan data training mencakup informasi mengenai tanggal pengamatan, curah hujan harian, suhu udara, tingkat kelembapan, serta tinggi muka air di lokasi penelitian Pos Brangkal dengan total data training sebanyak 730.

1. Weight dan Bias

**Tabel 3.** Weight dan Bias

Neuron	w1	w2	w3	b1
1	5,28	0,00	1,05	5,84
2	29,95	0,00	8,20	1,43
3	15,78	10,44	12,17	2,58

Pada Tabel 3 menjelaskan bahwa 3 Neuron memiliki masing-masing nilai weight dan bias, (w1, w2, w3) adalah weight sesuai dengan jumlah dari variabel yaitu 3 variabel, dan b1 adalah nilai dari bias. Weight dan Bias ini disesuaikan selama proses pelatihan (training) jaringan untuk meminimalkan kesalahan (error) antara estimasi dan target yang sebenarnya

2. Neuron Weight Sum

**Tabel 4.** Hasil Neuron Weight Sum

Tanggal	Neuron Weight Sum		
	1	2	3
01/01/2021	103,92	739,5786	1359,131
02/01/2021	160,99	1063,053	1539,94
03/01/2021	109,20	771,7379	1383,926
04/01/2021	94,41	690,0822	1359,211
....	....	....	....
28/12/2022	132,42	930,0199	1552,181
29/12/2022	100,73	739,272	1403,039
30/12/2022	137,75	926,8509	1426,399
31/12/2022	111,83	802,1697	1438,254

Pada Tabel 4 menjelaskan mengenai nilai neuron weight sum untuk tiga neuron yang berbeda, yaitu Neuron 1, Neuron 2, dan Neuron 3.

3. Max dan Min

**Tabel 5.** Max dan Min

Neuron Weight Sum	Max	Min
1	650,27	84,92
2	3876,29	616,30
3	3173,51	1240,94

Pada Tabel 5 menjelaskan nilai maksimal dan minimal dengan mencari nilai tersebut dari 730 data pada setiap neuron weight sum.

4. Normalized dan Sigmoid Transformed

**Tabel 6.** Hasil Normalisasi Data [-1,1] dan Sigmoid [0,1]

Tanggal	Normalized			Sigmoid Transformed		
	1	2	3	1	2	3
01/01/2021	-0,93277	-0,924367336	-0,877683423	0,282364	0,284069	0,293658
02/01/2021	-0,73087	-0,725916379	-0,69056724	0,325003	0,326091	0,333907
03/01/2021	-0,91408	-0,904637627	-0,852023435	0,286166	0,288098	0,299009
04/01/2021	-0,96643	-0,954733254	-0,877600569	0,275592	0,277934	0,293675

....	....	....	....	....	....	....
28/12/2022	-0,83194	-0,807531788	-0,677897947	0,303236	0,308417	0,336731
29/12/2022	-0,94405	-0,924555423	-0,832243489	0,280082	0,284031	0,303171
30/12/2022	-0,81311	-0,80947601	-0,808068681	0,307229	0,308002	0,308302
31/12/2022	-0,9048	-0,885967737	-0,795799786	0,288066	0,291943	0,310925

Pada Tabel 6 dalam normalisasi data diperlukan nilai pada setiap neuron weight sum dilakukan proses perhitungan dengan nilai max dan min yang sudah ada pada proses sebelumnya. Sigmoid transformed pada setiap neuron yang merupakan hasil perhitungan dengan nilai normalized.

5. Layer 1 Output dan Error

**Tabel 7.** Hasil Layer 1 Output dan Error

Tanggal	Tinggi Muka Air	Sigmoid Transformed			Ouput1	Error1
		1	2	3		
01/01/2021	66,34	0,282364	0,284069	0,293658	45,99	414,16
02/01/2021	64,37	0,325003	0,326091	0,333907	46,70	312,2031
03/01/2021	64,09	0,286166	0,288098	0,299009	46,06	325,1967605
04/01/2021	64,25	0,275592	0,277934	0,293675	45,88	337,4066765
....	....	....	....	....	....	....
28/12/2022	44,48	0,303236	0,308417	0,336731	46,38	3,607227373
29/12/2022	44,37	0,280082	0,284031	0,303171	45,98	2,565246547
30/12/2022	44,15	0,307229	0,308002	0,308302	46,40	5,06017242
31/12/2022	46,31	0,288066	0,291943	0,310925	46,11	0,041790985
Error Sum						22298,56
Wo1		5,53	11,35	0,00		
Bo1		41,20	0,00	9,39		

Pada Tabel 7 menjelaskan proses perhitungan untuk output yaitu menggunakan sigmoid transformed dengan nilai Wo1 dan Bo1 sebagai Weight dan Bias untuk lapisan output. Untuk memperoleh hasil error diperlukan perhitungan selisih antara hasil output dengan nilai tinggi muka air (dikuadratkan). Hasil error sum adalah 22298,56.

6. 2<sup>nd</sup> Layer Weight dan Bias

**Tabel 8.** 2<sup>nd</sup> Layer Weight dan Bias

Neuron	w21	w22	w23	b2
1	1,14	1,13	1,11	0,76
2	1,48	1,47	1,43	0,68
3	1,72	1,71	1,65	0,28

Pada Tabel 8 menjelaskan bahwa 3 Neuron memiliki masing-masing nilai weight dan bias, (w21, w22, w23) adalah weight pada layer 2 sesuai dengan jumlah dari variabel yaitu 3 variabel, dan b2 adalah nilai dari bias pada layer 2. Weight dan Bias ini disesuaikan selama proses pelatihan (training) jaringan untuk meminimalkan kesalahan (error) antara estimasi dan target yang sebenarnya.

7. 2<sup>nd</sup> Hidden Layer Aggregation

Dengan menggunakan dua hidden layers, model memiliki lebih banyak kapasitas untuk mempelajari representasi yang lebih abstrak dan hierarkis dari data, yang dapat membantu meningkatkan pemahaman dan analisis data.

2<sup>nd</sup> hidden layer aggregation dapat dilihat pada tabel dibawah ini :



**Tabel 9.** 2<sup>nd</sup> Hidden Layer Aggregation

Tanggal	2 <sup>nd</sup> Hidden Layer Aggregation			2 <sup>nd</sup> Hidden Layer Transformed		
	1	2	3	1	2	3
01/01/2021	1,73	1,94	1,73	0,84934	0,874054	0,849834
02/01/2021	1,87	2,12	1,94	0,866472	0,892826	0,874893
03/01/2021	1,74	1,96	1,76	0,851227	0,876156	0,852653
04/01/2021	1,71	1,92	1,71	0,84746	0,871946	0,84699
....	....	....	....	....	....	....
28/12/2022	1,83	2,07	1,88	0,861585	0,887533	0,867832
29/12/2022	1,74	1,95	1,75	0,850351	0,875175	0,851322
30/12/2022	1,80	2,03	1,84	0,858274	0,883941	0,863086
31/12/2022	1,76	1,98	1,79	0,853709	0,878903	0,856322

Pada Tabel 9 menjelaskan hasil dari 2<sup>nd</sup> hidden layer aggregation yang diperoleh dari proses perhitungan menggunakan sigmoid transformed pada Tabel 6 dengan menggunakan rumus seperti menghitung neuron weight sum. Pada hasil 2<sup>nd</sup> hidden layer aggregation yang dapat dilihat pada Tabel 9 diberikan fungsi aktivasi sigmoid sehingga didapatkan hasil seperti pada tabel diatas.

#### 8. 2nd Layer Output dan Error

**Tabel 10.** 2<sup>nd</sup> Layer Output dan Error

Tanggal	Tinggi Muka Air	2 <sup>nd</sup> Hidden Layer Transformed			Ouput2	Error2
		1	2	3		
01/01/2021	66,34	0,84934	0,874054	0,849834	45,79	422,19
02/01/2021	64,37	0,866472	0,892826	0,874893	46,79	309,00
03/01/2021	64,09	0,851227	0,876156	0,852653	45,90	330,67
04/01/2021	64,25	0,84746	0,871946	0,84699	45,68	344,87
....	....	....	....	....	....	....
28/12/2022	44,48	0,861585	0,887533	0,867832	46,51	4,12
29/12/2022	44,37	0,850351	0,875175	0,851322	45,85	2,18
30/12/2022	44,15	0,858274	0,883941	0,863086	46,32	4,72
31/12/2022	46,31	0,853709	0,878903	0,856322	46,05	0,07
Error Sum						22396,56
Wo1		6,29	14,12	25,02		
Bo1		6,85	1,50	2,00		

Pada Tabel 10 menjelaskan proses perhitungan untuk output yaitu menggunakan 2<sup>nd</sup> hidden layer transformed yang merupakan hasil perhitungan pada Tabel 10 dengan nilai Wo1 dan Bo1 sebagai Weight dan Bias untuk lapisan output. Untuk memperoleh hasil error diperlukan perhitungan selisih antara hasil output dengan nilai tinggi muka air (dikuadratkan). Hasil error sum adalah 22396,56.

#### 9. MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

**Tabel 11.** Hasil Mean Absolute Percentage Error

Tanggal	Tinggi Muka Air	Output2	Abs Error2 (%)	MAPE (%)
01/01/2021	66,34	45,79	30,97277	8,39
02/01/2021	64,37	46,79	27,30807	
03/01/2021	64,09	45,90	28,37339	
04/01/2021	64,25	45,68	28,90344	
....	....	....	....	....
28/12/2022	44,48	46,51	4,561217	
29/12/2022	44,37	45,85	3,330313	
30/12/2022	44,15	46,32	4,918541	

31/12/2022	46,31	46,05	0,568616
------------	-------	-------	----------

Pada Tabel 11 dapat dijelaskan bahwa hasil *Mean Absolute Percentage Error* yaitu sebesar 8,39%. Didapatkan dari hasil perhitungan menggunakan nilai rata-rata absolute error<sup>2</sup> pada 730 data.

a) Data Uji

Data yang digunakan untuk pengujian pada perhitungan manual menggunakan excel terdiri dari 31 sampel data dari 1 Januari hingga 31 Januari 2023 yang diperoleh dari hidrologi.bbws-bsolo.net pada Pos Brangkal. Data yang digunakan dalam pengujian mencakup tinggi muka air, curah hujan, suhu dan kelembapan.

Data uji dapat dilihat pada Tabel 12 dibawah ini :

**Tabel 12.** Data Uji Januari-Juni 2023

Tanggal	Curah Hujan	Suhu	Kelembapan	Tinggi Muka Air
	(mm)	(°C)	(%)	(mdpl)
01/01/2023	0	31	91	46,74
02/01/2023	0	32,1	95	44,40
03/01/2023	3	32,1	91	43,96
04/01/2023	0	32,3	95	43,72
....	....	....	....	....
28/01/2023	2,2	31,2	96	44,95
29/01/2023	39	32	95	45,63
30/01/2023	0	33	91	45,11
31/01/2023	21,4	32	95	44,02

Pada Tabel 12 menjelaskan data uji yang mencakup Curah Hujan dengan satuan (milimeter), Suhu dengan satuan (celcius), Kelembapan dengan satuan (persen) dan Tinggi Muka Air dengan satuan (mdpl/meter diatas permukaan laut).

1. Neuron Weight Sum dan Normalized

Dalam mencari hasil neuron weight sum dan normalized, dilakukan proses seperti pada data training. Karena penelitian ini menggunakan Microsoft Excel, jadi hanya memakai auto fill sebanyak 31 data sesuai banyaknya hari pada bulan Januari 2023.

Untuk hasilnya dapat dilihat pada Tabel 13 dibawah ini :

**Tabel 13.** Neuron Weight Sum dan Normalisasi

Tanggal	Neuron Weight Sum			Normalized		
	1	2	3	1	2	3
01/01/2023	101,79	747,4703	1433,999	-0,94032	-0,919525785	-0,800203883
02/01/2023	106,00	780,2634	1494,177	-0,9254	-0,899407231	-0,737925709
03/01/2023	117,64	837,3242	1492,804	-0,88424	-0,864400519	-0,739347132
04/01/2023	106,00	780,2634	1496,264	-0,9254	-0,899407231	-0,735765701
....	....	....	....	....	....	....
28/01/2023	118,68	854,3546	1531,665	-0,88055	-0,853952398	-0,699129962
29/01/2023	312,09	1948,364	2108,365	-0,19635	-0,182778775	-0,102308533
30/01/2023	101,79	747,4703	1454,87	-0,94032	-0,919525785	-0,778603802
31/01/2023	219,09	1421,221	1830,722	-0,52536	-0,506180335	-0,389638542

Pada Tabel 13 menjelaskan hasil dari neuron weight sum dan normalisasi yang didapatkan dari perhitungan input 3 variabel. Pada normalisasi yang digunakan yaitu pada rentang (-1,1).

2. Sigmoid Transformed, Ouput1, MAPE, MSE dan Error1

**Tabel 14.** Hasil Sigmoid Transformed, Output1, dan Error1

Tanggal	Sigmoid Transformed			Ouput1	Error1	MAPE	MSE
	1	2	3				
01/01/2023	0,288066	0,291943	0,310925	46,11	0,041790985	5,14667197	6,62
02/01/2023	0,280835	0,285055	0,309982	45,99	0,553546417		
03/01/2023	0,283858	0,289172	0,323458	46,06	2,744277764		
04/01/2023	0,292299	0,296421	0,323147	46,18	4,959281616		
.....	....	....	....	....	....		
28/01/2023	0,293064	0,298604	0,332005	46,21	1,606272461		
29/01/2023	0,451069	0,454432	0,474445	48,86	10,42015328		
30/01/2023	0,280835	0,285055	0,314621	45,99	0,772377573		
31/01/2023	0,3716	0,376089	0,403804	47,53	12,32692847		

Pada Tabel 14 menjelaskan hasil dari sigmoid transformed yang menggunakan 3 neuron, hasil dari output untuk layer 1, dan hasil error untuk layer 1. Hasil MAPE 5,14667197% dan MSE 6,62. Karena pada training model error pada hidden layer 1 lebih kecil dari hidden layer 2, maka proses pada data uji cukup pada hidden layer 1.

B. Pengolahan Data Dengan Python

```

import pandas as pd
import numpy as np
import tensorflow as tf
from datetime import date, timedelta
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt

# Membaca data pelatihan dari Excel
data_training = pd.read_excel('datas21-22.xlsx')

# Menyiapkan data pelatihan
X_train = data_training[['curah_hujan', 'suhu', 'kelembaban']].values
y_train = data_training['tinggi_muka_air'].values

# Normalisasi data menggunakan Min-Max Scaling
scaler_X = MinMaxScaler()
scaler_y = MinMaxScaler()
X_train_scaled = scaler_X.fit_transform(X_train)
y_train_scaled = scaler_y.fit_transform(y_train.reshape(-1, 1))

# Membangun model neural network dengan 3 neuron dan aktivasi sigmoid
model = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.InputLayer(input_shape=(3,)), # Input layer
    tf.keras.layers.Dense(3, activation='sigmoid'), # Hidden layer
    tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid') # Output layer
])

model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Melatih model dengan data pelatihan
model.fit(X_train_scaled, y_train_scaled, epochs=100, verbose=0)

# Membaca data sebenarnya untuk 6 bulan di 2023 dari Excel
data_real_2023 = pd.read_excel('data23.xlsx')

# Menyiapkan data sebenarnya
X_real_2023 = data_real_2023[['curah_hujan', 'suhu', 'kelembaban']].values
y_real_2023 = data_real_2023['tinggi_muka_air'].values

# Normalisasi data sebenarnya menggunakan Min-Max Scaling
X_real_2023_scaled = scaler_X.transform(X_real_2023)
y_real_2023_scaled = scaler_y.transform(y_real_2023.reshape(-1, 1))

# Melakukan estimasi pada data sebenarnya
estimasi_scaled = model.predict(X_real_2023_scaled)
estimasi = scaler_y.inverse_transform(estimasi_scaled).edict

# Menghitung Mean Squared Error (MSE)
mse = mean_squared_error(y_real_2023, estimasi)
print("Mean Squared Error (MSE) pada data sebenarnya 2023:", mse)

# Menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
def mape(y_true, y_pred):

```

**Gambar 3.** Program Python

```

return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100

mape_score = mape(y_real_2023, estimasi)
print("Mean Absolute Percentage Error (MAPE) pada data sebenarnya 2023:", mape_score)

# Mencetak hasil estimasi dan data sebenarnya dalam bentuk tanggal di atas nilai
tanggal_awal = date(2023, 1, 1) # Tanggal awal (1 Januari 2023)
print("Tanggal      Data Estimasi   Data Aktual")
for i, (pred, actual) in enumerate(zip(estimasi, y_real_2023)):
    tgl = tanggal_awal + timedelta(days=i)
    print(f"{tgl.strftime('%Y-%m-%d')}      {pred[0]:.2f} mdpl      {actual:.2f} mdpl")

# Plot hasil estimasi dan data sebenarnya
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(y_real_2023, label='Data Sebenarnya')
plt.plot(estimasi, label='Estimasi')
plt.legend()
plt.title('Estimasi Tinggi Muka Air vs. Data Sebenarnya')
plt.xlabel('Hari')
plt.ylabel('Tinggi Muka Air')
plt.show()

```

Gambar 4. Lanjutan Program Python

Pada Gambar 3 melakukan estimasi selama 6 bulan pada tahun 2023 menggunakan program Python, nantinya menampilkan data aktual dan nilai estimasi, menampilkan nilai MAPE dan MSE, serta menampilkan grafik.

```

6/6 [=====] - 0s 2ms/step
Mean Squared Error (MSE) pada data sebenarnya 2023: 1.7737775428323266
Mean Absolute Percentage Error (MAPE) pada data sebenarnya 2023: 2.822546142611484

```

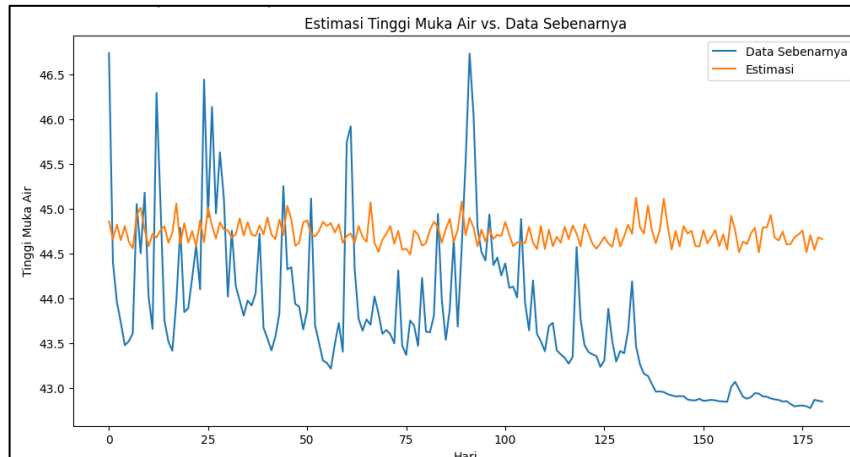
Gambar 5. Hasil Mean Squared Error dan Mean Absolute Percentage Error

Pada Gambar 4 nilai MSE adalah 1.7737775428323266, yang menunjukkan bahwa estimasi model memiliki kesalahan rata-rata sebesar 1.7737775428323266. Semakin mendekati nol, semakin baik. MAPE mengukur tingkat kesalahan estimasi dalam persentase dari data sebenarnya. Nilai MAPE adalah 2.822546142611484%, yang berarti estimasi model memiliki kesalahan rata-rata sebesar 2.822546142611484% dari data sebenarnya. Semakin mendekati nol, semakin baik.

Tanggal	Data Estimasi	Data Aktual
2023-01-01	45.08 mdpl	46.74 mdpl
2023-01-02	44.95 mdpl	44.40 mdpl
2023-01-03	44.96 mdpl	43.96 mdpl
2023-01-04	44.93 mdpl	43.72 mdpl
2023-01-05	44.96 mdpl	43.47 mdpl
2023-01-06	44.86 mdpl	43.52 mdpl
2023-01-07	44.76 mdpl	43.60 mdpl
2023-01-08	44.82 mdpl	45.05 mdpl
2023-01-09	44.92 mdpl	44.50 mdpl
2023-01-10	44.87 mdpl	45.18 mdpl
-----		
2023-06-20	44.75 mdpl	42.84 mdpl
2023-06-21	44.52 mdpl	42.85 mdpl
2023-06-22	44.67 mdpl	42.82 mdpl
2023-06-23	44.69 mdpl	42.79 mdpl
2023-06-24	44.68 mdpl	42.80 mdpl
2023-06-25	44.85 mdpl	42.80 mdpl
2023-06-26	44.67 mdpl	42.79 mdpl
2023-06-27	44.67 mdpl	42.77 mdpl
2023-06-28	44.75 mdpl	42.86 mdpl
2023-06-29	44.69 mdpl	42.85 mdpl
2023-06-30	44.58 mdpl	42.84 mdpl

Gambar 6. Hasil Estimasi dan Data Aktual Bulan Januari-Juni 2023

Pada Gambar 5 Kolom pertama adalah tanggal yang dimulai dari 1 Januari 2023 hingga 30 Juni 2023. Kolom kedua adalah hasil estimasi tinggi muka air selama 6 bulan pada 2023. Nilai ini diberikan dalam satuan "mdpl" (meter di atas permukaan laut). Kolom ketiga adalah data tinggi muka air sebenarnya atau data aktual. Nilai ini juga disajikan dalam satuan "mdpl". Data aktual ini merupakan data yang sebenarnya terjadi pada setiap hari selama 6 bulan pada 2023.



**Gambar 7.** Grafik Estimasi dan Data Sebenarnya

Pada Gambar 6 menampilkan grafik estimasi tinggi muka air dan data sebenarnya dari 1 Januari sampai 30 Juni 2023. Dengan data sebenarnya ditunjukkan dengan grafik berwarna biru, dan nilai estimasi ditunjukkan dengan grafik berwarna oranye.

#### 4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, metode *Neural Network* yang telah digunakan mampu memberikan estimasi tinggi muka air pada Pos Brangkal selama 6 bulan yaitu dari 1 Januari sampai 30 Juni 2023. Estimasi ini didasarkan pada data pelatihan sebelumnya yang mencakup curah hujan, suhu, dan kelembapan.

Pada perhitungan secara manual menggunakan Microsoft Excel untuk estimasi di bulan Januari 2023, jika hasil error lebih kecil pada model dengan satu hidden layer dibandingkan dengan dua hidden layers, ini menunjukkan bahwa satu hidden layer sudah cukup baik. Metode *Neural Network* yang digunakan memberikan hasil Mean Squared Error (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terhadap data sebenarnya. Dari hasil evaluasi, ditemukan bahwa nilai MSE adalah 6,62 dan MAPE adalah 5,14667197%. Sedangkan perhitungan menggunakan python untuk estimasi bulan Januari-Juni 2023 memberikan hasil Mean Squared Error (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terhadap data sebenarnya. Dari hasil evaluasi, ditemukan bahwa nilai MSE adalah 1.7737775428323266 dan MAPE adalah 2.822546142611484%. Nilai MSE yang relatif rendah menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan yang baik dalam memprediksi tinggi muka air, sementara nilai MAPE yang rendah menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, H., Aryani, D., & Ulum, B. (2022). Deteksi Banjir Area Perkotaan Berbasis Citra Digital dan Convolutional *Neural Network* (VGG19). *Jurnal Teknik Mesin, Elektro, Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 82–91.
- Asthana, S., Pandit, A., & Bhardwaj, A. (2017). Analysis of Multiple Hidden Layer vs. Accuracy in Performance using Back Propagation *Neural Network*. *Indian Journal of Science and Technology*, 10(4). <https://doi.org/10.17485/ijst/2017/v10i4/110899>
- Datumaya Wahyudi Sumari, A., Bisri Musthafa, M., Ngatmari, & Rossiawan Hendra Putra, D. (2017).

- Perbandingan Kinerja Metode-Metode Prediksi pada Transaksi Dompot Digital di Masa Pandemi. *Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi*, 1(3), 642–647.
- Du, K. L., & Swamy, M. N. S. (2006). *Neural Networks in a softcomputing framework. Neural Networks in a Softcomputing Framework*, 1–566. <https://doi.org/10.1007/1-84628-303-5>
- Habibi, M. Y., & Riksakomara, E. (2017). Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan Artificial *Neural Network* Feedforward-Backpropagation (Studi Kasus : PT. Garam Mas, Rembang, Jawa Tengah). *Jurnal Teknik ITS*, 6(2). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v6i2.23200>
- Hamm, L., Brorsen, W., & Hagan, M. (2007). Comparison of Stochastic Global Optimization Methods to Estimate *Neural Network* Weights. *Neural Processing Letters*, 26, 145–158. <https://doi.org/10.1007/s11063-007-9048-7>
- Hung, N. Q., Babel, M. S., Weesakul, S., & Tripathi, N. K. (2009). An artificial *Neural Network* model for rainfall forecasting in Bangkok, Thailand. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13(8), 1413–1425. <https://doi.org/10.5194/hess-13-1413-2009>
- Khulyati, L. D., Furqon, M. T., & Rahayudi, B. (2018). Peramalan Siaga Banjir dengan Menganalisis Data Curah Hujan ( ARR ) dan Tinggi Muka Air ( AWLR ) Menggunakan Metode Support Vector Regression. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTI IK) Universitas Brawijaya*, 2(8), 2509–2517.
- Mujadida, Z., Setiyono, H., Handoyo, G., Hariyadi, H., & Marwoto, J. (2021). Analisis Dinamika Permukaan Laut di Laut Jawa dengan Recurrent *Neural Network* Periode 1993 sampai 2019. *Indonesian Journal of Oceanography*, 3(1), 100–110. <https://doi.org/10.14710/ijoce.v3i1.10661>
- Nurhalim, S. (2023). Ngerinya Banjir Bengawan Solo di Bojonegoro pada 2007 -2008. Retrieved from detikJatim website: <https://www.detik.com/jatim/berita/d-6571967/ngerinya-banjir-bengawan-solo-di-bojonegoro-pada-2007-2008>
- Sharma, S., Sharma, S., & Athaiya, A. (2020). Activation Functions in *Neural Networks*. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 04(12), 310–316. <https://doi.org/10.33564/ijeast.2020.v04i12.054>
- Sigit, N., & K, I. A. P. (2021). *Perbandingan Model Transfer Function Dan Model Neural Network Untuk Prediksi Banyak Kasus Demam Berdarah Di Kota Malang*. 11(1), 1–23.
- Vulandari, R. T., & Parwitasari, T. A. (2018). Perbandingan Model AR(1), ARMA (1,1), dan ARIMA (1,1,1) pada Prediksi Tinggi Muka Air Sungai Bengawan Solo pada Pos Pemantauan Jurug. *MUST: Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, 3(1), 46. <https://doi.org/10.30651/must.v3i1.1620>
- Wiranto, A. R., Setiawan, E., Nuryaman, A., & Usman, M. (2023). Implementasi Metode Backpropagation *Neural Network* Dalam Meramalkan Tingkat Inflasi Di Indonesia. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 11(1), 8–16. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v11n1.p8-16>