

**PREDIKSI HARGA JUAL IKAN MENGGUNAKAN METODE  
*BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK***

**SKRIPSI**

**Oleh:  
NURMILASARI  
NIM. 19650003**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2023**

**PREDIKSI HARGA JUAL IKAN MENGGUNAKAN METODE  
*BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK***

**SKRIPSI**

Diajukan kepada:  
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri (UIN) Malang  
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)

**Oleh:**  
**NURMILASARI**  
**NIM. 19650003**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2023**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**PREDIKSI HARGA JUAL IKAN MENGGUNAKAN METODE  
BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK**

**SKRIPSI**

**Oleh:  
NURMILASARI  
NIM. 19650003**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:  
Tanggal: 2024

Pembimbing I,



Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom  
NIP. 19720309 200501 2 002

Pembimbing II,



Hani Nurhayati, M.T  
NIP. 19780625 200801 2 006

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM  
NIP. 19771020 200912 1 001

## HALAMAN PENGESAHAN

### PREDIKSI HARGA JUAL IKAN MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

#### SKRIPSI

Oleh:  
**NURMILASARI**  
NIM. 19650003

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer ( S.Kom )  
Tanggal: 2024

#### Susunan Dewan Penguji

- Ketua Penguji : Dr. M. Amin Hariyadi, M.T  
NIP. 19670018 200501 1 001
- Anggota Penguji I : Dr. Zainal Abidin, M.Kom  
NIP. 19760613 200501 1 004
- Anggota Penguji II : Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom  
NIP. 19720309 200501 2 002
- Anggota Penguji III : Hani Nurhayati, M.T  
NIP. 19780625 200801 2 006



Mengetahui dan Mengesahkan,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM  
NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nurmilasari  
NIM : 19650003  
Fakultas / Jurusan : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika  
Judul Skripsi : Prediksi Harga Jual Ikan Menggunakan Metode  
*Backpropagation Neural Network*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 4 Januari 2023  
Yang membuat pernyataan,



Nurmilasari  
NIM. 19650003

## **HALAMAN MOTTO**

“ Hatiku tenang karena bahwa apa yang yang melewatkanmu  
tidak akan pernah menjadi takdirku, dan apa yang  
ditakdirkan untukku tidak akan melewatkanmu.”

**(Umar Bin Khattab)**

## HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah rabbil'alamini, dengan rasa tulus dan penghargaan yang mendalam, saya ingin menyampaikan kata-kata persembahan ini untuk menghormati orang-orang istimewa yang telah memberikan dukungan dan inspirasi selama perjalanan skripsi ini:

1. Bapak Bolhasan dan Ibu Sumarni, terimakasih atas doa. Dukungan dan cinta tanpa batas yang kalian berikan. Tanpa kalian, pencapaian ini tidak mungkin terwujud. Terima kasih atas ketabahan, kesabaran, dan kepercayaan selalu kalian berikan.
2. Kakak Saya Agus Rifandi serta keluarga yang senantiasa memberikan dukungan moril maupun materil, serta do'a yang telah diberikan.
3. Ibu Ririen Kusumawati dan Ibu Hani Nurhayati, terimakasih atas arahan, dorongan dan wawasan yang berharga sepanjang perjalanan skripsi ini. Saya sangat berterima kasih atas dedikasi dan kesabaran yang kalian tunjukkan dan berikan.
4. Teman-teman semua yang sudah mendukung dan memberikan semangat, terutama Reza khaidir, Elsa Sofi, Adelianna Nasution, Matus, Heriyanto, Duwi, Yola oktaviona, Putri, Munjiah, Alfina, Farah. Terimakasih banyak untuk segala dukungan do'a, saran, dan motivasi yang diberikan selama menyusun skripsi ini.
5. Saya ingin menyampaikan terima kasih kepada diri sendiri. Perjalanan ini mungkin penuh dengan tantangan dan kesulitan, terimakasih karena sudah berjuang sampai akhir, terimakasih karena tetap kuat.

Kepada semua orang yang telah disebutkan ataupun yang tidak bisa disebutkan secara individual, terimakasih telah menjadi bagian tak tergantikan dalam pencapaian ini. Semua kata-kata persembahan ini tidak dapat sepenuhnya menggambarkan rasa terima kasih dan penghargaan yang penulis rasakan. Semoga setiap pencapaian ini menjadi berkah bagi kita semua.



## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Wr.Wb.*

Puji syukur alhamdulillah penulis panjatkan atas kehadiran Allah Subhanu wa ta'ala, karena rahmat dan limpahan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “ Prediksi Harga Jual Ikan Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network* “ sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar sarjana pada program studi Teknik Informatika jenjang Strara-1 Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Shalawat serta salam senantiasa tercurah limpahkan kepada nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman jahiliyah menuju zaman yang lurus yaitu Addinul Islam.

Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada seluruh pihak yang sudah membantu baik berupa kritik maupun saran sehingga skripsi ini dapat diselesaikan. Atas segala bantuan yang telah diberikan penulis menyampaikan ucapan terima kasih seiring doa ditujukan kepada yang terhormat :

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA, selaku rektor UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang beserta jajarannya.
3. Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPM selaku ketua program studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing I yang telah membantu membimbing dalam penyusunan tugas akhir hingga selesai.

5. Hani Nurhayati, M.T selaku dosen pemimbing II yang telah membantu membimbing dalam penyusunan tugas akhir hingga selesai.
6. Dr. M. Amin Hariyadi, M.T dan Dr. Zainal Abidin, M.Kom selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan juga arahan dalam menyelesaikan skripsi ini.
7. Seluruh dosen dan Jajaran Staf Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu yang sangat bermanfaat.
8. Kedua orangtua penulis, bapak Bolhasan dan Ibu Sumarni, yang senantiasa memberikan dukungan, semangat, do'a dan restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu.
9. Kakak penulis Agus Rifandi yang selalu memberikan dukungan dan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan Skripsi ini.
10. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini baik berupa materil maupun yang moril yang namanya tidak bias penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan dan penulis berharap semoga Skripsi ini dapat memberikan manfaat kepada pembaca khususnya penulis sendiri. *Aamiin Ya Rabbal Alamin.*

*Wassalamu 'alaikum Wr.Wb.*

Malang, 28 Desember 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN.....</b>	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN .....</b>	<b>v</b>
<b>HALAMAN MOTTO .....</b>	<b>vi</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN .....</b>	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xv</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>xvi</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>xvii</b>
<b>المخلص .....</b>	<b>xviii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Pernyataan Masalah .....	6
1.3 Tujuan Penelitian .....	6
1.4 Manfaat Penelitian .....	6
1.5 Batasan Masalah.....	7
<b>BAB II STUDI PUSTAKA .....</b>	<b>8</b>
2.1 Penelitian Terkait .....	8
2.2 Prediksi Harga Jual .....	12
2.3 Algoritma <i>Backpropagation Neural Network</i> (BPNN).....	14
2.3.1 Fungsi Aktivasi .....	18
2.4 Metode Perhitungan Kesalahan ( <i>Error</i> ).....	19
2.4.1 <i>Mean Squared Error</i> (MSE) .....	20
2.4.2 <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) .....	21
<b>BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI .....</b>	<b>23</b>
3.1 Sumber Data.....	23
3.2 Desain Sistem.....	24

3.3 Preprocessing .....	26
3.3.1 Normalisasi .....	27
3.4 Pembagian Data .....	28
3.4.1 Proses ANN Backpropagation .....	28
<b>BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>33</b>
4.1 Skenario Model .....	33
4.2 Prediksi Model .....	34
4.2.1 Prediksi Model A .....	34
4.2.2 Prediksi Model B .....	44
4.2.3 Prediksi Model C .....	56
4.2.4 Hasil Model.....	69
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>75</b>
5.1 Kesimpulan .....	75
5.2 Saran.....	75
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	
<b>LAMPIRAN</b>	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Desain Sistem.....	24
Gambar 3.2 Flowchart ANN Backpropagation.....	25
Gambar 3.3 Arsitektur <i>Backpropagation</i> .....	26
Gambar 4.1 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Mas .....	35
Gambar 4.2 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Tawes .....	36
Gambar 4.3 Grafik Perbandingan Model A pada Udang Putih .....	36
Gambar 4.4 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Bandeng .....	37
Gambar 4.5 Grafik Perbandingan Model A pada Kakap Putih.....	38
Gambar 4.6 Grafik Perbandingan Model A pada Mujair.....	39
Gambar 4.7 Grafik Perbandingan Model A pada Kerapu.....	40
Gambar 4.8 Grafik Perbandingan Model A pada Patin .....	40
Gambar 4.9 Grafik Perbandingan Model A pada Gurami .....	41
Gambar 4.10 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Lele .....	42
Gambar 4.11 Grafik Perbandingan Model A pada Udang Windu .....	43
Gambar 4.12 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Nila.....	44
Gambar 4.13 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Mas.....	45
Gambar 4.14 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Tawes .....	46
Gambar 4.15 Grafik Perbandingan Model B pada Udang Putih.....	47
Gambar 4.16 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Bandeng .....	48
Gambar 4.17 Grafik Perbandingan Model B pada Kakap Putih.....	49
Gambar 4.18 Grafik Perbandingan Model B pada Mujair.....	50
Gambar 4.19 Grafik Perbandingan Model B pada Kerapu .....	51
Gambar 4.20 Grafik Perbandingan Model B pada Patin.....	52
Gambar 4.21 Grafik Perbandingan Model B pada Gurami.....	53
Gambar 4.22 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Lele.....	54
Gambar 4.23 Grafik Perbandingan Model B pada Udang Windu .....	55
Gambar 4.24 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Nila.....	56
Gambar 4.25 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Mas.....	57
Gambar 4.26 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Tawes .....	58
Gambar 4.27 Grafik Perbandingan Model C pada Udang Putih.....	59

Gambar 4. 28 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Bandeng .....	60
Gambar 4.29 Grafik Perbandingan Model C pada Kakap Putih .....	61
Gambar 4.30 Grafik Perbandingan Model C pada Mujair .....	62
Gambar 4.31 Grafik Perbandingan Model C pada Kerapu .....	63
Gambar 4.32 Grafik Perbandingan Model C pada Patin.....	64
Gambar 4.33 Grafik Perbandingan Model C pada Gurami.....	65
Gambar 4.34 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Lele.....	66
Gambar 4.35 Grafik Perbandingan Model C pada Udang Windu .....	67
Gambar 4.36 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Nila.....	68
Gambar 4.37 Grafik Data Semua Jenis Ikan .....	68

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait .....	11
Tabel 2.2 Klasifikasi MAPE .....	22
Tabel 3.1 Data harga jual ikan yang digunakan.....	27
Tabel 4.1 Hasil MSE data testing.....	69

## ABSTRAK

Milasari, Nur. 2023. **Prediksi Harga Jual Ikan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network**. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Ririen Kusumawati, S.Si.,M.Kom, (II) Hani Nurhayati, M.T

**Kata Kunci:** *Prediksi, Harga Ikan, Neural Network, Backpropagation*

Permasalahan yang dialami dalam penjualan ikan tidak stabil yang mengakibatkan sebagian pihak tidak mampu mengetahui harga jual ikan dimasa depan. Salah satu pihak sangat dirugikan ketika harga ikan anjlok adalah nelayan yang menggunakan dana pribadi. terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi naik turunnya harga ikan. Naik turunnya harga ikan akan mempengaruhi perekonomian nelayan karena tidak sesuainya pendapatan mereka dengan biaya produksi jual ikan. Maka perlu dilakukan perhitungan prediksi harga jual ikan guna mengurangi nilai kerugian nelayan. Data yang digunakan merupakan data harga jual ikan yang bersumber dari kaggle mulai bulan Januari 2016 hingga bulan Desember 2020. Dalam penelitian ini digunakan adalah variabel harga untuk menentukan harga ikan pada bulan berikutnya menggunakan sistem time series dengan metode Backpropagation Neural Network. Data yang diinputkan berupa harga jual ikan dan ouput yang dihasilkan berupa prediksi harga jual ikan. Prediksi harga ikan menggunakan metode *backpropagation neural network* menghasilkan MSE terbaik atau paling kecil sebesar 0.0003069289522420891 yang dihasilkan oleh model A, lalu MAPE terbaik atau terkecil dihasilkan oleh model A dengan nilai sebesar 0.0369289522420891,. Model A menggunakan epoch sebanyak 1000 dalam melakukan percobaanya. Model B menggunakan epoch 3000, dan Model C menggunakan epoch 5000.



## ABSTRACT

Milasari, Nur 2023. **Prediction of Fish Selling Prices Using Neural Network Backpropagation Method**. Undergraduate Thesis. Informatics Engineering Study Program, Faculty of Science and Thechnology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisor: (I) Dr. Ririen Kusumawati, S.Si. , M.Kom, (II) Hani Nurhayati, M.T

The problems experienced in the sale of unstable fish, which resulted in some parties not being able to know the price of selling fish in the future. One of the parties most harmed when fish prices plummet is fishermen who use private funds. There are several factors that can affect the rise and fall of fish prices. The rise and fall in the price of fish will affect the fishermen's economy because the income from the consumption of fish does not correspond to the cost of production and sale of fish. Then it is necessary to calculate the predicted sale price of fish in order to reduce the value of fishermen's losses. The data used is data on the sale prices of fish sourced from kaggle from January 2016 to December 2020. In this study, price variables were used to estimate fish prices in the following month using a time series system using the Neural Network Backpropagation method. Data entered in the form of fish sale price and ouput produced in the form of fish sale price prediction. Fish price prediction using neural network backpropagation method yields the best or smallest MSE of 0.0003069289522420891 generated by model A, then the best or smallest MAPE is generated by model A with a value of 0.0369289522420891. Model A uses an epochs of 1000 in conducting its experiment. Model B uses epochs 3000, and Model C uses epcohs 5000.

**Keywords:** *Prediction, Fish Price, Neural Network, Backpropagation*

## الملخص

ميلاساري، نور. ٢٠٢٣. التنبؤ بأسعار بيع الأسماك باستخدام طريقة الشبكة العصبية للانتشار العكسي. أطروحة. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا. جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: (أنا) د. ريرين كوسوماواتي، M.T، (II) هاني نورحياتي، S.Si، M.Kom

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، أسعار الأسماك، الشبكة العصبية، الانتشار العكسي

المشاكل التي تعاني منها مبيعات الأسماك غير المستقرة تؤدي إلى عدم قدرة بعض الجهات على معرفة سعر بيع الأسماك في المستقبل. ومن أكثر الأطراف التي تعاني عندما تنخفض أسعار الأسماك الصيادون الذين يستخدمون أموالهم الشخصية. هناك العديد من العوامل التي يمكن أن تؤثر على ارتفاع وانخفاض أسعار الأسماك. إن ارتفاع وانخفاض أسعار الأسماك سيؤثر على اقتصاد الصيادين لأن دخلهم لا يتناسب مع تكاليف إنتاج بيع الأسماك. لذا لا بد من حساب سعر البيع المتوقع للأسماك من أجل تقليل قيمة خسائر الصيادين. البيانات المستخدمة هي بيانات أسعار بيع الأسماك التي تم الحصول عليها من كغغلاي في الفترة من يناير ٢٠١٦ إلى ديسمبر ٢٠٢٠. في هذا البحث، يتم استخدام متغيرات الأسعار لتحديد سعر الأسماك في الشهر التالي باستخدام نظام السلاسل الزمنية باستخدام طريقة الشبكة العصبية باجكرباعاطون. مدخلات البيانات هي سعر بيع الأسماك والمخرجات الناتجة هي التنبؤ بسعر بيع الأسماك. إن التنبؤ بأسعار الأسماك باستخدام طريقة الشبكة العصبية للانتشار العكسي ينتج أفضل أو أصغر MSE بقيمة ٠.٠٠٠٣٠٦٩٢٨٩٥٢٢٤٢٠٨٩١ التي ينتجها النموذج A، ثم يتم إنتاج أفضل أو أصغر MAPE بواسطة النموذج A بقيمة ٠.٠٠٣٦٩٢٨٩٥٢٢٤٢٠٨٩١، ويتم إنتاج أفضل قيمة دقة من خلال التجارب باستخدام النموذج. أ بقيمة ٩٩.٩٦٣٠٧١٠٤٧٧٥٧٩١. يستخدم النموذج (أ) ١٠٠٠ حقبة في إجراء تجاربه. يستخدم الطراز B ببيجج ٣٠٠٠، ويستخدم الطراز C ببيجج ٥٠٠٠

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Dinas Perikanan Kabupaten mendata bahwa harga jual ikan di pasar mengalami kenaikan dan penurunan. Harga jual ikan mengalami kenaikan atau penurunan mulai dari Rp. 7.500 sampai dengan 45.000 disebabkan atas kondisi tertentu. Salah satu cara dapat dilakukan untuk kestabilan harga jual ikan di Kabupaten Gresik dengan melakukan prediksi harga jual ikan di masa yang akan datang. Prediksi termasuk cara untuk memperkirakan tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki secara sistematis. Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, tetapi berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi (Ariyadi *et al.*, 2022).

Kehadiran ikan memiliki peranan penting terhadap perekonomian masyarakat, terutama dalam komunitas yang bergantung pada sektor perikanan karena pemanfaatan ikan tidak hanya terbatas pada hasil tangkapan langsung. Akan tetapi menghasilkan industri pengolahan ikan, seperti pengeringan ikan, pembuatan produk ikan, yang menciptakan nilai tambah dan lapangan kerja tambahan. Industri perikanan memberikan dampak positif pada sektor lainnya seperti logistik, dan sektor jasa. Perikanan mayoritas terdapat di daerah pesisir atau wilayah dengan akses ke sumber daya air seperti laut, sungai, danau yang memiliki sumber makanan yang layak dan perairan yang bersih sehingga akan menghasilkan

ikan yang melimpah, karena apabila ikan hidup daerah perairan yang kotor ikan cenderung tidak bisa berkembang biak dengan baik karena hal tersebut bisa memicu produksi ikan yang sedikit (Pamungkas *et al.*, 2021) .

Distribusi hasil perikanan membutuhkan layanan transportasi yang efisien, menciptakan peluang bisnis tambahan. Ikan akan cenderung melimpah di laut ketika kondisi cuaca stabil dan lingkungan lautnya mendukung, seperti suhu air yang cocok, ketersediaan plankton sebagai makanan, dan kondisi oksigen yang baik. Faktor seperti suhu air yang hangat dan kondisi cuaca yang tenang dapat mendukung produktivitas perairan sehingga dapat menghasilkan ikan yang melimpah. memodelkan dan memprediksi harga ikan.

Beberapa jenis ikan memiliki musim tertentu, ketika mereka lebih melimpah. Selama musim tersebut, harga ikan mungkin lebih rendah karena penawaran yang lebih besar. Disisi lain, selama musim di mana pasokan ikan berkurang, harga ikan cenderung naik. Faktor cuaca buruk seperti badai atau banjir, dapat mengganggu produksi ikan dan distribusi, yang pada akhirnya dapat memengaruhi harga ikan. Misalnya, ikan badai menghancurkan kandang ikan atau menghambat perikanan, penawaran ikan bisa berkurang dan harga ikan bisa naik. Serta kualitas dan jenis ikan juga merupakan faktor yang memengaruhi harga ikan. Ikan yang langka, sulit didapatkan atau memiliki kualitas tinggi cenderung memiliki harga yang lebih tinggi daripada ikan yang umum dan memiliki kualitas standar (Mahmudi, 2020).

Penelitian sebelumnya Haris *et al.* (2022) menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) untuk memprediksi harga jual ikan.

Tingkat akurasi yang didapatkan dari rata-rata error perbandingan data actual dan data peramalan (MAPE) yaitu sebesar 16.193%. Sedangkan, menggunakan metode BPNN berbasis PSO untuk memprediksi harga ikan spesifik teknik. Hasil pengujian menggunakan BPNN saja menghasilkan nilai *root mean square error* (RMSE) sebesar 0.034 sedangkan dengan menggunakan model BPNN yang dioptimasi dengan PSO menghasilkan nilai RMSE yang lebih kecil yaitu 0.04. lebih lanjut, menggunakan metode BPNN untuk memprediksi harga ikan . Proses prediksi menghasilkan tingkat keakuratan sebesar 99.98% dan MSE sebesar 0.9915.

Penelitian prediksi harga jual ikan menggunakan algoritma *K- Nearest Neighbor* (KNN) yang dikombinasikan dengan metode *Backward Elimination* (BE) untuk mendapatkan akurasi prediksi yang baik telah dilakukan. Hasil eksperimen penelitian ini menunjukkan kombinasi algoritma tersebut dapat memperkecil nilai *error*, dibandingkan dengan KNN tanpa seleksi fitur dan BPNN, BPNN dengan BE. Selanjutnya, prediksi harga jual ikan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) berbasis *particle* PSO. Hasil eksperimen penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma ini menghasilkan nilai RMSE 0.06 yang berarti akurasi prediksi cukup baik.

Permasalahan yang dialami dalam penjualan ikan di Kabupaten dapat diatasi dengan cara menerapkan sistem prediksi penjualan sebagai sistem tambahan sistem penjualannya. Sehingga, perkiraan harga jual ikan dapat terbantu dengan adanya data prediksi penjualan di masa akan datang, Karena untuk memaksimalkan dan meminimalkan resiko. (Nafi & Aulia, 2022). Prediksi harga secara tepat menyebabkan optimalisasi sumber daya, peningkatan efisiensi dan meningkatkan

pendapatan industri harga ikan di pasaran. Menurut Sodiq dan Saputra, (2022) ternyata untuk meramalkan harga ikan adalah jenis *time series* yang sulit di prediksi. *Time series* atau prediksi runtun waktu merupakan serangkaian data observasi menurut urutan waktu tertentu. Dalam kasus diskrit, frekuensi dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan, atau tahun.

Kestabilan harga jual ikan menyebabkan sebagian orang tidak dapat memprediksi harga ikan di waktu yang akan datang. Salah satu pihak yang sangat dirugikan ketika harga jual ikan anjlok adalah nelayan yang menggunakan dana pribadi. Tidak hanya itu, ketika harga jual ikan menurun maka akan berdampak pada ekonomi negara karena sebagian pemasukan devisa negara berasal ekspor ikan. Metode jaringan syaraf tiruan (JST) atau *Neural Network* dapat digunakan sebagai salah satu cara untuk memprediksi harga ikan. Salah satu sifat khas dari JST adalah kemampuannya dalam mentolerir ketidakpastian atau kegagalan (*fault tolerance*). Metode penerapan JST yang umum adalah melalui metode *Backpropagation*.

*Backpropagation* adalah metode pembelajaran terawasi yang populer dan memiliki keunggulan dalam kemampuan pembelajarannya. Ketika merencanakan masa depan, data historis digunakan untuk mengidentifikasi tren jangka pendek, jangka mencegah, atau jangka panjang. Selain itu, *backpropagation* cocok digunakan untuk membuat prediksi masa depan karena memiliki proses perhitungan yang mudah dan sederhana namun juga memiliki kinerja yang baik, bahkan dengan data yang kompleks. *Backpropagation Neural Network* (BPNN) atau jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu sistem pemrosesan yang dapat

digunakan untuk melakukan prediksi. BPNN di desain dengan menirukan cara kerja otak manusia, dan memiliki kemampuan untuk mengenali kejadian berdasarkan data masa lampau yang telah dipelajari, sehingga mampu memberikan keputusan terhadap data yang belum pernah ada sebelumnya.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan besar kecilnya kesalahan hasil prediksi yaitu MAPE. Dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dapat mendapatkan hasil prediksi dengan meminimalkan kesalahan dan menghindari ketidakpastian dalam satu prediksi. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* menunjukkan tingkat kesalahan absolut dalam prediksi dengan nilai aktual. Sedangkan ketika dengan menggunakan *Mean Absolute Error (MSE)* dapat mendapatkan hasil prediksi dengan nilai asli yang sebenarnya. *Mean Absolute Error (MSE)* menunjukkan tingkat kesalahan dalam bentuk presentase kesalahan relative terhadap nilai sebenarnya.

Berdasarkan pada pada masalah tersebut maka diusulkan penelitian **“Prediksi Harga Jual Ikan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network”**. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data-data yang berkaitan dengan harga jual ikan di wilayah Gresik, seperti jenis ikan, harga ikan selama periode 2016-2020. Dengan mengumpulkan dan menganalisa data-data tersebut diharapkan sistem yang diusulkan dapat memberikan keluaran berupa prediksi harga ikan yang dapat membantu dalam mengatasi permasalahan kenaikan dan penurunan harga tidak stabil yang akan datang.

## 1.2 Pernyataan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah bagaimana mengukur nilai *error* dalam memprediksi harga jual ikan dengan algoritma *Backpropagation Neural Network* di Kabupaten Gresik berdasarkan dalam menentukan harga ikan.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan masalah yang telah dijelaskan, maka tujuan penelitian ini adalah untuk mengukur tingkat *error* dalam memprediksi harga jual ikan di Kabupaten Gresik berdasarkan faktor penentu harga ikan.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Berikut beberapa manfaat yang diperoleh dari penelitian prediksi harga jual ikan di Kabupaten Gresik, baik bagi peneliti maupun pembaca:

1. Untuk mengetahui tingkat keakuratan prediksi berdasarkan nilai *error* yang dihasilkan pada perhitungan *Backpropagation Neural Network* untuk prediksi harga ikan.
2. Dapat membantu masyarakat dalam mengambil tindakan preventif terhadap penentu harga ikan.
3. Penelitian ini dapat dijadikan sebagai referensi penelitian selanjutnya dalam penerapan metode *Backpropagation Neural Network* untuk prediksi harga ikan.



### **1.5 Batasan Masalah**

Agar pembahasan penelitian ini tidak menyimpang dari perumusan , maka diperlukan batasan masalah dalam penelitian sebagai berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang bersumber dari *kaggle* pada Kabupaten Gresik yang berjumlah 720 data harga jual ikan.
2. Penelitian ini difokuskan hanya untuk 12 jenis ikan, yaitu Ikan mas, Ikan tawes, Udang putih, Ikan bandeng, Ikan kakap putih, Ikan mujair, Ikan kerapu, Ikan patin, Ikan gurami, Ikan lele, Udang windu, Ikan nila.
3. Parameter yang digunakan adalah harga jual ikan

## **BAB II**

### **STUDI PUSTAKA**

Pada proses penelitian yang akan dilakukan diperlukan beberapa penelitian terdahulu sebagai referensi dan pemahaman bagi penulis untuk mendapatkan informasi dan inspirasi yang akan dikembangkan dalam penelitian ini. Oleh karena itu, penulis mengumpulkan beberapa referensi penelitian terdahulu terkait permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini.

#### **2.1 Penelitian Terkait**

Penelitian mengenai harga ikan sudah banyak diteliti menggunakan berbagai macam metode, dari tahun ke tahun terdapat penelitian yang mempunyai objek penelitian serupa. Sehingga penelitian tersebut data dijadikan acuan dalam penelitian yang akan datang.

Penelitian serupa pernah dilakukan oleh Supriyanto & mnni, (2022) untuk memprediksi harga jual ikan nila di wilayah Kabupaten Musi Rawas dengan menggunakan metode *Fuzzy Times Series* dengan model *Lee*. Hasil prediksi harga jual ikan nila di Kabupaten Musi Rawas yang dilakukan pada bulan Agustus 2021 adalah Rp 24.089 dengan nilai MAPE sebesar 6,35656% dan ketepatan hasil prediksi sebesar 93,64344% dapat disimpulkan bahwa metode *Fuzzy Time Series* sangat efektif digunakan untuk proses prediksi suatu nilai di masa yang akan datang.

Harga jual ikan berdasarkan produksi budidaya sebagian besar produksi budidaya berasal dari kolam air tenang diikuti kolam air terpal, sawah, dan kolam

air deras. Harga jual ikan nila yang ada di pasaran mengalami kenaikan dan penurunan. Harga jual ikan nila mengalami penurunan atau kenaikan mulai Rp 1.000 sampai dengan Rp 3.000 disebabkan atas kondisi tertentu. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk memantau kestabilan harga jual ikan nila adalah dengan melakukan prediksi harga jual ikan nila di masa yang akan datang menggunakan metode *Fuzzy Time Series* (Dian, 2022).

Peneliti A. Aviv Mahmudi, (2020) melakukan penelitian prediksi hasil tangkap ikan menggunakan *Backpropagation Neural Network* pada optimasi *Cougate Gradient*. Berdasarkan hasil pengujian *training Cycle metode Conjuage Gradient Backpropagation Neural Network* didapatkan nilai rata-rata terkecil pada *Epoch* 400 dibandingkan dengan *Epoch* metode *Gradient Descent With Momentum* berada di *Epoch* 800. Dengan begitu terbukti menggunakan metode *Conjuage Gradient Backpropagation Neural Network* lebih baik dengan nilai rata-rata MSE 0.2223 dalam tiga tahap pengujian *Training Cycle, Learning Rate* dan *Hidden Layer*.

Menurut Simanungkalit *et al.*, (2020) Dalam penelitian ini digunakan metode *Backpropagation Neural Network Conjuage Gradient* (BPNN-CG) dikarenakan dalam memecahkan permasalahan yang terkait dengan efisiensi yang tinggi dari hasil analisis. Akurasi yang tinggi dapat diperoleh dengan menggunakan algoritma *resilient* BPNN. Sedangkan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *time series* yaitu jenis data dari satu objek akan tetapi meliputi beberapa periode waktu seperti harian, mingguan, bulanan, tahunan, dan lain-lain. Optimasi

Algoritma *Backpropagation* dengan *Conjuage Gradient* (BPNN-CG) terbukti dapat diimplementasikan untuk memprediksi data *time series*.

Penelitian tentang harga jual ikan nila pernah dilakukan oleh M Nur, M.N.A, (2022) penelitian dilakukan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* dalam peramalan jumlah benih ikan. Pada penelitian ini dilakukan analisa dan perbandingan keberhasilan metode *Backpropagation Neural Network* dan *Regressi Linear* sebagai algoritma untuk estimasi produksi ikan BBI (Balai Benih Ikan) Teso. Hasil dari perhitungan metode *Backpopagation* dengan masukan 36 data tahun 2016-2018 disimpulkan tidak layak digunakan terhadap dataset seperti jumlah produksi ikan Dinas Perikanan dan Ketahanan Pangan Kabupaten Kuantan Singingi dengan melihat pada hasil *error* yang dihasilkan melebihi 50% pada proses *testing* yaitu 53%.

Menurut Nafi, N & Aulia, N, (2022) mengatakan algoritma BPNN yang terbaik diantara sebelas algoritma pelatihan dengan akurasi dari BPNN mencapai 98,72% dan 97,93% sedangkan model MnLR (*Multiple non Linier Regretion*) mencapai 93,9% dan 91,08% untuk hasil biogas dan metana. Penelitian mengenai peramalan ikan tuna telah dilakukan sebelumnya oleh banyak peneliti dengan berbagai macam metode seperti (pakay) melakukan penelitian tentang prediksi ikan tuna menggunakan *Algoritma Neural network* berbasis *Forward Selection* dan menghasilkan *Root Mean Square Error* (RMSE) menggunakan *Neural Network* yaitu 0,096, sedangkan dengan menggunakan *Neural Network* berbasis *Forward Selection* didapatkan hasil *Root Mean Square Error* (RMSE) yaitu 0,080, dengan menggunakan data hasil produksi ikan tuna yang dimulai dari tahun 2014-2017

secara per-minggu dalam satuan Kilogram (Haris *et al.*, 2022). Penelitian terdahulu dirangkum kedalam tabel 2.1 untuk memudahkan dalam pengamatan.

**Tabel 2.1 Penelitian Terkait**

No	Reference	Objek	Metode	Input	Hasil
1.	Nafi & Aulia (2022)	Harga Jual Ikan Nila diwilayah Kabupaten Musi Rawas	Fuzzy Time Series	<ol style="list-style-type: none"> <li>Harga ikan</li> <li>Periode</li> <li>FTS Lee</li> <li>Faktor "k"</li> <li>Kondisi</li> </ol>	MAPE = 24.089 dengan nilai akurasi 93,64344%
2.	Hasanudin Slamet <i>et al.</i> , (2022)	Hasil tangkap ikan	Backpropagation, Neural Network, Conjugate Gradient Backpropagation, Epoch.	<ol style="list-style-type: none"> <li>Cuasa</li> <li>Tanggal</li> <li>Jumlah hasil</li> <li>Keadaan</li> <li>Periode</li> </ol>	Menggunakan 3 tahaan pengujian <i>Training Cycle</i> , <i>Learning Rate</i> dan <i>Hidden Layer</i> dengan nilai MSE 0.2223 serta berdasarkan <i>training cycle</i> didapatkan Epoch 400 sedangkan Gradient Descent with Momentum berada di Epoch 800.
3.	Maiyuriska, (2022)	Harga Jual Ikan Nila	Backpropagation Neural Network dan Regresi Linear	<ol style="list-style-type: none"> <li>Cuaca</li> <li>Harga Jual Produksi Ikan</li> <li>Kondisi</li> <li>Periode</li> </ol>	Hasil error pengujian yang didapat 51% sedangkan proses testing 53% , namun pada proses metode regresi hasil error yang didapatkan melebihi hasil 50% pada proses penguian yaitu 804.033365%.
4.	R. Novita <i>et al.</i> , (2021)	Prediksi harga ikan tuna	Algoritma Backpropagation neural Network berbasis Forward Selection	<ol style="list-style-type: none"> <li>Produksi</li> <li>Harga</li> <li>Stok barang</li> <li>Cuaca</li> <li>Periode</li> </ol>	Akurasi yang didapatkan dari BPNN mencapai 98,72% dan 97,93% sedangkan MnLR mencapai 93,9% dan 91,08%.

## 2.2 Prediksi Harga Jual

Dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia disebutkan bahwa prediksi adalah hasil dari kegiatan memprediksi, meramal, memperkirakan nilai di masa depan dengan menggunakan data di masa lalu (Indrayati Sijabat *et al.*, 2020). Prediksi merupakan kombinasi seni dan ilmu memperkirakan peristiwa masa depan atau kondisi menggunakan model matematika atau perkiraan secara subyektif dengan data yang sudah ada di masa lalu

Prediksi adalah usaha untuk memperkirakan apa yang akan terjadi di masa depan dengan memanfaatkan data yang relevan dari masa lalu (historis) yang diperoleh dengan menggunakan metode ilmiah. Prediksi dilakukan untuk mempelajari apa yang mungkin terjadi di masa depan. Metode peramalan dapat diterapkan secara kuantitatif melalui perhitungan matematis atau secara kualitatif (Nafi & Aulia, 2022).

Beberapa sumber informasi yang dapat digunakan dalam melakukan prediksi, bergantung pada apa yang ingin diramalkan. Untuk prediksi harga jual ikan, sumber informasi bisa berupa data tentang kondisi cuaca saat ini, seperti pasang surutnya laut. Data ini dapat diperoleh dari KKP. Dalam melakukan prediksi terhadap harga jual ikan selama ini KKP menggunakan metode subyektif, yaitu prediksi yang dibuat berdasarkan pertimbangan atau penilaian Dinas Perikanan (M Nur, 2022).

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Gresik mencatat produksi perikanan Kabupaten Gresik pada tahun 2014 mencapai 97.000 ton. sementara pada tahun 2015 total produksi ikan mencapai 98.000 ton. Jumlah itu terdiri dari

budidaya ikan tambak 79.000 ton dan ikan laut tangkap 18.000 ton. Sementara tangkapan perairan umum 486 ton. Sektro pertambakan Kabupaten Gresik memiliki beberapa komoditas unggulan diantaranya, udang windu, udang vanami, mujair nila, mujair biasa, bandeng, bader, tombro, dan ikan-ikan lokal lainnya. Hasil produksi komoditas budidaya perikanan Indonesia sangat banyak diminati di pasar lokal dari sisi penerimaan pasar

Produksi perikanan budidaya di Kabupaten Gresik pada tahun 2013 tercatat 99.298,255 ton, terdiri dari budidaya tambak sebesar 47.895,183 ton atau 48,23 persen budidaya kolam sebesar 353,388 ton atau 0,36 persen dan budidaya sawah tambak sebesar 51.049,384 ton atau 51,41 persen. Harga jual ikan yang ada di pasaran sangat bervariasi dari tahun ke tahun. Total produksi ikan yang ada di Indonesia terdata di KKP (Kementrian Kelautan dan Perikanan) mencapai 9.93 juta ton untuk hasil *assesment* pada tahun 2015. Sementara ada prediksi dari KKP yang pada akhir tahun 2016 lalu memperkirakan jumlah ini akan naik menjadi 2.1 juta ton. Bahwasanya ikan di Indonesia sangat-sangat luar biasa melimpah berbanding lurus dengan negeri tercinta ini adalah negeri maritime (Hasanudin Slamet *et al.*, 2022).

Sehingga dengan demikian, ada tantangan dari potensi-potensi ini untuk menjadikanya sebagai usaha kita bersama agar olahan-olahan ikan semakin terarah dan tentunya menguntungkan bagi perternak maupun nelayan. Adapun ide-idenya dengan membuka berbagai gerai ikan, rumah kuliner dengan menu khas ikan, UKM pengolah industri dulunya dan masih banyak lagi. Harga jual ikan mengalami kenaikan atau penurunan disebabkan atas kondisi tertentu. Untuk menstabilkan harga

jual ikan dengan melakukan prediksi harga jual ikan di masa yang akan datang dengan melihat secara sistematis berdasarkan informasi di masa lalu dan masa sekarang.

### **2.3 Algoritma Backpropagation Neural Network (BPNN)**

Metode Jaringan Syaraf Tiruan (*Neural Network*) merupakan sebuah sistem pengolahan informasi yang memiliki kemiripan dengan cara kerja otak manusia. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Di antara model-model *Neural Network*, terdapat metode yang dikenal sebagai *Backpropagation*. *Backpropagation* adalah digunakan dalam prediksi *time series*.

Prediksi pada dasarnya merupakan anggapan tentang akan terjadinya suatu peristiwa atau kejadian di masa yang akan datang. Prediksi sangat membantu dalam kegiatan perencanaan dan pengambilan keputusan suatu. Analisa suatu prediksi sangat penting dilakukan dalam suatu penelitian, agar penelitian menjadi lebih tepat dan terarah (Maiyuriska, 2022). Metode prediksi *forecasting* yang sering digunakan oleh para peneliti adalah menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *Backpropagation*. Algoritma *Backpropagation* merupakan metode yang memiliki kemampuan untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dalam peramalan. Metode ini melibatkan proses pelatihan berulang untuk mencapai model terbaik, dan juga memungkinkan analisis matematis yang mendalam.

*Backpropagation* adalah sebuah metode prediksi yang menggunakan *machine learning* dan memiliki kemampuan untuk melakukan prediksi. Tingkat keberhasilan *Neural Network* dalam metode ini sangat tergantung pada kualitas



dan validitas data yang digunakan dalam proses pelatihan. Namun, salah satu kelebihan metode ini adalah fleksibilitasnya dalam mengubah aturan prediksi, sehingga mampu menggunakan pengalaman dan pengetahuan yang ada untuk melakukan prediksi dengan tingkat error yang rendah (Hasanudin Slamet *et al.*, 2022). Terdapat beberapa langkah dalam melakukan pengukuran guna memperoleh MSE pelatihan dan pengujian terkecil.

### **Algoritma pelatihan *Backpropagation***

Langkah 0

Memberikan nilai awal secara acak pada bobot (inisialisasi bobot)

Langkah 1

Mengulangi langkah 2 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi atau epoch terpenuhi.

Langkah 2

Untuk setiap pasangan data pelatihan, melakukan langkah 3 hingga 8

Umpan maju (*FeedForward*)

#### **Umpan maju (*FeedForward*)**

Langkah 3 setiap unit masukan ( $X_i$   $i=1, \dots, n$ ) menerima sinyal masukan  $X_i$  dan menyebarkannya ke unit-unit berikutnya (unit-unit lapisan tersembunyi ( $p$ ))

Langkah 4

Setiap unit pada lapisan tersembunyi dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan biasnya  $Z_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ )

$$Z_{net\ j} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

$$Z_j = f(Z_{net\ j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net\ j}}} \quad (2.1)$$

Kemudian dihitung sesuai dengan fungsi pengaktifan yang digunakan:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \quad (2.2)$$

Sinyal keluaran dari fungsi pengaktifan tersebut dikirim ke semua unit pada lapisan keluaran (unit keluaran).

Langkah 5

Setiap unit keluaran ( $Y_k$ ,  $k= 1,2,3\dots m$ ) dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan biasanya:

$$Y_{net\ k} = w_{ok} \sum_{j=1}^p Z_j w_{jk}$$

$$y_{net\ k} = f(y_{net\ k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ k}}} \quad (2.3)$$

Kemudian dihitung kembali sesuai dengan fungsi pengaktifan.

### **Backpropagation dan Galatnya**

Langkah 6

Setiap unit keluaran ( $Y_k$ ,  $k=1,2,\dots,m$ ) menerima pola target yang sesuai dengan pola masukan saat pelatihan/training data, kemudian dihitung galatnya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net\ k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.4)$$

Hitung suku perubahan bobot  $W_{kj}$  dengan laju percepatan  $\alpha$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \cdot k \cdot z_j;$$

$$k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p \quad (2.5)$$

### Langkah 7

Setiap bobot yang menghubungkan unit-unit pada lapisan keluaran dengan unit-unit pada lapisan tersembunyi ( $Z_j, j=1, \dots, p$ ) dikalikan dengan delta ( $\delta_k$ ) dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit-unit pada lapisan berikutnya.

$$\begin{aligned}\delta_{net\ j} &= \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \\ \delta_j &= \delta_{net\ j} f'(z_{net\ j}) = \delta_{net\ j} z_j (1-z_j)\end{aligned}\quad (2.6)$$

Hitung suku perubahan bobot  $V_{ji}$  dengan laju percepatan  $\alpha$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.7)$$

### Memperbaiki penimbang dan bias

#### Langkah 8

Setiap keluaran unit ( $Y_k, k=1, 2, \dots, m$ ) diperbaiki bias dan bobotnya ( $j=0, 1, \dots, p$ )

$$\begin{aligned}w_{kj}(\text{baru}) &= w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \\ k &= 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p\end{aligned}\quad (2.8)$$

setiap unit pada lapisan tersembunyi ( $Z_j, j=0, 1, \dots, p$ ) diperbaiki dengan mengubah bias dan bobotnya ( $j=0, 1, \dots, n$ ).

$$\begin{aligned}v_{ji}(\text{baru}) &= v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \\ j &= 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, n\end{aligned}\quad (2.9)$$

### Langkah 9

Dalam menguji kondisi pemberhentian, terdapat dua metode yang digunakan, yaitu membatasi iterasi dan menentukan nilai Mean Square Error antara output yang diinginkan dan output yang dihasilkan.

$$MSE = \frac{\sum_{k=1}^{\alpha} (t_k - y_k)^2}{\alpha} \quad (2.10)$$

#### 2.3.1 Fungsi Aktivasi

Menurut Ariyadi *et al.*, (2022) fungsi aktivasi dalam jaringan saraf merupakan fungsi yang akan mengontrol neuron akan aktif atau tidak fungsi aktivasi *Backpropagation* perlu memiliki karakteristik tertentu, seperti : tidak menurun secara monotonis (monoton *non-decreasing*), *kontinu*, dan *differential*. Selain itu, fungsi yang tersedia kemudian diproses ulang, dan fungsi aktivasi itu sendiri dapat digunakan untuk mewakili nilai yang dihasilkan. fungsi aktivasi memiliki fungsi untuk menghitung nilai keluaran berdasarkan *input* dan *bobot* pada *neuron*. Fungsi aktivasi terdiri dari 4 macam yang digunakan dalam jaringan saraf tiruan sebagai berikut (Ariyadi *et al.*, 2022).

##### a. Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

Fungsi aktivasi *sigmoid biner* merupakan fungsi aktivasi yang melakukan proses pada *output* jaringan dan sesuai nilai target dengan jangkauan nilai [0,1]. Fungsi sigmoid memiliki persamaan 2.11.

$$H = \frac{1}{1 + \exp(-H_{init})} \quad (2.11)$$

### b. Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

Selain fungsi aktivasi *sigmoid biner*, pada dasarnya fungsi aktivasi memiliki 2 jenis sigmoid. Fungsi aktivasi sigmoid lainnya adalah fungsi aktivasi sigmoid bipolar yang memiliki jangkauan nilai  $[-1,1]$ . Persamaan fungsi aktivasi sigmoid bipolar dituliskan pada persamaan 2.12.

$$H = \frac{1 - \exp(-H_{init})}{1 + \exp(-H_{init})} \quad (2.12)$$

### c. Fungsi Aktivasi sin

Fungsi aktivasi sin memiliki jangkauan nilai yang sama dengan fungsi aktivasi sigmoid *bipolar* yaitu dengan nilai  $[-1,1]$ . Persamaan fungsi aktivasi sin dapat dituliskan pada persamaan 2.13.

$$H = (H_{init}) \quad (2.13)$$

### d. Fungsi Aktivasi Radial Basis

Fungsi aktivasi radial basis merupakan jaringan dengan lapisan tunggal yang dapat mengkonversi nilai *input* bernilai *kontinu* menjadi *output* nilai biner dengan jangkauan nilai  $[0,1]$ . Fungsi aktivasi radial basis pada persamaan 2.14.

$$H = -((H_{init})^2) \quad (2.14)$$

## 2.4 Metode Perhitungan Kesalahan (*Error*)

Menurut ukuran kesalahan (*Error*) merupakan penyimpangan antara hasil peramalan dan *actual demand* berdasarkan hasil perkiraan di masa depan. Maka masih dalam bentuk kemungkinan besar dapat terjadi kesalahan dalam melakukan

peramalan. Sebuah sistem tidak akan pernah terlepas dari suatu kesalahan atau *error*. Kesalahan dalam suatu sistem dapat dihitung menggunakan beberapa cara. Apabila nilai kesalahan atau *error* itu kecil maka semakin baik suatu sistem, dan sebaliknya apabila nilai kesalahan atau *error* memiliki nilai besar maka sistem perlu ditinjau ulang. Untuk mengetahui kesalahan perlu melakukan pengurangan antara data peramalan dan data *actual*, adapun metode yang akan digunakan dalam menghitung kesalahan (*error*) yaitu MSE dan MAPE (Veronika & Andri, 2022).

*Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah *metric* yang digunakan untuk mengukur kesalahan antara prediksi dan nilai sebenarnya. MSE memberikan perhatian lebih pada persentase kesalahan relatif terhadap nilai sebenarnya. MSE adalah *metric* evaluasi yang mengukur rata-rata dari selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. MSE memberikan perhatian yang lebih besar pada kesalahan besar dalam prediksi. Oleh karena itu, jika terdapat beberapa nilai prediksi yang sangat jauh dari nilai sebenarnya, nilai MSE akan lebih tinggi, memberikan sinyal bahwa model memiliki performa buruk. Sedangkan MAPE adalah *metric* evaluasi yang mengukur rata-rata persentase kesalahan *absolute* antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. MAPE memberikan kesalahan dalam bentuk persentase kesalahan relatif terhadap nilai sebenarnya. Hal ini memberikan pemahaman yang lebih langsung tentang seberapa akurat model dalam memprediksi secara proposional terhadap nilai sebenarnya.

#### **2.4.1 Mean Square Error (MSE)**

MSE adalah selisih kuadrat rata-rata antara nilai sebenarnya dan nilai yang diperkirakan. Saat menentukan nilai prediktif, MSE sering digunakan untuk menilai

kesalahan rata-rata. Nilai MSE yang rendah atau nilai MSE yang mendekati nol menunjukkan bahwa hasil perkiraan tersebut akurat dan dapat digunakan sebagai perhitungan prediksi masa depan (Irnanda *et al.*, 2022) . Adapun rumus perhitungan MSE ditunjukkan pada persamaan 2.15.

$$\text{MSE} = \frac{\sum(\text{actual} - \text{forecast})^2}{n} \quad (2.15)$$

Keterangan:

n = jumlah total sampel data

#### 2.4.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Irnanda *et al.*, (2022) mendefinisikan MAPE sebagai persentase kesalahan rata-rata yang bersifat mutlak (*absolute*). MAPE digunakan untuk mengevaluasi ketepatan perkiraan atau prediksi yang dibuat dengan menggunakan teknik peramalan. Metode MAPE mengungkapkan berapa banyak kesalahan atau perkiraan dibandingkan dengan nilai aktual data. Rumus perhitungan MAPE ditunjukkan pada persamaan 2.16.

$$\text{MAPE} = \frac{\sum \frac{|\text{actual} - \text{forecast}|}{\text{actual}} \times 100}{n} \quad (2.16)$$

Keterangan:

n = jumlah data

Semakin kecil persentase kesalahan dalam MAPE, semakin akurat prediksinya. Nilai MAPE dapat dikategorikan menjadi beberapa kategori berdasarkan nilainya dapat dilihat pada Tabel 2.2.

**Tabel 2.2** Klasifikasi MAPE

MAPE	Kategori Peramalan
<10%	Sangat Akurat (Excellent)
10% - 20%	Baik (Good)
20% - 50%	Wajar (Reasonable)
>50%	Tidak Akurat (Inaccurate)

Sumber: (Sa'diyah & Narto, 2021)



## **BAB III**

### **DESAIN DAN IMPLEMENTASI**

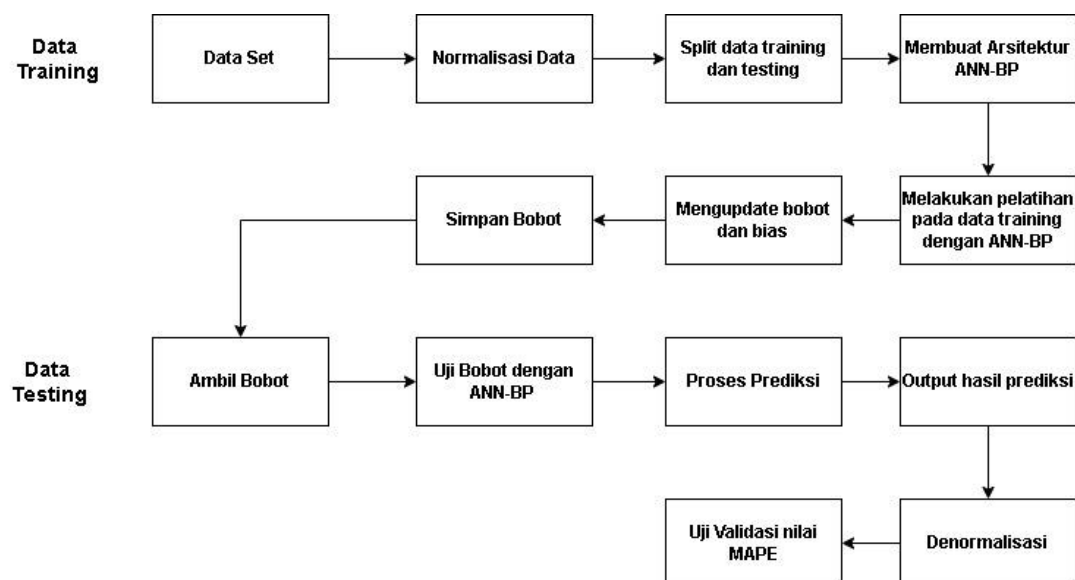
Bab ini menjelaskan tentang perancangan sistem yang akan dilakukan pada saat penelitian. Perancangan metodologi penelitian bertujuan untuk memudahkan dan melancarkan proses penelitian agar berjalan secara terstruktur.

#### **3.1 Sumber Data**

Data yang digunakan penulis dalam menyelesaikan penelitian ini adalah dengan melihat data dari tahun sebelumnya dan tahun yang akan mendatang yang merupakan data di Kabupaten Gresik selama 5 tahun dari periode Januari 2016 – Desember 2020 yang diambil dari *Kaggle* sebagai data primer yang akan diolah dalam sistem. Penelitian yang digunakan adalah variabel harga untuk menentukan harga jual ikan pada bulan berikutnya dengan menggunakan sistem *time series* dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*. Data yang dimasukkan berupa harga ikan berdasarkan data yang telah didapatkan. Data yang ada nantinya akan dimasukkan dalam system untuk diolah ke tahap selanjutnya. *Input* data tidak dilakukan secara keseluruhan karena sebagian data akan digunakan sebagai data *testing* dan *training*. Sebelum data dimasukkan maka dilakukan normalisasi terlebih dahulu terhadap data yang dikarenakan fungsi aktivasi yang digunakan dalam algoritma *Backpropagation* tidak bisa memproses data *input* dengan nilai diluar range 0 sampai 1.

### 3.2 Desain Sistem

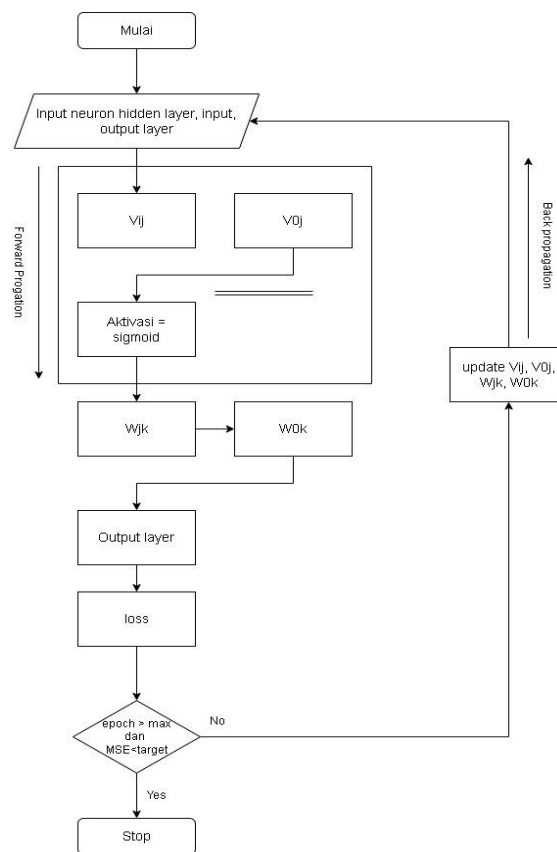
Desain sistem merupakan gambaran alur dari sistem yang akan dibuat. Sistem diawali dengan start lalu menginputkan data berupa harga ikan, selanjutnya dilakukan proses *Backpropagation Neural Network*, dan akan menghasilkan output berupa prediksi harga jual ikan. Setelah itu dilakukan prediksi dari hasil sistem dan data akurat yang dimiliki untuk mengetahui nilai keakuratan hasil prediksi. Diagram blok ditunjukkan pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 Desain Sistem

Sistem yang akan dibuat mengimplementasikan algoritma *backpropagation neural network* yang digambarkan secara rinci melalui *flowchart* sebagai proses pemecahan masalah. *Flowchart* tersebut diwakili oleh simbol-simbol yang dapat mewakili langkah-langkah penyelesaian dengan simbol. Langkah pertama yaitu memasukkan jumlah neuron dalam *hidden layer*, jumlah *output layer* dengan membawa bobot bias dan dari *input layer* ke *hidden layer*. Kemudian melakukan fungsi aktivasi dan menuju *hidden layer*. Setelah itu

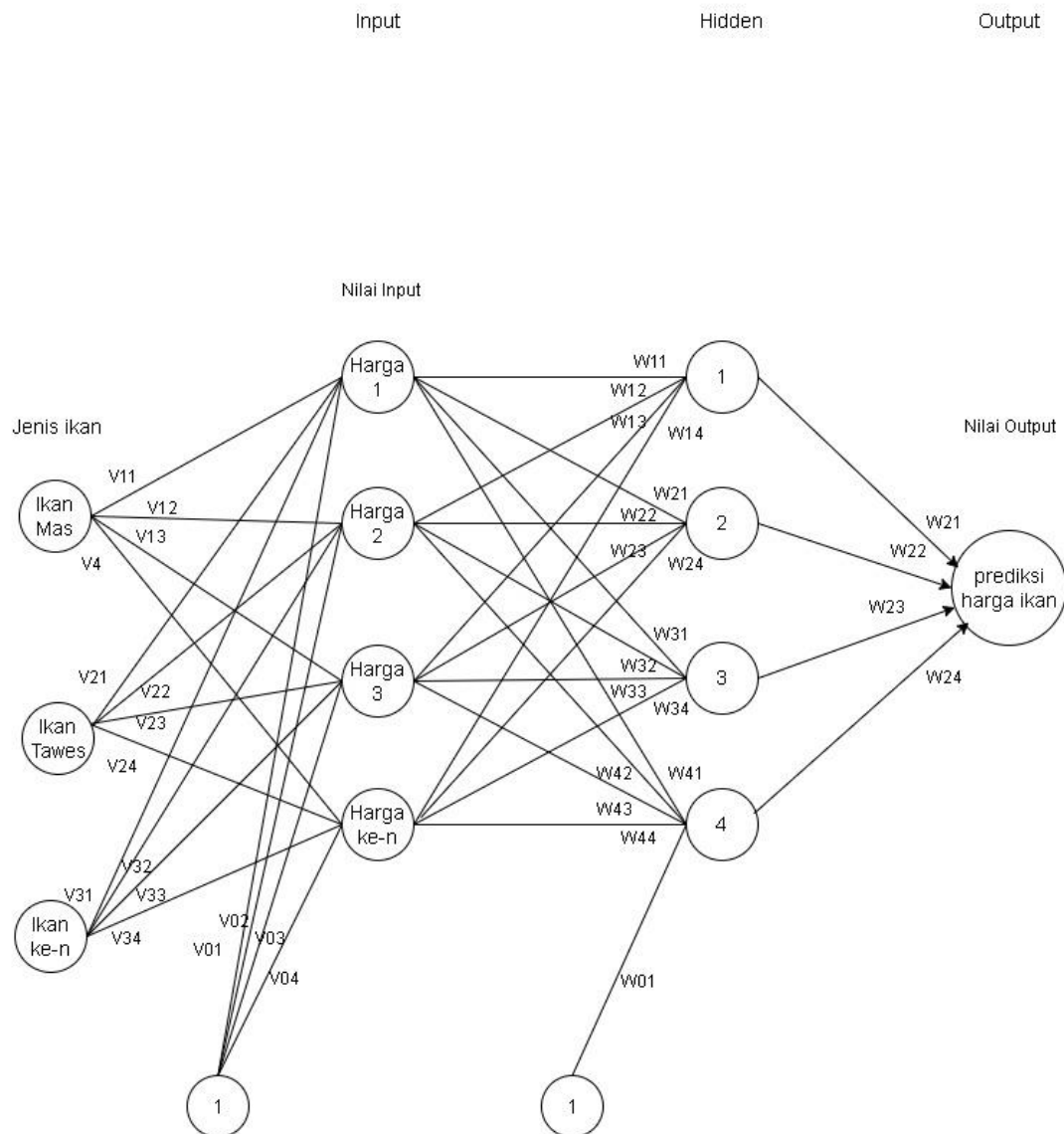
dilakukan proses perhitungan bobot dan bias yang berbeda menuju *output layer*. Apabila proses menuju *output layer* maka akan muncul nilai loss, apabila epochnya belum maksimal maka kembali ke proses *input* jumlah neuron dalam *hidden layer* dengan melakukan *update* bobot dan bias, namun apabila sudah maksimal maka akan melanjutkan proses prediksi. Setelah proses prediksi maka proses selesai dapat ditunjukkan pada Gambar 3.2 berikut.



Gambar 3.2 Flowchart ANN Backpropagation

Dalam penelitian ini arsitektur mempunyai tahapan desain layer diantaranya *input layer*, *hidden layer*, *output layer*. Data masukan *input layer* terdiri dari empat *neuron*, *hidden layer* tersebut memiliki satu layer. Pada *output layer*

terdapat satu *neuron* sebagai keluarannya. Arsitektur ANN penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.3 berikut.



Gambar 3.3 Arsitektur *Backpropagation*

### 3.3 Preprocessing

Teknik *preprocessing* data dapat meningkatkan kualitas data, sehingga membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi proses penambangan selanjutnya. *Preprocessing* data adalah langkah penting dalam proses penemuan pengetahuan,

karena keputusan kualitas harus didasarkan pada kualitas data. Data yang didapatkan dari *kaggle* , oleh karena itu dikumpulkan kemudian dikelompokkan ke dalam format yang telah disusun sehingga data harga jual ikan di Wilayah Kabupaten Gresik dapat dibaca dengan baik.

### 3.3.1 Normalisasi

Penyesuaian data ke skala umum dilakukan agar mendapatkan hasil yang dapat digunakan untuk membandingkan nilai prediksi dengan nilai aktual. Data yang dinormalisasi merupakan interval  $[0,1]$  dengan rentang dari fungsi aktivasi sigmoid biner seperti persamaan 2.11. contoh data setelah dilakukan normalisasi ditunjukkan pada tabel 3.1 berikut.

**Tabel 3.1** Data harga jual ikan yang digunakan

Jenis ikan	Bulan	Harga ikan 2016 (dalam USD)	Harga ikan 2017 (dalam USD)	Harga ikan 2018 (dalam USD)	Harga ikan 2019 (dalam USD)	Harga ikan 2020(dalam USD)
Ikan mas	Januari (2016-2020)	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01
Tawes	Januari (2016-2020)	0,01	0,04	0,04	0,04	0,04
Udang Putih/Vaname	Januari (2016-2020)	0,37	0,30	0,30	0,30	0,30
Bandeng	Januari (2016-2020)	0,06	0,06	0,06	0,07	0,07
Kakap Putih	Januari (2016-2020)	0,20	0,13	0,13	0,13	0,16
Mujair	Januari (2016-2020)	0,02	0,02	0,02	0,02	0,05
Kerapu	Januari (2016-2020)	0,51	1	1	0,06	1
Patin	Januari (2016-2020)	0,09	0,04	0,04	0,04	0,04
Gurami	Januari (2016-2020)	0,12	0,08	0,08	0,08	0,09

Lanjutan table 3.1

Ikan lele	Januari (2016-2020)	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
<b>Jenis ikan</b>	<b>Bulan</b>	<b>Harga ikan 2016 (dalam USD)</b>	<b>Harga ikan 2017 (dalam USD)</b>	<b>Harga ikan 2018 (dalam USD)</b>	<b>Harga ikan 2019 (dalam USD)</b>	<b>Harga ikan 2020(dalam USD)</b>
Udang windu	Januari (2016-2020)	0,47	0,05	0,65	0,65	0,65
Nila	Januari (2016-2020)	0,01	0,01	0,05	0,05	0,06

### 3.4 Pembagian Data

Data yang telah dinormalisasi kemudian dibagi menjadi dua yaitu data latihan (*training*) dan data uji (*testing*). Pembagian data menggunakan 60% data latihan (*training*) dan 40% data uji (*testing*). Dalam penelitian ini total data sebanyak 720 data dengan pembagian sebanyak 432 data untuk data latihan (*training*) dan 288 data untuk data uji (*testing*).

#### 3.4.1 Proses ANN Backpropagation

Data masukan (*input*) berjumlah 2 berupa harga dan jenis dengan keluaran (*output*) berjumlah 1 berupa prediksi harga jual ikan. Data yang diproses berjumlah 432 data untuk data *training* dan 288 data untuk data *testing*.

#### Proses Training Data

##### Langkah 0. Inisialisasi

Implementasi backpropagation neural network menggunakan google colab dengan bantuan library.

```
import numpy as np
import pandas as pd
from google.colab import files
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

### Membaca data berupa file excel

```
df = pd.read_excel('Dataset_revisi.xlsx')
print(df)
```

### Data yang telah diimport kemudian dilakukan proses normalisasi data.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates

# Konversi kolom 'Time' ke format tanggal
df['Time'] = pd.to_datetime(df['Time '])

plt.figure(figsize=(18, 8))
for jenis_ikan in df['Jenis Ikan'].unique():
    filtered_data = df[df['Jenis Ikan'] == jenis_ikan]
    plt.plot(filtered_data['Time'], filtered_data['Data'],
             marker='o', label=jenis_ikan)

plt.title('Grafik Data Jenis Ikan untuk Semua Jenis Ikan')
plt.xlabel('Waktu')
plt.ylabel('Data Harga Jual Ikan (Dollars)')
plt.xticks(rotation=45)
```

### Membagi data training dan data testing.

```
lag = 8
train_length = int(len(harga)-lag)
train_data, test_data = harga[:train_length],
harga[train_length:]

train_X, train_y = create_dataset(train_data)
test_X, test_y = create_dataset(test_data)
train_X_harga_dict[jenis] = train_X
test_X_harga_dict[jenis] = test_X
```

Membuat arsitektur jaringan syaraf tiruan menggunakan backpropagation dengan jumlah *neuron* dalam *hidden layer* sebanyak 4, *output layer* sebanyak 1 dan *learning rate* sebesar 0,1. tidak lupa untuk menambahkan fungsi aktivasi sigmoid dan bias.

```
class Backpropagation:
    def __init__(self, neuron=1, learning_rate=1,
max_epoch=50000):
        self.v = None
        self.w = None
        self.neuron = neuron
        self.learning_rate = learning_rate
        self.max_epoch = max_epoch

    def fit(self, x, t):
        if t.ndim == 1:
            t = np.expand_dims(t, axis=1)
        self.v, self.w = self.trainBackpropagation(x, t,
self.neuron, self.learning_rate, self.max_epoch)
```

### Langkah 1. Proses *backpropagation*

Proses backpropagation dan sigmoid derivative

```
def sigmoid(self, x):
    return 1 / (1 + np.exp(-x))

def sigmoid_derivative(self, x):
    return x * (1 - x)

def trainBackpropagation(self, x, t, neuron,
learning_rate, max_epoch):
    # Initialize weights v and w here
    v = np.random.uniform(size=(x.shape[1], neuron))
    w = np.random.uniform(size=(neuron, t.shape[1]))

    best_rmse = float("inf") # Inisialisasi dengan nilai
tak terhingga
```



## Langkah 2. Update Bias dan Bobot

Melakukan update bobot dan bias dari *input layer* menuju *hidden layer* ( $v_{jk}$ ), update bobot bias dari *hidden layer* ( $v_{jk}$ ) menuju *output layer* ( $w_{jk}$ ).

```

# Backpropagation
    output_error = t - output_output
    output_delta = output_error *
self.sigmoid_derivative(output_output)

    hidden_error = output_delta.dot(w.T)
    hidden_delta = hidden_error *
self.sigmoid_derivative(hidden_output)

# Weight updates
    w += hidden_output.T.dot(output_delta) *
learning_rate
    v += x.T.dot(hidden_delta) * learning_rate
if epoch % 200 == 0:
    rmse = RMSE(t, output_output)
    print("Epoch", epoch)
    print(f'Jenis Ikan: {jenis}, RMSE: {rmse}')
    if rmse < best_rmse:
        best_rmse = rmse

    print(f'Best RMSE: {best_rmse}')

return v, w

```

## Proses Prediksi

Proses prediksi dilakukan setelah diketahui bobot dan bias baru berdasarkan data testing dengan menggunakan *testbackpropagation* (self, w, x, v, w);

```
def predict(self, x):  
    return self.testBackpropagation(x, self.v, self.w)  
  
def testBackpropagation(self, x, v, w):  
    hidden_input = np.dot(x, v)  
    hidden_output = self.sigmoid(hidden_input)  
    output_input = np.dot(hidden_output, w)  
    output_output = self.sigmoid(output_input)  
  
    return output_output
```

## BAB IV

### UJI COBA DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian harga jual ikan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* akan dibahas pada bab ini berdasarkan ada penelitian yang telah dilakukan.

#### 4.1 Skenario Model

Terdapat beberapa parameter yang akan diubah pada tahap ini, diantaranya:

- a. Terdapat jumlah empat neuron, satu hidden layer, learning rate 0,1.
- b. Menentukan bobot bias antara 0 sampai 1.
- c. Menentukan fungsi *aktivasi sigmoid Biner*.
- d. Setiap data yang diinputkan melakukan *training* sebanyak epoch atau iterasi.

Hasil Model tersebut menghasilkan arsitektur jaringan syaraf tiruan untuk prediksi harga jual ikan kabupaten Gresik. berdasarkan jumlah MSE atau MAPE terkecil.

Hasil model terbaik digunakan untuk memprediksi harga jual ikan. Hasil dengan JST *backpropagation* dilakukan dengan memberikan batas *epoch* setiap proses pelatihan, jumlah *epoch* ditentukan sebesar 1000-5000 *epoch*. Proses prediksi ini akan menggunakan 3 model yang berbeda. Model pertama dengan 1 input, 4 neuron, *learning rate* 0,1 dengan 1000 iterasi atau *epoch* dan model kedua dengan 1 input, 4 neuron, *learning rate* 0,1, dengan 3000 iterasi atau *epoch*, model ketiga 1 input, 4 neuron, *learning rate* 0,1, dengan 5000 iterasi atau *epoch*.

## 4.2 Prediksi Model

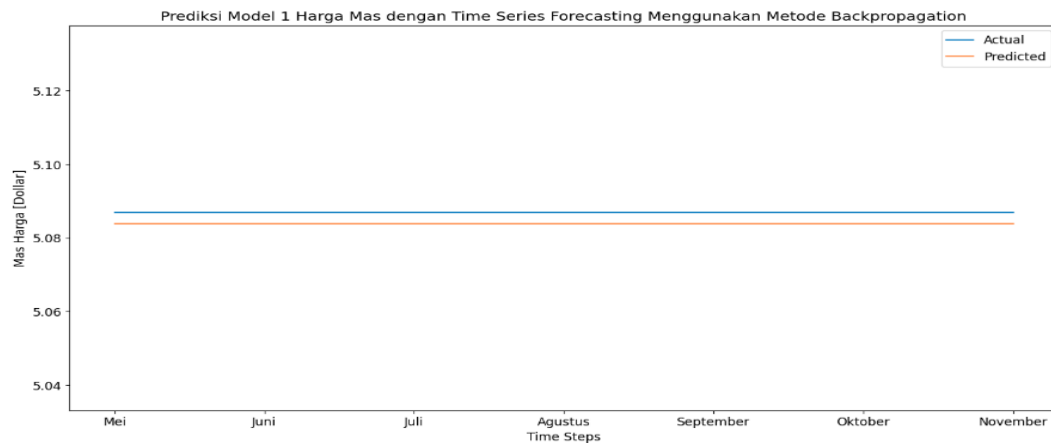
Dengan melakukan prediksi model dihasilkan dari nilai MSE dan MAPE terkecil. Berikut ini adalah hasil dari prediksi beberapa jenis ikan pada setiap model. Model yang digunakan ada tiga jenis yaitu Model A, Model B, dan Model C.

### 4.2.1 Prediksi Model A

Prediksi model A menggunakan *epoch* atau *iterasi* sejumlah 1000 dengan 1 *hidden layer* (lapisan tersembunyi) yang mana didalamnya terdapat 4 *neuron*. Jika sudah mencapai *epoch* atau *iterasi* ke 1000 maka nilai MSE (*mean square error*) dan MAPE (*mean absolute percentage error*) akan berhenti dengan nilai yang berbeda pada setiap modelnya. Hasil MSE dan MAPE yang terkecil menunjukkan nilai dalam range terkecil 0,04 sampai terbesar 0,47.

#### 4.2.1.1 Model A pada Ikan Mas

Hasil perhitungan Model A pada Ikan Mas menunjukkan nilai MSE sebesar 0.00015, dengan nilai MAPE sebesar *error* 0.01800%. Hasil uji pada ikan mas memiliki harga 0,575 dengan prediksi sebesar 0,551 menyatakan bahwa Model A pada ikan Mas termasuk harga yang stabil. Hasil dari perhitungan ditunjukkan pada Gambar 4.1.

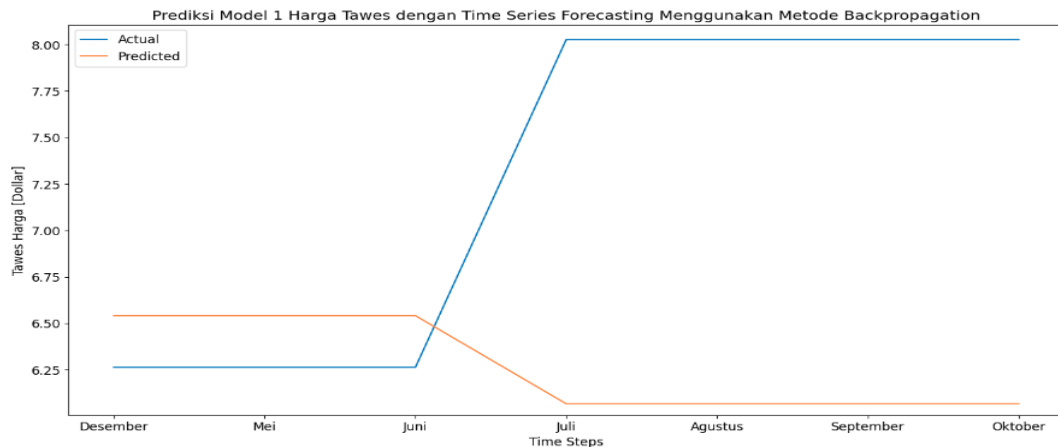


Gambar 4.1 Grafik perbandingan Model A pada Ikan Mas

Pada gambar 4.1 menunjukkan perbedaan antara data actual dan data prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga jual ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.2 Model A pada Ikan Tawes

Hasil perhitungan Model A pada Ikan Tawes menunjukkan nilai MSE sebesar 0.098135, nilai MAPE sebesar *error* 8.04453%. Hasil uji pada ikan tawes memiliki harga 0,479 dengan nilai prediksi 0,650 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga 0,171. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.2.

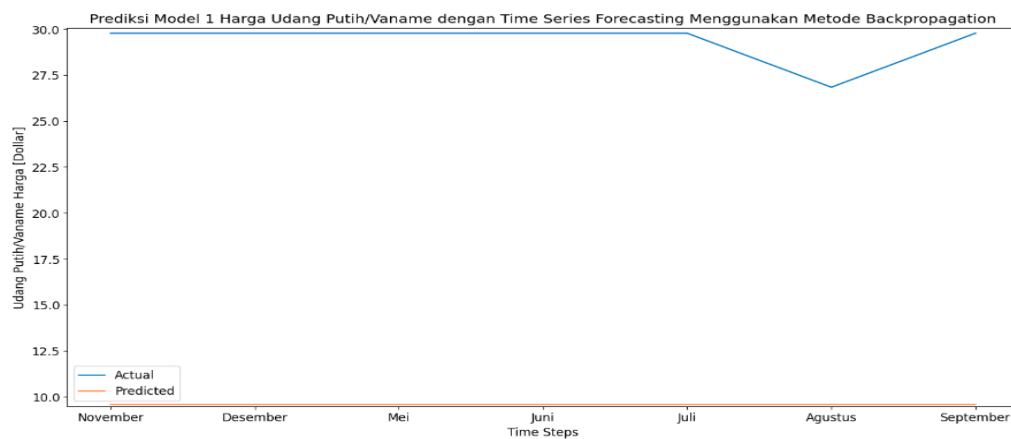


Gambar 4.2 Grafik perbandingan Model A pada Ikan Tawes

Pada gambar 4.2 menunjukkan perbedaan antara data *actual* dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.3 Model A pada Udang Putih

Hasil perhitungan Model A pada Udang Putih menunjukkan nilai MSE sebesar 1.37519, nilai MAPE sebesar *error* 54.38366%. Hasil uji pada Udang Putih memiliki harga 3,833 dengan prediksi sebesar 3,126 menyatakan bahwa model A pada Udang terdapat selisih 0,707. Hasil dari perhitungan ditunjukkan Gambar 4.3

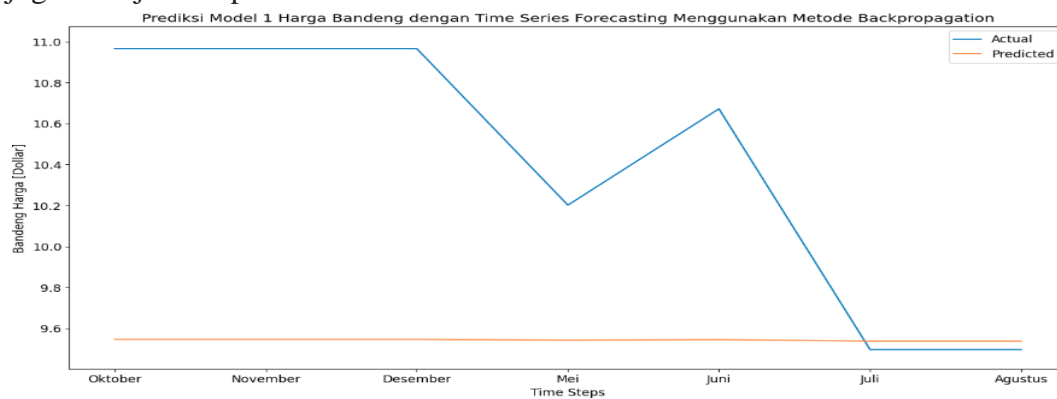


Gambar 4.3 Grafik perbandingan pada Model A pada Udang Putih

Pada gambar 4.3 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.4 Model A pada Ikan Bandeng

Hasil perhitungan Model A pada Ikan Bandeng menunjukkan nilai MSE sebesar 0.07315, nilai MAPE sebesar *error* 4.92556%. Hasil uji pada Ikan Bandeng memiliki harga 0,958 dengan prediksi sebesar 1,015. Selain itu hasil perhitungan juga ditunjukkan pada Gambar 4.4.



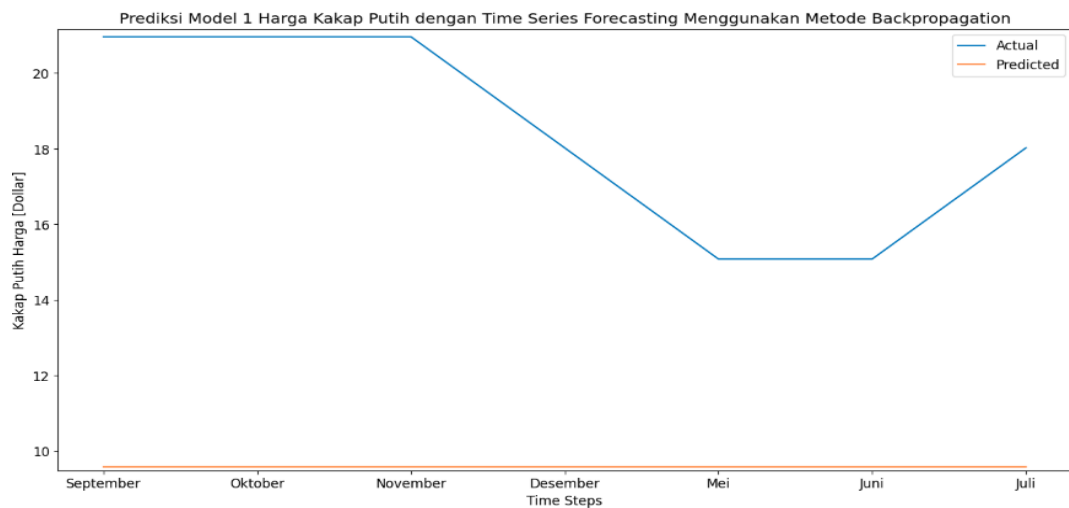
Gambar 4.4 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Bandeng

Pada gambar 4.4 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.5 Model A pada Kakap Putih

Hasil perhitungan Model A pada Kakap Putih menunjukkan nilai MSE sebesar 0.63818, nilai MAPE sebesar *error* 34.21677%. Hasil uji pada ikan kakap

putih memiliki harga 1,916 dengan prediksi sebesar 1,940. Selain itu hasil perhitungan juga ditunjukkan sebuah grafik pada gambar 4.5.



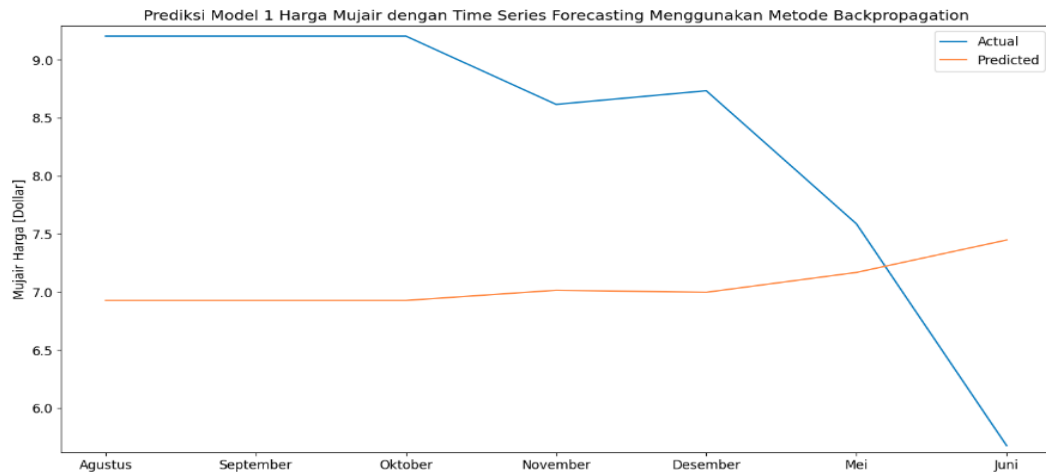
Gambar 4.5 Grafik perbandingan Model A pada Kakap Putih

Pada gambar 4.5 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.6 Model A pada Mujair

Hasil perhitungan Model A pada Mujair menunjukkan nilai MSE sebesar 0.13112, nilai MAPE sebesar *error* 11.60863%. Hasil uji pada ikan mujair memiliki harga 0,575 dengan prediksi sebesar 0,793. Hasil dari perhitungan ditunjukkan pada Gambar 4.6.



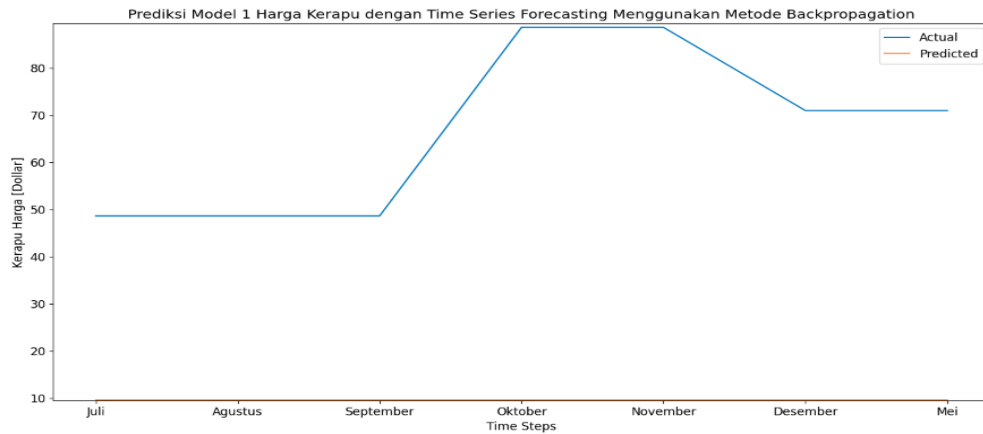


Gambar 4.6 Grafik perbandingan Model A pada Mujair

Pada gambar 4.6 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.7 Model A pada Kerapu

Hasil perhitungan Model A pada Kerapu menunjukkan nilai MSE sebesar 4.11444, nilai MAPE sebesar *error* 76.20148%. Hasil uji pada ikan kerapu memiliki harga 5,111 dengan nilai prediksi sebesar 5,608 menyatakan bahwa pada model ini terdapat selisih harga yang lumayan jauh dari harga asli. Hasil dari perhitungan tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.7.

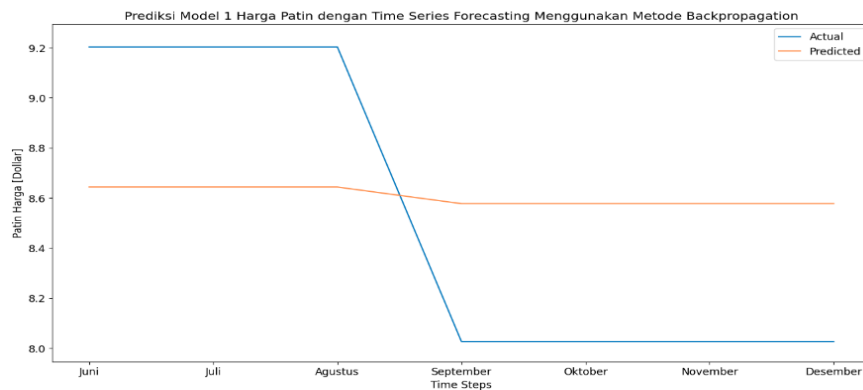


Gambar 4.7 Grafik perbandingan Model A pada Kerapu

Pada gambar 4.7 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.8 Model A pada Patin

Hasil perhitungan Model A pada Patin menunjukkan nilai MSE sebesar 0.03875, nilai MAPE sebesar *error* 3.60380%. Hasil uji pada ikan patin dari harga 0,830 dengan nilai prediksi sebesar 0,952 menyatakan bahwa pada model ini terdapat selisih 0,122. Hasil dari perhitungan tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.8.

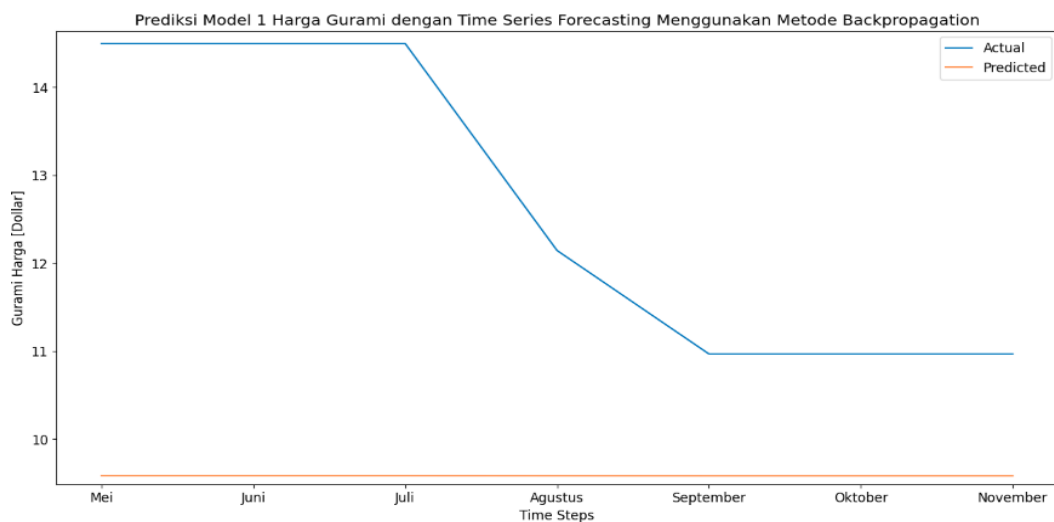


Gambar 4.8 Grafik perbandingan Model A pada Patin

Pada gambar 4.8 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.9 Model A pada Gurami

Hasil perhitungan Model A pada Gurami menunjukkan nilai MSE sebesar 0.24149, nilai MAPE sebesar *error* 15.02135%. Hasil uji pada ikan gurami dari harga 1,150 dengan nilai prediksi sebesar 1,370 menyatakan bahwa pada model ini terdapat selisih harga 19,13%. Hasil perhitungan tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.9.

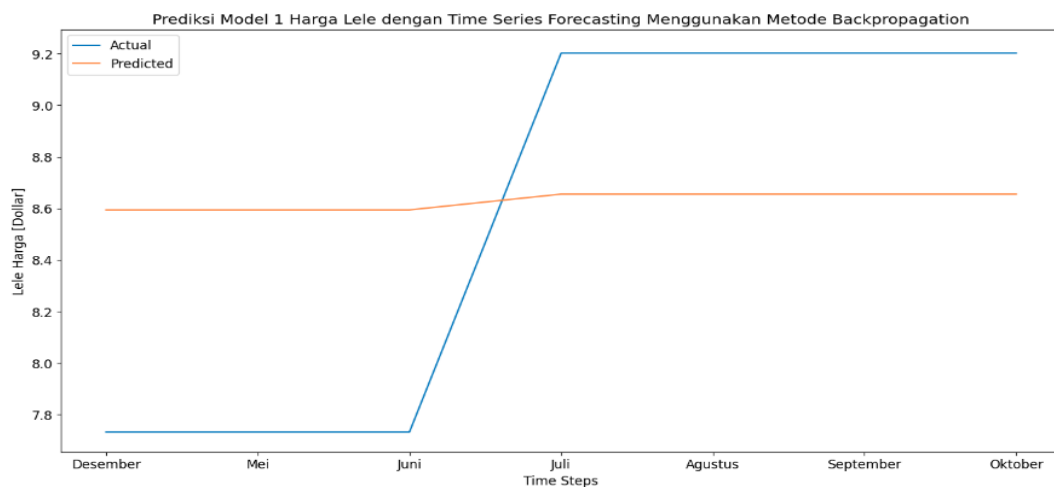


Gambar 4.9 Grafik Perbandingan Model A pada Gurami

Pada gambar 4.9 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.10 Model A pada Ikan lele

Hasil perhitungan Model A pada Ikan lele menunjukkan nilai MSE sebesar 0.04892, nilai MAPE sebesar *error* 4.47395%. Hasil uji pada ikan lele dari harga 0,798 dengan nilai prediksi harga sebesar 0,911 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga 0,113. Hasil perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.10.



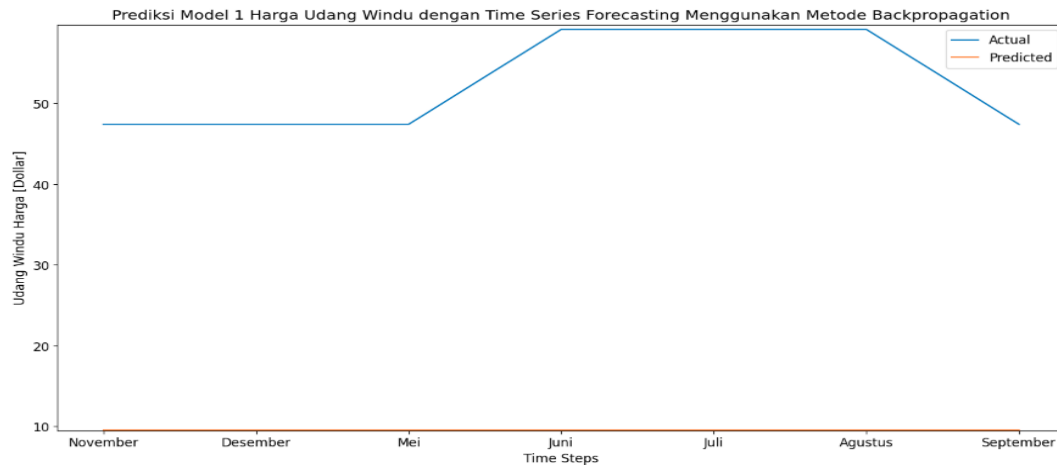
Gambar 4.10 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan lele

Pada gambar 4.10 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.11 Model A pada Udang Windu

Hasil perhitungan Model A pada Udang Windu menunjukkan nilai MSE sebesar 3.00463, nilai MAPE sebesar *error* 71.87207%. Hasil uji pada udang windu dari harga 5,111 dengan nilai prediksi sebesar 5,493 menyatakan bahwa pada

Model ini mengalami kenaikan harga dari harga aslinya. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.11.

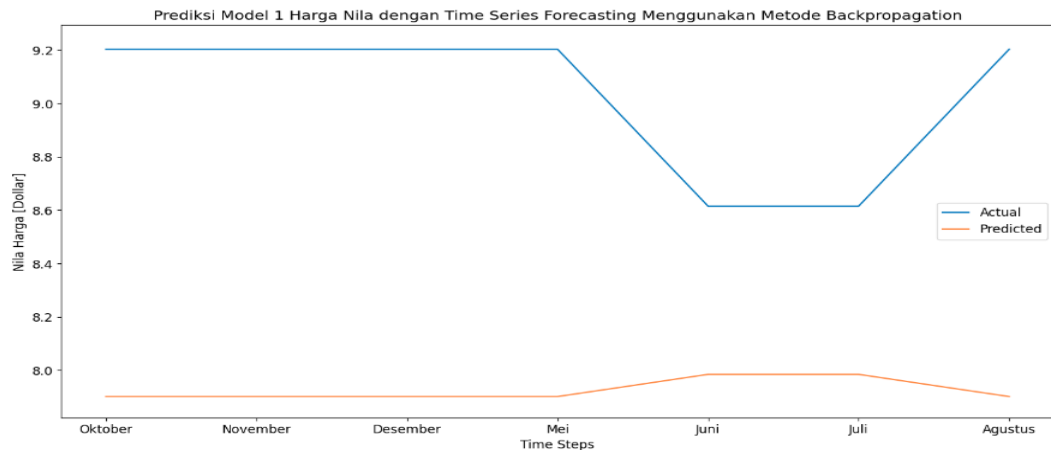


Gambar 4.11 Grafik Perbandingan Model A pada Udang Windu

Pada gambar 4.11 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.1.12 Model A pada Ikan Nila

Hasil perhitungan Model A pada Ikan Nila menunjukkan nilai MSE sebesar 0.08056, nilai MAPE sebesar *error* 6.96287%. Hasil uji pada ikan Nila memiliki harga 0,543 dengan nilai prediksi harga sebesar 0,840 mengalami perbedaan nilai daripada harga aslinya. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Grafik Perbandingan Model A pada Ikan Nila

Pada gambar 4.12 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model A sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

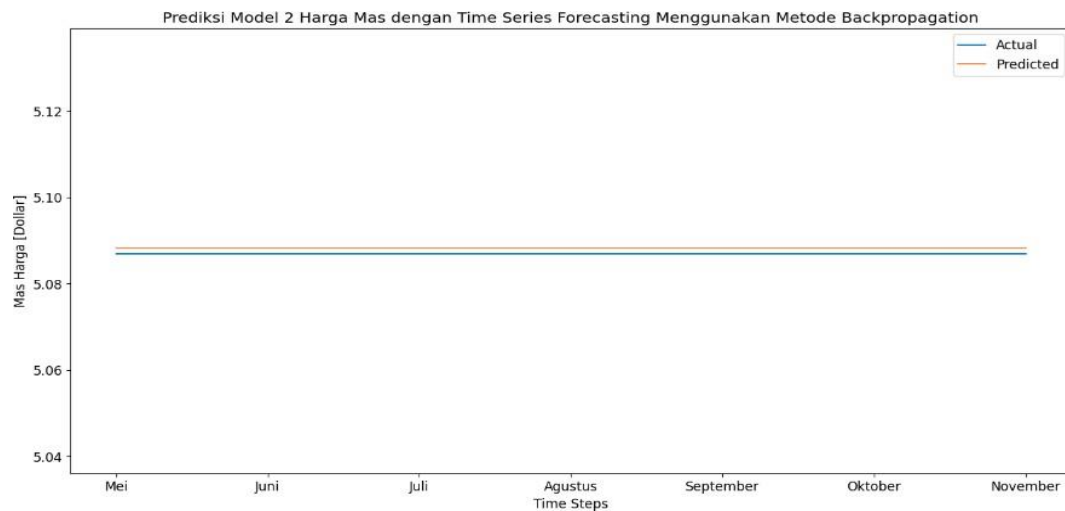
#### 4.2.2 Pengujian Model B

Prediksi model B menggunakan *epoch* atau iterasi sejumlah 3000 dengan 1 *hidden layer* (lapisan tersembunyi) yang mana didalamnya terdapat 4 neuron. Jika sudah mencapai *epoch* atau iterasi ke 3000 maka nilai MSE (*mean square error*) dan MAPE (*mean absolute percentage error*) akan berhenti dengan nilai yang berbeda pada setiap modelnya. Hasil MSE dan MAPE yang terkecil menunjukkan nilai dalam range terkecil 0,023 sampai terbesar 0,384.

##### 4.2.2.1 Model B pada Ikan Mas

Hasil perhitungan Model B pada Ikan Mas menunjukkan nilai MSE sebesar 9.46336, nilai MAPE sebesar *error* 0.01129%. Hasil uji pada ikan Mas memiliki harga 0,511 dengan nilai prediksi harga sebesar 0,534 menyatakan bahwa

pada Model ini harga ikan stabil. Hasil perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.13.

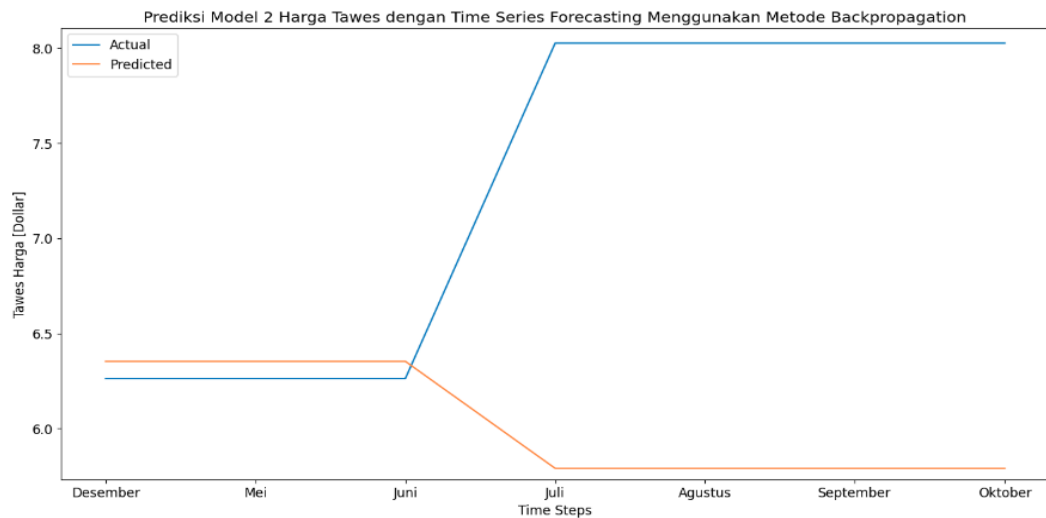


Gambar 4.13 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Mas

Pada gambar 4.13 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.2 Model B pada Ikan Tawes

Hasil perhitungan Model B pada Ikan Tawes menunjukkan nilai MSE sebesar 0.11826, nilai MAPE sebesar *error* 8.77974%. Hasil uji pada ikan Tawes memiliki harga 0,447 dengan nilai prediksi sebesar 0,660 menyatakan bahwa pada model ini terdapat selisih harga 0,213. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.14.



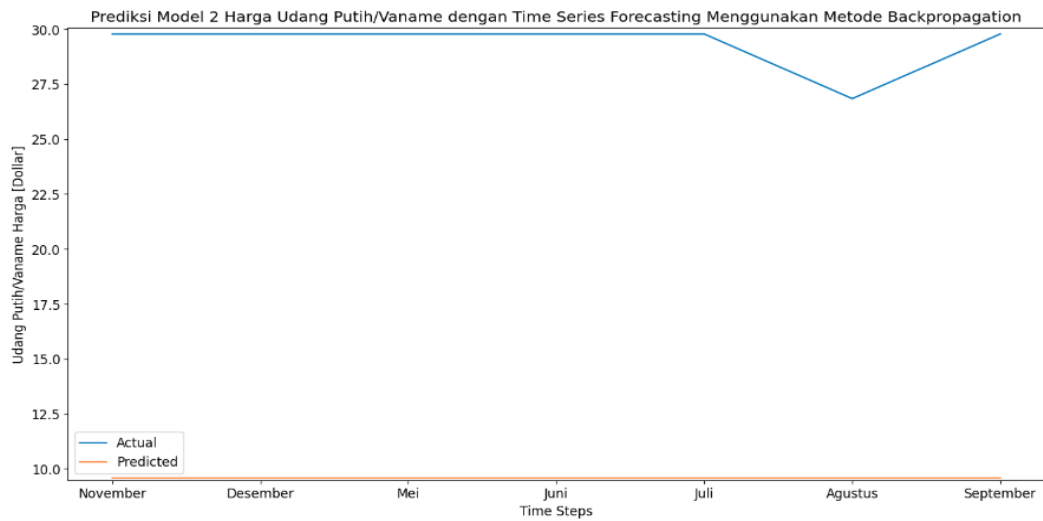
Gambar 4.14 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Tawes

Pada gambar 4.14 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.3 Model B pada Udang Putih

Hasil perhitungan Model B pada Udang Putih menunjukkan nilai MSE sebesar 1.37518, nilai MAPE sebesar *error* 54.38315%. Hasil uji pada udang putih memiliki harga 3,194 dengan nilai prediksi sebesar 3,127 menyatakan bahwa harga asli dengan harga prediksi. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.15.





Gambar 4.15 Grafik Perbandingan Model B pada Udang Putih

Pada gambar 4.15 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.4 Model B pada Ikan Bandeng

Hasil perhitungan Model B pada Ikan Bandeng menunjukkan nilai MSE sebesar 0.07184, nilai MAPE sebesar *error* 4.87778%. Hasil uji pada ikan bandeng memiliki harga 0,958 dengan nilai prediksi sebesar 1,015 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga 0,057. Hasil perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.16.



Gambar 4.16 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Bandeng

Pada gambar 4.16 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.5 Model B pada Kakap Putih

Hasil perhitungan Model B pada Kakap Putih menunjukkan nilai MSE sebesar 0.63815, nilai MAPE sebesar *error* 34.21480%. Hasil uji pada ikan kakap putih memiliki harga 1,916 dengan nilai prediksi sebesar 1,939 yang menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga yang tidak terlalu jauh dari harga asli. Hasil perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.17.

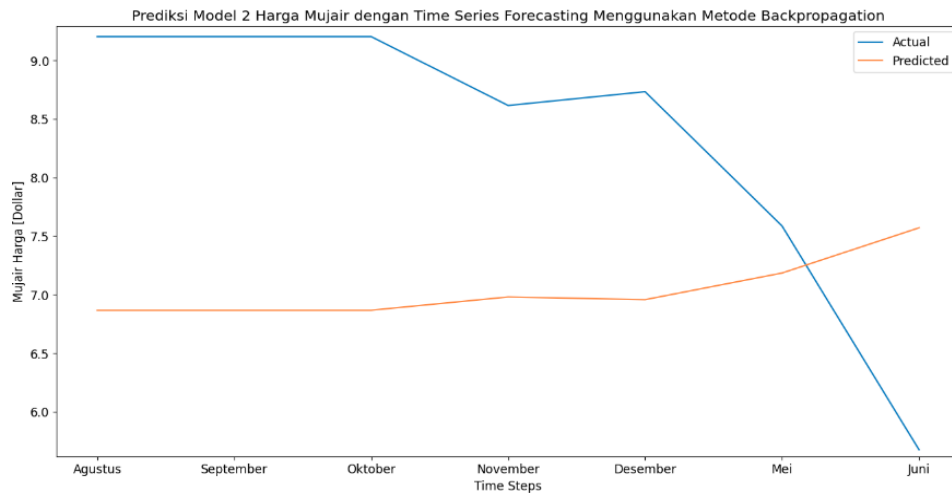


Gambar 4.17 Grafik Perbandingan Model B pada Kakap Putih

Pada gambar 4.17 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.6 Model B pada Mujair

Hasil perhitungan Model B pada Mujair menunjukkan nilai MSE sebesar 0.13366, nilai MAPE sebesar *error* 11.81623%. Hasil uji pada ikan mujair memiliki harga 0,543 dengan nilai prediksi 0,794 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami kenaikan harga yang cukup jauh dari harga asli dengan selisih harga 0,251. Hasil perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.18.

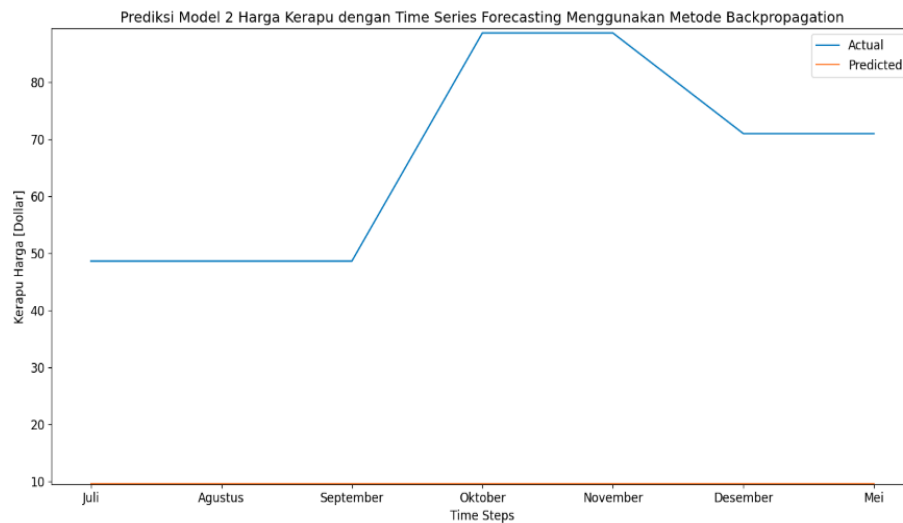


Gambar 4.18 Grafik Perbandingan Model B pada Mujair

Pada gambar 4.18 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.7 Model B pada Kerapu

Hasil perhitungan Model B pada Kerapu menunjukkan nilai MSE sebesar 4.11443, nilai MAPE sebesar *error* 76.20137%. Hasil uji pada ikan kerapu memiliki harga 5,111 dengan nilai prediksi sebesar 5,552 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami kenaikan harga yang berbeda dari harga normal. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.19.

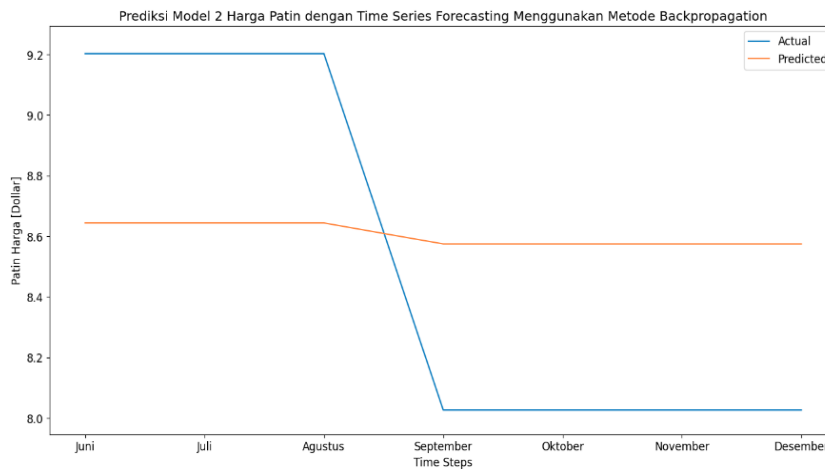


Gambar 4.19 Grafik Perbandingan Model B pada Kerapu

Pada gambar 4.19 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.8 Model B pada Patin

Hasil perhitungan Model B pada Patin menunjukkan nilai MSE sebesar 4.11443, nilai MAPE sebesar *error* 76.20137%. Hasil uji pada ikan patin memiliki harga 0,830 dengan nilai prediksi sebesar 0,950 menyatakan bahwa pada model ini mengalami kenaikan harga yang berbeda dengan harga asli. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.20.

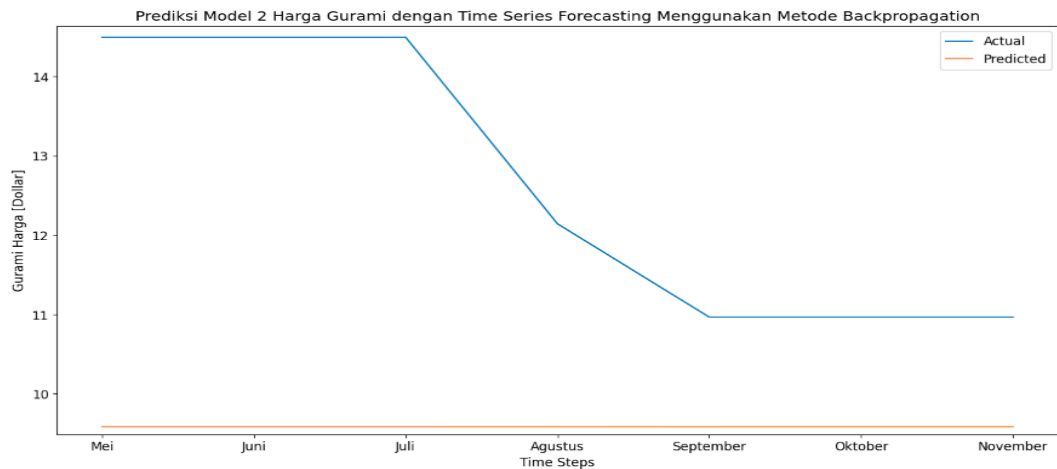


Gambar 4.20 Grafik Perbandingan Model B pada Patin

Pada gambar 4.20 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.9 Model B pada Gurami

Hasil perhitungan Model B pada Gurami menunjukkan nilai MSE sebesar 0.24141, nilai MAPE sebesar *error* 15.01353%. Hasil uji pada ikan gurami memiliki harga 1,501 dengan nilai prediksi sebesar 1,367 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami penurunan harga. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.21.

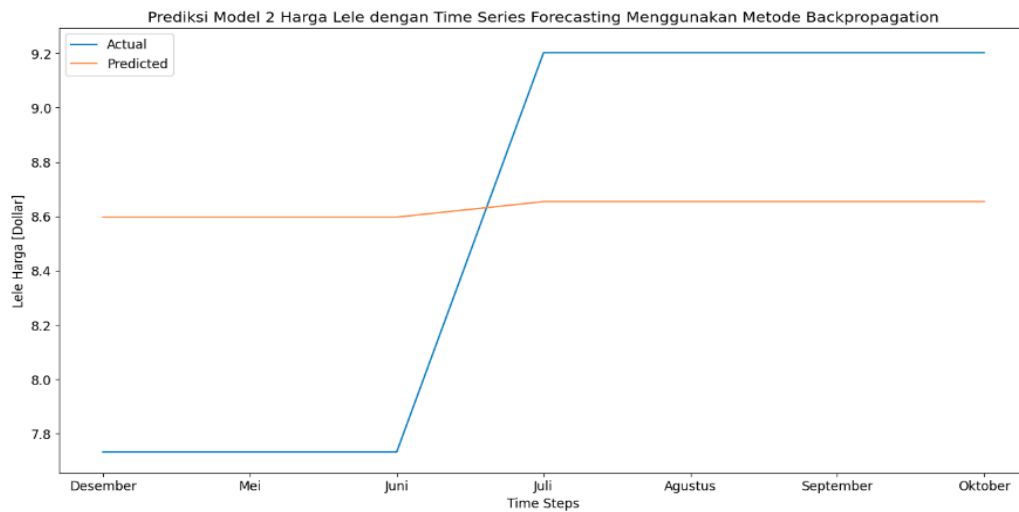


Gambar 4.21 Grafik Perbandingan Model B pada Gurami

Pada gambar 4.21 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.10 Model B pada Ikan lele

Hasil perhitungan Model B pada Ikan lele menunjukkan nilai MSE sebesar 0.04866, nilai MAPE sebesar *error* 4.45119%. Hasil uji pada ikan lele memiliki harga 0,798 dengan nilai prediksi harga 0,914 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami kenaikan harga dengan selisih harga 0,116. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.22.



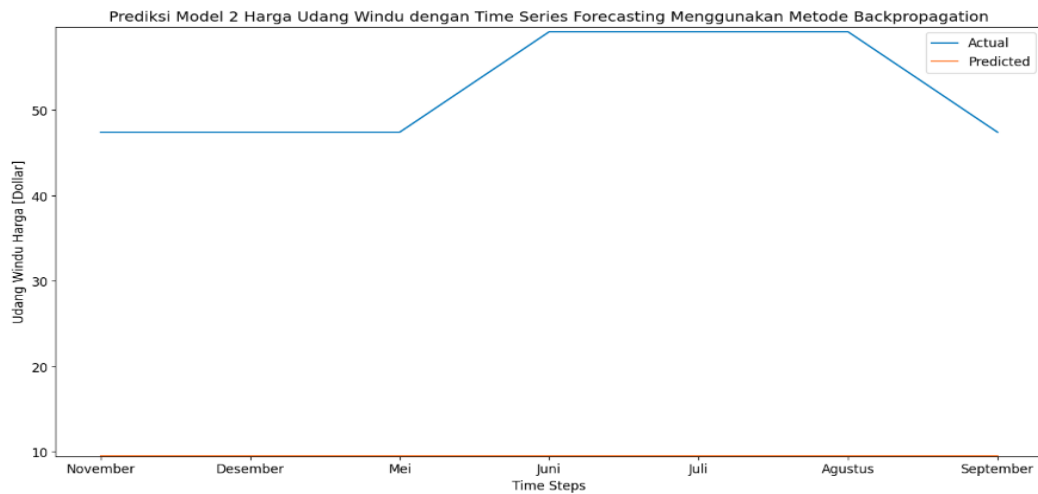
Gambar 4.22 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan lele

Pada gambar 4.22 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.11 Model B pada Udang Windu

Hasil perhitungan Model B pada Udang Windu menunjukkan nilai MSE sebesar 3.00462, nilai MAPE sebesar *error* 71.87197. Hasil uji pada udang windu memiliki harga 5,111 dengan nilai prediksi harga 5,336 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga yang sedikit jauh berbeda daripada harga asli dengan selisih nilai 0,225. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.23.



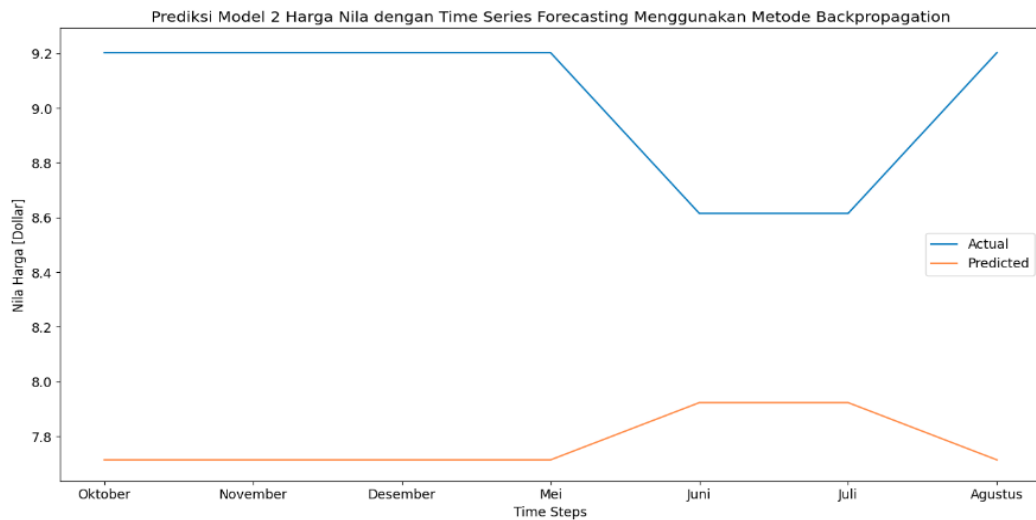


Gambar 4.23 Grafik Perbandingan Model B pada Udang Windu

Pada gambar 4.23 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.2.12 Model B pada Ikan Nila

Hasil perhitungan Model B pada Ikan Nila menunjukkan nilai MSE sebesar 0.09150, nilai MAPE sebesar error 7.86705%. Hasil uji pada ikan Nila memiliki harga 0,543 dengan nilai prediksi sebesar 0,849 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami kenaikan harga dengan selisih 0,306. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.24.



Gambar 4.24 Grafik Perbandingan Model B pada Ikan Nila

Pada gambar 4.24 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model B sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

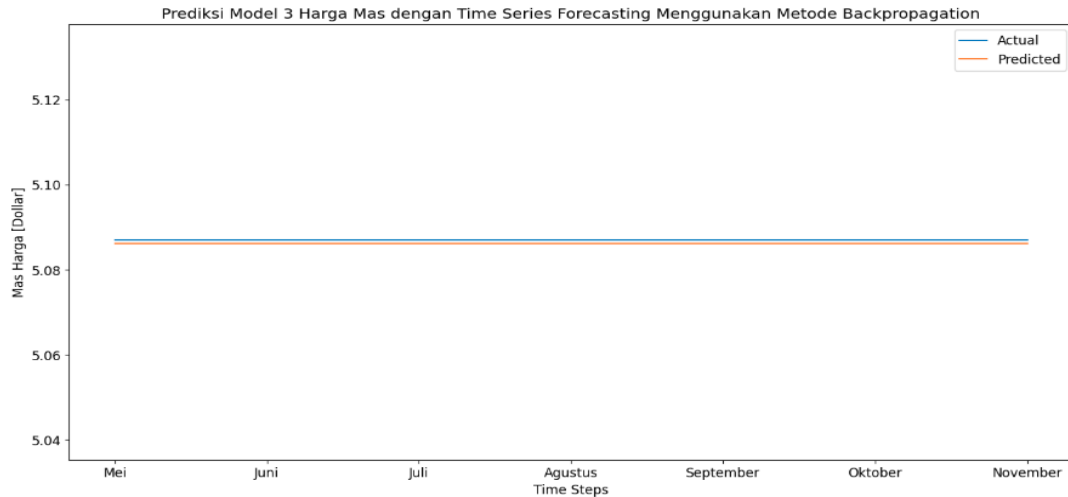
### 4.2.3 Pengujian Model C

Prediksi model C menggunakan *epoch* atau iterasi sejumlah 5000 dengan 1 *hidden layer* (lapisan tersembunyi) yang mana didalamnya terdapat 4 neuron. Jika sudah mencapai *epoch* atau iterasi ke 5000 maka nilai MSE (*mean square error*) dan MAPE (*mean absolute percentage error*) akan berhenti dengan nilai yang berbeda pada setiap modelnya. Hasil MSE dan MAPE yang terkecil menunjukkan nilai dalam range terkecil 0,022 sampai terbesar 0,372.

#### 4.2.3.1 Model C pada Ikan Mas

Hasil perhitungan Model C pada Ikan Mas menunjukkan nilai MSE sebesar 9.51915, nilai MAPE sebesar *error* 0.01136%. Hasil uji pada ikan mas memiliki harga 0,511 dengan nilai prediksi sebesar 0,533 menyatakan bahwa pada

model ini tidak terlalu jauh dari harga asli yang berarti harga ikan ini stabil. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.25.

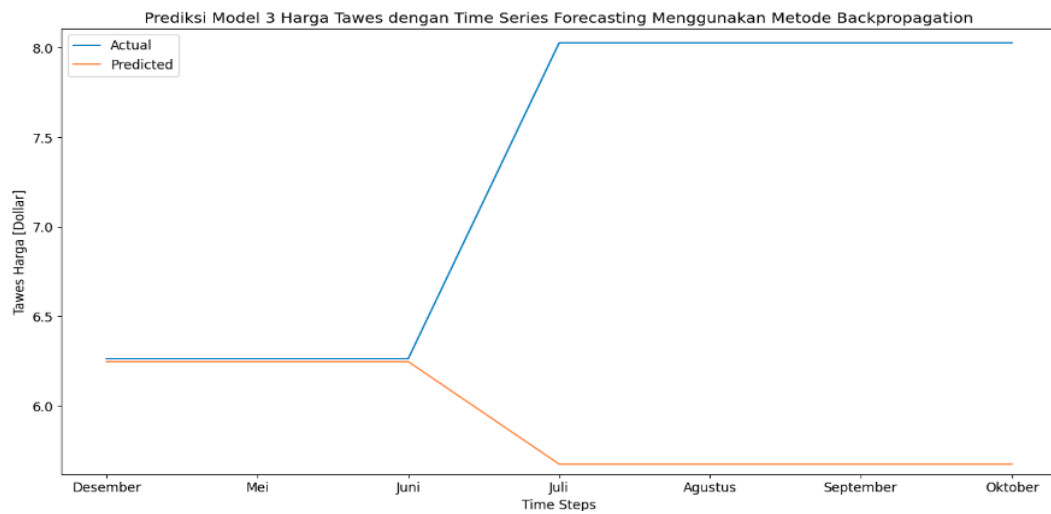


Gambar 4.25 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Mas

Pada gambar 4.25 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.2 Model C pada Ikan Tawes

Hasil perhitungan Model C pada Ikan Tawes menunjukkan nilai MSE sebesar 0.12384, nilai MAPE sebesar *error* 9.11791%. Hasil uji pada ikan tawes memiliki harga 0,447 dengan nilai prediksi sebesar 0,658 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami kenaikan harga dari harga asli dengan selisih 0,211. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.26.

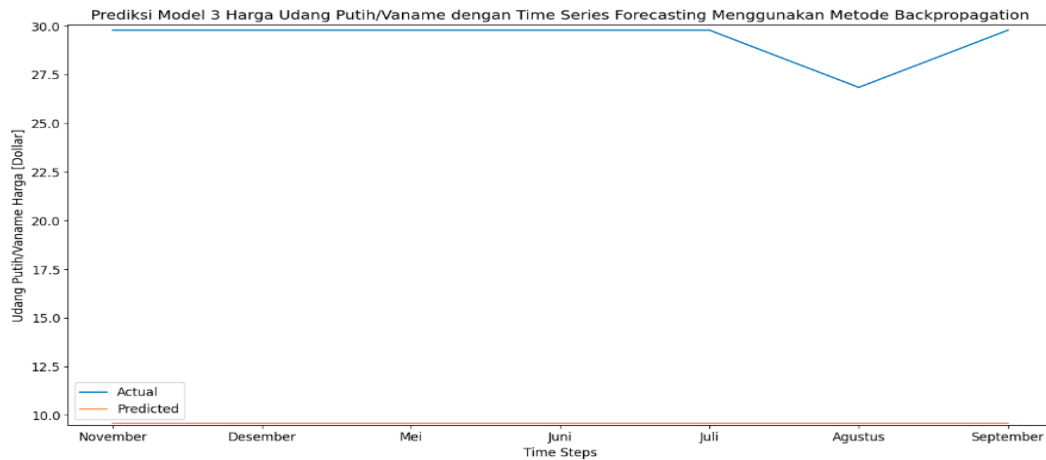


Gambar 4.26 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Tawes

Pada gambar 4.26 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.3 Model C pada Udang Putih

Hasil perhitungan Model C pada Udang Putih menunjukkan nilai MSE sebesar 1.37518, nilai MAPE sebesar *error* 54.38305%. Hasil uji pada udang putih memiliki harga 3,194 dengan nilai prediksi sebesar 3,132 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami sedikit penurunan dari harga asli dengan selisih 0,062. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.27.

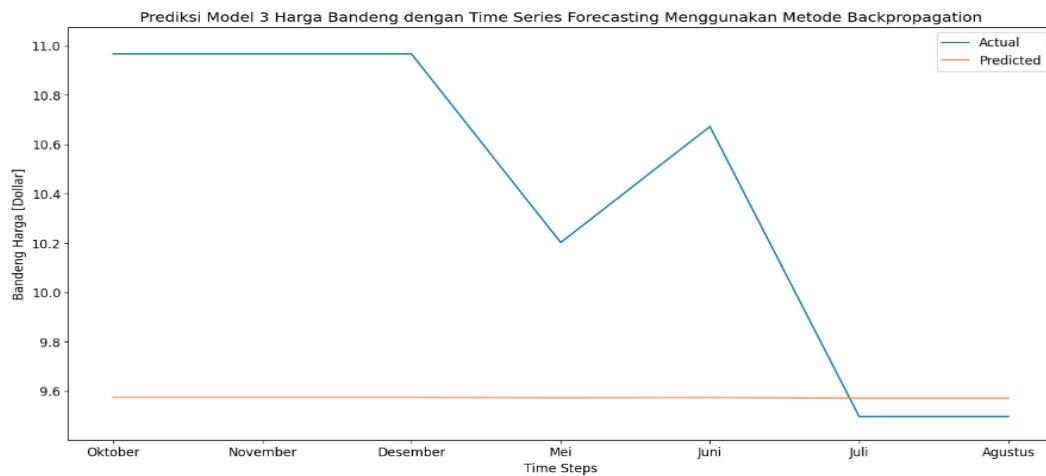


Gambar 4.27 Grafik Perbandingan Model C pada Udang Putih

Pada gambar 4.27 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.4 Model C pada Ikan Bandeng

Hasil perhitungan Model C pada Ikan Bandeng menunjukkan nilai MSE sebesar 0.07153, nilai MAPE sebesar *error* 4.86646%. Hasil uji pada ikan bandeng memiliki harga 0.958 dengan nilai prediksi sebesar 1,015 menyatakan bahwa pada model ini mengalami kenaikan dengan selisih harga 0,057. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.28.

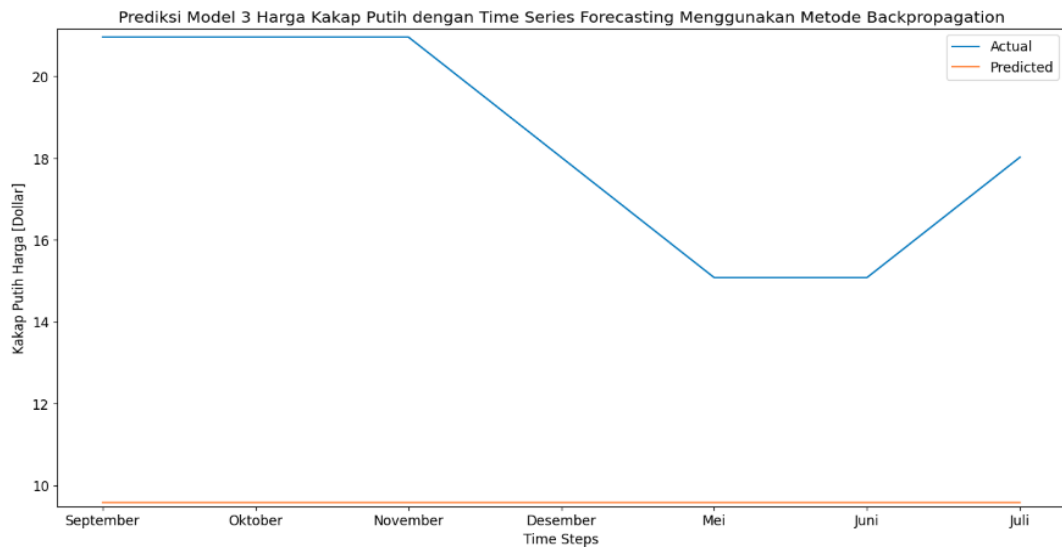


Gambar 4.28 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Bandeng

Pada gambar 4.28 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.5 Model C pada Kakap Putih

Hasil perhitungan Model C pada Kakap Putih menunjukkan nilai MSE sebesar 0.63814, nilai MAPE sebesar *error* 34.21441%. Hasil uji pada kakap putih memiliki harga 1,916 dengan nilai prediksi sebesar 1,940 menyatakan bahwa pada model ini mengalami perbedaan yang tidak terlalu jauh dari harga asli. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.29.

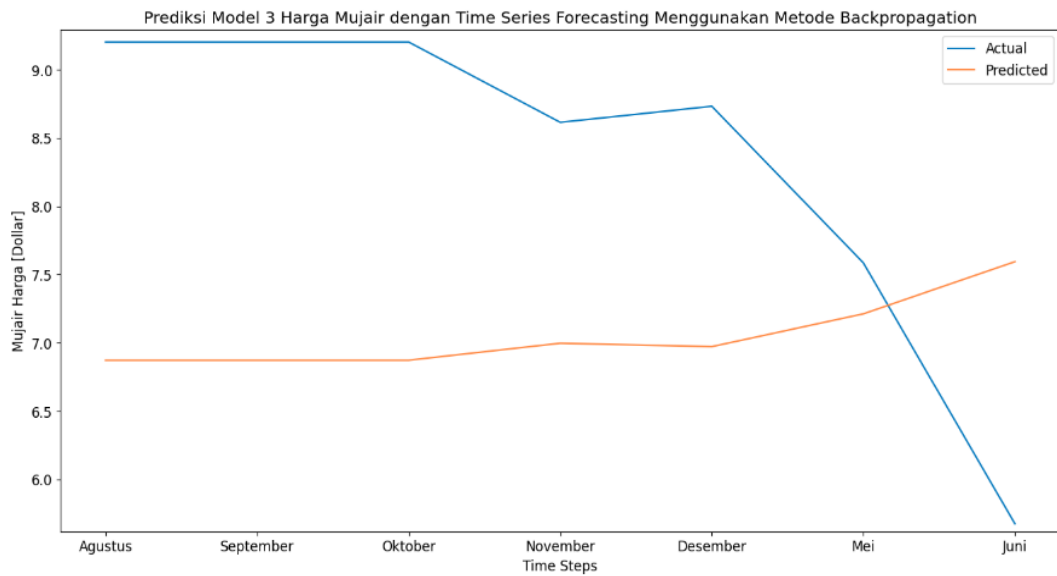


Gambar 4.29 Grafik Perbandingan Model C pada Kakap Putih

Pada gambar 4.29 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.6 Model C pada Mujair

Hasil perhitungan Model C pada Mujair menunjukkan nilai MSE sebesar 0.13345, nilai MAPE sebesar *error* 11.79586%. Hasil uji pada ikan mujair memiliki harga 0,543 dengan nilai prediksi sebesar 0,794 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga 0,251. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.30.



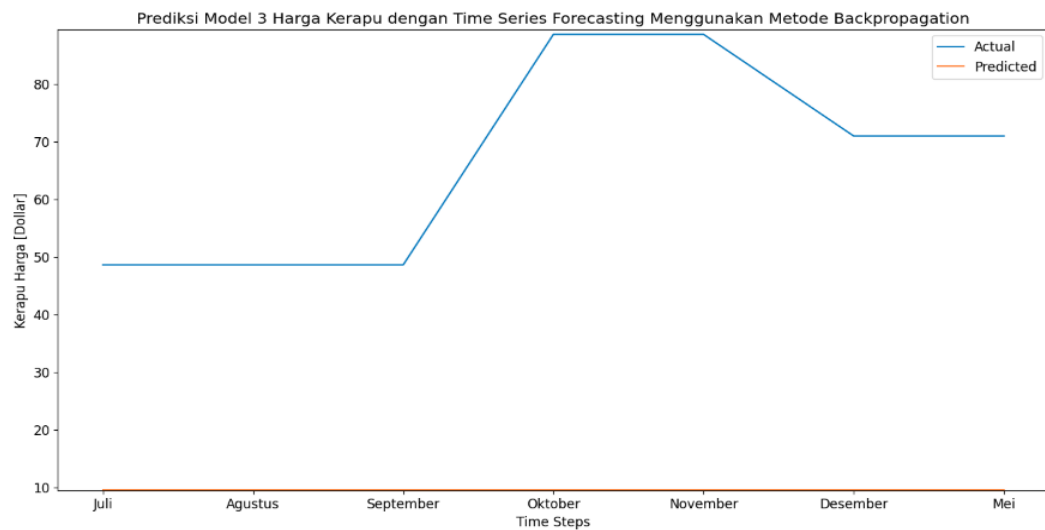
Gambar 4.30 Grafik Perbandingan Model C pada Mujair

Pada gambar 4.30 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.7 Model C pada Kerapu

Hasil perhitungan Model C pada Kerapu menunjukkan nilai MSE sebesar 4.11443, nilai MAPE sebesar *error* 76.20138%. Hasil uji pada ikan kerapu memiliki harga 5,111 dengan nilai prediksi sebesar 5,608 menyatakan bahwa pada Model ini memiliki perbedaan pada harga asli. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.31.



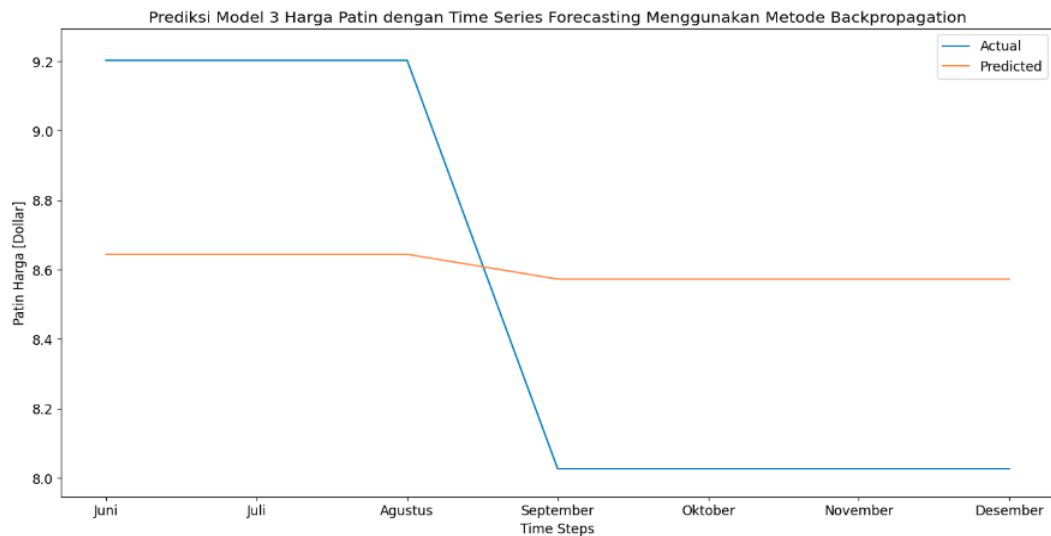


Gambar 4.31 Grafik Perbandingan Model C pada Kerapu

Pada gambar 4.31 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.8 Model C pada Patin

Hasil perhitungan Model C pada Patin menunjukkan nilai MSE sebesar 0.03829, nilai MAPE sebesar *error* 3.55955%. Hasil uji pada ikan patin memiliki harga 0,830 dengan nilai prediksi 0,950 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga yang tidak terlalu dengan harga asli. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.32.

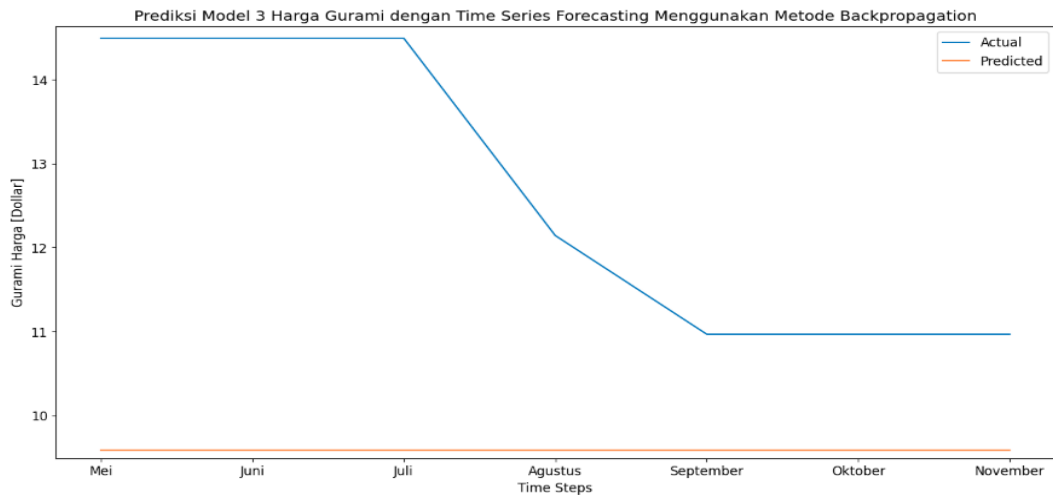


Gambar 4.32 Grafik Perbandingan Model C pada Patin

Pada gambar 4.32 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.9 Model C pada Gurami

Hasil perhitungan Model C pada Gurami menunjukkan nilai MSE sebesar 0.24140, nilai MAPE sebesar *error* 15.01200%. Hasil uji pada ikan gurami memiliki harga 1,501 dengan nilai prediksi sebesar 1,369 menyatakan bahwa pada Model ini mengalami penurunan harga dengan selisih harga 0,132. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.33.

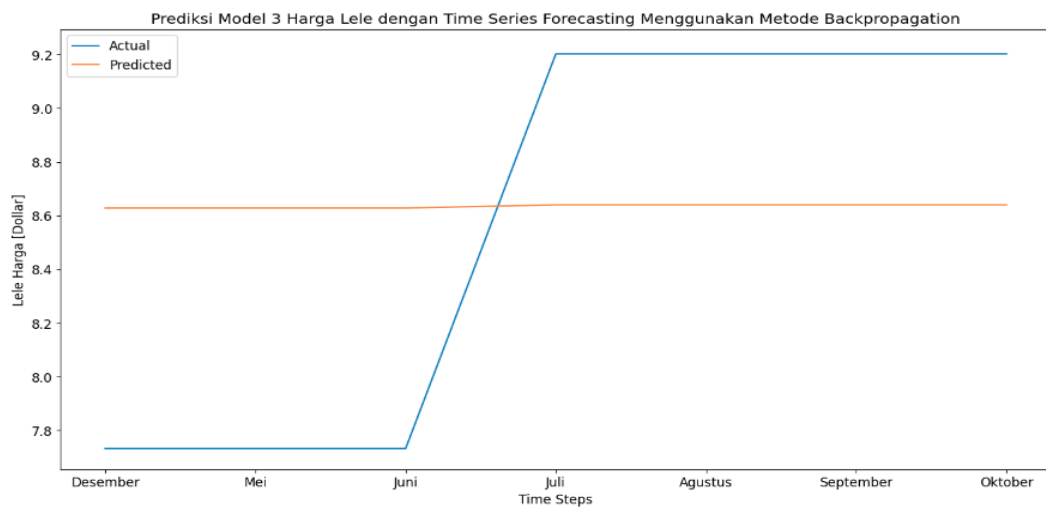


Gambar 4.33 Grafik Perbandingan Model C pada Gurami

Pada gambar 4.33 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.10 Model C pada Ikan lele

Hasil perhitungan Model C pada Ikan lele menunjukkan nilai MSE sebesar 0.04872, nilai MAPE sebesar *error* 4.45571%. Hasil uji pada ikan lele memiliki harga 0,798 dengan nilai prediksi sebesar 0,911 menyatakan bahwa pada model ini kenaikan harga dengan selisih 0,113. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.34.

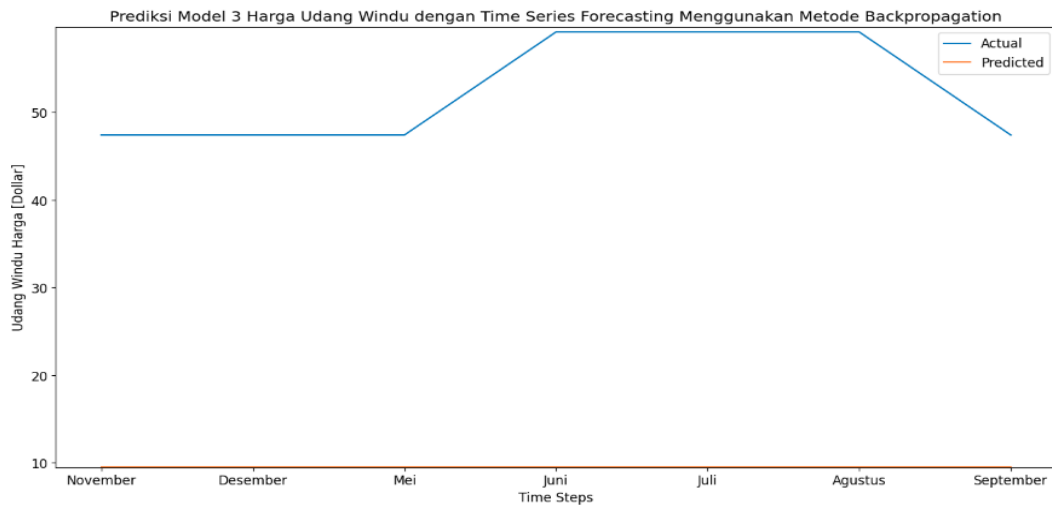


Gambar 4.34 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan lele

Pada gambar 4.34 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

#### 4.2.3.11 Model C pada Udang Windu

Hasil perhitungan Model C pada Udang Windu menunjukkan nilai MSE sebesar 3.00462, nilai MAPE sebesar *error* 71.87196. Hasil uji pada udang windu memiliki harga 5,111 dengan nilai prediksi sebesar 5,248 menyatakan bahwa pada Model ini terdapat selisih harga 0,137 dengan kenaikan harga yang tidak terlalu jauh dari harga asli. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 4.35.

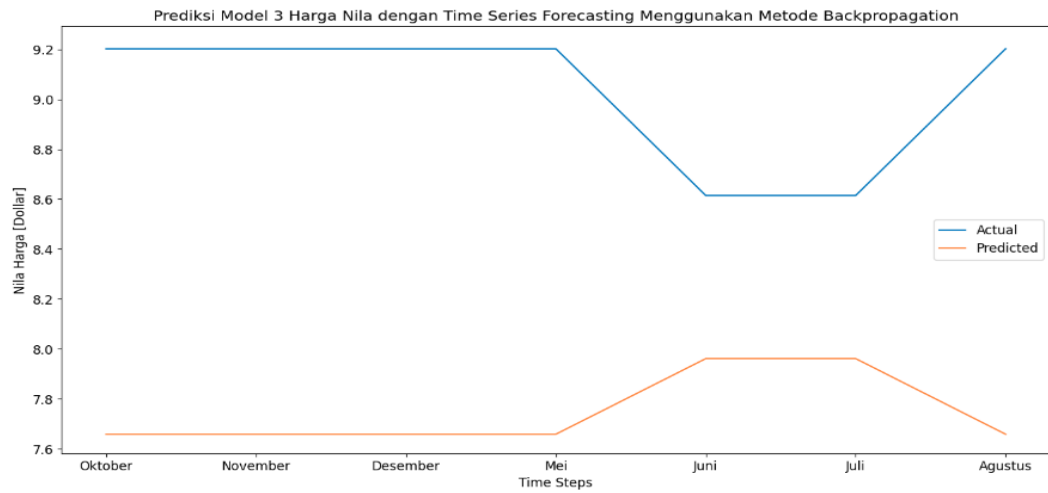


Gambar 4.35 Grafik Perbandingan Model C pada Udang Windu

Pada gambar 4.35 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki.

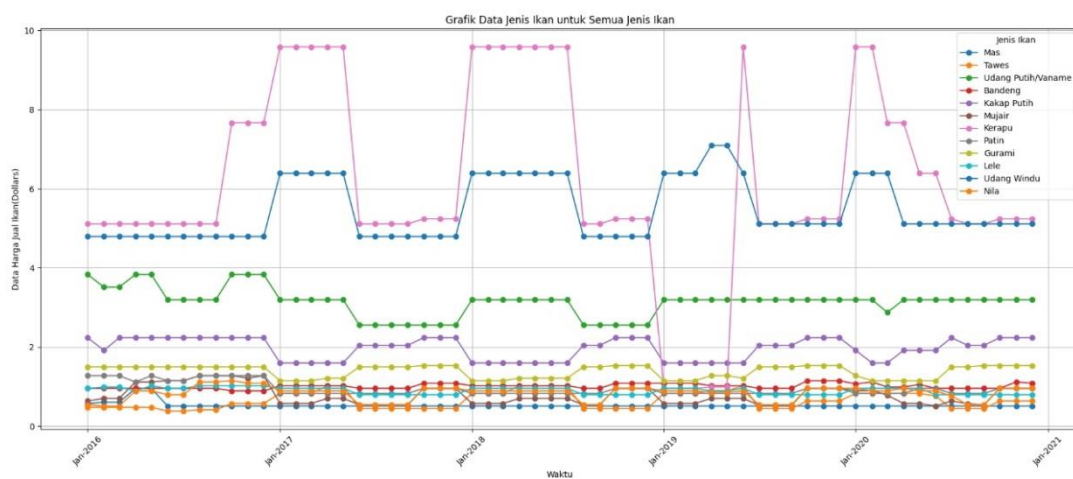
#### 4.2.2.13 Model C pada Ikan Nila

Hasil perhitungan Model C pada Ikan Nila menunjukkan nilai MSE sebesar 0.09280, nilai MAPE sebesar *error* 7.96563%. Hasil uji pada ikan nila memiliki harga 0,543 dengan nilai prediksi sebesar 0,854 yang menyatakan bahwa pada Model ini mengalami kenaikan harga dengan selisih 0,311. Hasil dari perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada pada Gambar 4.36.



Gambar 4.36 Grafik Perbandingan Model C pada Ikan Nila

Pada gambar 4.36 menunjukkan perbedaan antara data actual dan prediksi berdasarkan data asli dan hasil prediksi harga ikan. Data dibagi menjadi beberapa jenis Model C sehingga data yang ada berjumlah 200 data dari keseluruhan data yang dimiliki. Adapun pada proses pengujian menggunakan 3 model yang berdasarkan 12 jenis ikan terdapat gambar yang dihasilkan sebuah grafik pada Gambar 4.37.



Gambar 4.37 Grafik Data Semua Jenis Ikan

Berdasarkan proses prediksi model yang dilakukan diperoleh grafik tersebut sesuai dengan masing-masing jenis ikan yang ada, jenis ikan yang mengalami penurunan dan kenaikan harga yang tidak stabil diantaranya : ikan mas, ikan kerapu, udang putih/vaname, dan ikan kakap putih. Sedangkan, jenis ikan yang mengalami penurunan dan kenaikan harga yang stabil diantaranya : ikan gurami, ikan patin, ikan bandeng, ikan nila, ikan tawes, ikan mujair, ikan lele, dan udang windu.

#### 4.2.4 Hasil Model

Berdasarkan hasil prediksi model model A sampai model C maka diperoleh perbandingan rata-rata perhitungan MSE, MAPE, berdasarkan jenis ikan seperti pada tabel 4.1

**Tabel 4.1** Hasil MSE data testing

Jenis Ikan	Model A		Model B		Model C	
	MSE	MAPE	MSE	MAPE	MSE	MAPE
Ikan mas	0.0003093 966867101 505	0.0369289 522420891 %	9.463361 6796513 39e-05	0.011295 2738839 39595%	9.5191522 21282301e -05	0.0113618 643270809 66%
Tawes	0.0981350 485916038 8	8.0445311 99312534 %	0.118262 7306332 801	8.779746 9952089 44%	0.1238466 784003123 1	9.1179163 17796064 %
Udang Putih /Vaname	1.3751968 622330337	54.383666 680342245 %	1.375184 0941541 142	54.38315 7535254 625%	1.3751814 089475873	54.383050 549096346 %
Bandeng	0.0731575 005423603 7	4.9255644 747977625 %	0.071847 6878469 9733	4.877783 5661930 19%	0.0715325 680443022 3	4.8664666 46645281 %
Kakap Putih	0.6381833 066826312	34.216775 66544648 %	0.638153 3308285 801	34.21480 6759538 696%	0.6381472 890892799	34.214410 727694464 %

Lanjutan Tabel 4.1

Jenis Ikan	Model A		Model B		Model C	
	MSE	MAPE	MSE	MAPE	MSE	MAPE
Mujair	0.1311298 312861670 6	11.608633 076043466 %	0.1336619 32112351 64	11.81623694 1545876%	0.1334541 557184318 6	11.79586251 540666%
Kerapu	4.1144408 44752556	76.201480 9048764%	4.1144359 74155813	76.20137434 31148%	4.1144364 59377727	76.20138468 28991%
Patin	0.0387561 208841329 4	3.6038095 924265523 %	0.0384788 78649652 146	3.576880610 3962776%	0.0382992 920874154 5	3.559556639 861193%
Gurami	0.2414950 716578012 4	15.021356 524691962 %	0.2414168 75323371 92	15.01353898 0601982%	0.2414016 561655146	15.01200176 1908463%
Ikan Lele	0.0489224 623424269 96	4.4739550 62278288 %	0.0486689 26485777 655	4.451199940 303001%	0.0487205 167202085 4	4.455716738 7004935%
Udang Windu	3.0046316 890255262	71.872077 31469492 %	3.0046275 76564058	71.87197511 97694%	3.0046272 811503796	71.87196753 280242%
Nila	0.0805657 193736361 7	6.9628787 01395453 %	0.0915031 87081150 06	7.867057030 54776%	0.0928091 829459265 6	7.965638969 709081%

Berdasarkan tabel 4.1 diperoleh hasil perhitungan MSE, MAPE, dan pada masing-masing percobaan. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa MSE terbaik atau paling kecil dihasilkan oleh model A pada keseluruhan semua jenis ikan diperoleh pada ikan mas dengan nilai sebesar 0.0003, lalu MAPE terbaik atau terkecil dihasilkan oleh model A dengan nilai sebesar 0.0369%. model A merupakan pemodelan paling baik berdasarkan hasil *error* MSE dan MAPE. Sistem dapat dijadikan acuan untuk melihat prediksi harga jual ikan periode selanjutnya berdasarkan data harga jual ikan beberapa tahun kedepan. Harga ikan yang sering kali mengalami naik turun mengakibatkan ketidakstabilan harga ikan yang membuat resah para nelayan dan para pedagang ikan.



Harga jual ikan ditetapkan oleh pemerintah setiap bulannya memperhatikan beberapa aspek yang mempengaruhi kenaikan atau penurunan harga. Salah satunya yaitu keadaan cuaca buruk yang berlangsung serta pendapatan harga ikan impor dan ekspor. Tidak hanya itu, kualitas atau kelayakan ikan juga mempengaruhi dalam pendapatan harga. Apabila telah tiba masa panennya maka kualitas ikan cenderung baik dan harga stabil, tetapi ketika tidak musim maka bisa mengalami kenaikan harga meskipun dengan kualitas ikan yang sama. Sebagaimana yang terdapat dalam hadits Anas bin Malik, disebutkan Rasulullah Saw bersabda:

إِنَّ اللَّهَ هُوَ الْمُسَعِّرُ الْقَابِضُ الْبَاسِطُ الرَّازِقُ وَإِنِّي لأرجو أن ألقى الله وليس أحد منكم يطأيني بمظلمة في دم ولا مال

*“Sesungguhnya Allah-lah yang mematok harga, yang menyempitkan dan melapangkan rezeki dan saya sungguh berharap untuk bertemu Allah dalam kondisi tidak seorang pun dari kalian yang menuntut kepadaku dengan suatu kedzaliman pun dalam darah dan harta”.(HR.Abu Daud [3451] dan Ibnu Majah [2200])*

Hadist tersebut menggambarkan prinsip-prinsip kebijakan ekonomi islam yang menekankan bahwa penetapan harga dan kelapangan rezeki adalah urusan Allah. Rasulullah Saw. Menegaskan bahwa hanya Allah yang mematok harga dan mengatus kelapangan rezeki. Pernyataan tersebut menunjukkan bahwa prediksi harga dan situasi ekonomi seharusnya dipahami sebagai bagian dari takdir Allah. Dalam konteks prediksi harga, hadist ini mengajarkan kepada umat islam untuk tidak terlalu terikat pada kekhawatiran dan spekulasi terhadap perubahan harga. Penetapan harga dianggap sebagai bagian dari ketentuan Allah, dan karenanya, individu seharusnya berserah diri kepada kebijaksanaan-Nya. Meskipun

hadist ini tidak secara langsung menyebutkan prediksi harga, pesan yang terkandung di dalamnya dapat dihubungkan dengan pendekatan sikap pasrah dan kehati-hatian dalam menyikapi fluktuasi harga dan keadaan ekonomi. Islam mengajarkan agar umatnya tetap adil dan tidak mendzalimi dalam transaksi ekonomi, serta bersikap bijak dan sabar dalam menghadapi perubahan ekonomi yang mungkin terjadi.

Prediksi harga ikan memungkinkan nelayan untuk bisa melakukan antisipasi serta memutuskan apa yang akan dilakukan pada musim berikutnya. Sehingga apa yang dikerjakan tidak dirasa sia-sia apabila harga jual ikan mengalami penurunan. Dalam hadits riwayat Muslim yang berbunyi:

عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ عَنِ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ قَالَ مَنْ يَسَّرَ عَلَيَّ مُعْسِرٍ ، يَسَّرَ اللَّهُ عَلَيْهِ فِي الدُّنْيَا  
وَالْآخِرَةِ ۝

*Dari Abu Hurairah Radhiyallahu anhu , Nabi Shallallahu 'alaihi wa sallam bersabda, "Barangsiapa memudahkan (urusan) orang yang kesulitan, maka Allah Azza wa Jalla memudahkan baginya (dari kesulitan) di dunia dan akhirat." (HR Muslim)*

Hadits di atas merupakan salah satu hadits yang menggaris bawahi pentingnya membantu orang lain, terutama dalam menghadapi kesulitan. Hadits ini mengajarkan bahwa jika seseorang memudahkan urusan atau memberikan bantuan kepada orang yang sedang mengalami kesulitan, maka Allah akan memberikan kemudahan baginya dalam urusan dunia dan akhirat. Hadits ini mengandung pesan moral yang penting dalam Islam tentang kebaikan, belas kasihan, dan empati terhadap sesama. Menolong orang lain, terutama saat mereka sedang mengalami kesulitan atau kesulitan dalam urusan mereka, merupakan tindakan yang sangat

dianjurkan dalam ajaran Islam. Allah mengetahui dan menghargai niat baik serta usaha seseorang dalam membantu orang lain. Ketika seseorang memutuskan untuk memudahkan keadaan orang lain, maka Allah akan membalas kebaikan tersebut dengan memberikan kemudahan dalam kehidupan dunia dan di akhirat kelak.

Di dalam Al-Qur'an, terdapat beberapa ayat yang memberikan petunjuk tentang memperhatikan perbuatan dengan kesadaran terhadap akibatnya dimasa depan. Salah satu ayat yang relevan adalah Surah Al-Hasyr (59:18) yang berbunyi:

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا اتَّقُوا اللَّهَ وَانظُرُوا نَفْسَ مَا قَدَّمْتُمْ لِغَدٍ وَاتَّقُوا اللَّهَ ۚ إِنَّ اللَّهَ خَبِيرٌ بِمَا تَعْمَلُونَ

*“Wahai orang-orang yang beriman, bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap orang memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok (akhirat). Bertakwalah kepada Allah. Sesungguhnya Allah Mahateliti terhadap apa yang kamu kerjakan. (QS. Al-Hasyr : 59/18)*

Menurut tafsir Ibnu Katsir ayat ini mengajarkan tentang pentingnya memperhatikan amal perbuatan dengan kesadaran terhadap masa depan, ayat ini mengajak setiap jiwa (individu) untuk merenungkan apa yang telah dikerjakannya untuk hari esok. Ini mencakup perenungan terhadap amal perbuatan baik dan buruk yang telah dilakukan, kesadaran akan konsekuensi dari perbuatan tersebut diakhirat. Kesadaran akan Allah dan taqwa harus memandu setiap tindakan dan keputusan termasuk perencanaan dan masa depan. Perencanaan yang matang perlu sangat diperlukan untuk persiapan masa depan. Sebagaimana Allah memerintahkan kita harus mempertimbangkan secara cermat, memahami kebutuhan, dan menetapkan prioritas yang benar. Dalam mempersiapkan masa depan, kita harus memperhatikan keberlanjutan sumber daya, baik itu dalam konteks lingkungan maupun hubungan

sosial. Menjaga keberlanjutan dalam tindakan kita akan harus memperhatikan keberlanjutan dan penuh berkah. Secara keseluruhan, surah Al-Hasyr ayat 18 dapat memberikan inspirasi bagi kita untuk mempersiapkan masa depan dengan bijaksana, kehati-hatian, adil dan penuh perhatian terhadap kebelanjutan. Dengan merenungkan nilai-nilai yang terkandung dalam ayat ini, kita dapat membangun fondasi yang kuat untuk menghadapi tantangan dan mencapai kesuksesan di masa mendatang.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Prediksi harga ikan menggunakan metode BPNN menghasilkan MSE terbaik atau paling kecil sebesar 0.0003 yang dihasilkan oleh model A jenis ikan Mas, lalu MAPE terbaik atau terkecil dihasilkan dengan nilai sebesar 0.0369 oleh jenis ikan Mas. Dari prediksi model A, model B dan model C diperoleh model terbaik pada model A. Model A memiliki *error* MSE dan MAPE terkecil dibandingkan model yang lain.

#### **5.2 Saran**

Masih banyak sekali kekurangan dalam pembuatan sistem prediksi harga jual ikan menggunakan metode BPNN ini. Untuk penelitian selanjutnya diharapkan:

1. Dapat menghasilkan *error* yang lebih mini lagi dengan berbagai percobaan yang beragam.
2. Dapat dibuat di website agar tampilan menjadi lebih interaktif serta memudahkan dalam melihat hasil prediksi.
3. Dapat melakukan penelitian dengan metode yang berbeda untuk membandingkan nilai *error* yang dihasilkan dan menentukan metode terbaik berdasarkan nilai *error* terkecil.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ariyadi, P., Effendi, M. M., & ... (2022). Analisa Prediksi Harga Saham Blue Chip Lq45 Dengan Metode Data Mining Backpropagation Neural Network (Studi Kasus Di Bursa Efek Indonesia). *Prosiding Sains Dan ...*, 1(1), 68–76.
- Dian, F. (2022). *Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan*. *September*, 464–655. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202294806>
- Haris, A., Slamet, H., Ischak, R., Wulandari, S. A., Brillyantina, S., Agribisnis, J. M., Jember, N., Ekonomi, F., Islam, B., Islam, A., & Ponorogo, N. (2022). Komparasi Metode Peramalan Harga Daging Ayam Broiler Di Kabupaten Banyuwangi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Model Multiplicative Holt-Winters Comparison Method of Forecasting Broiler Chicken Meat Prices in Banyuwangi Regency Using Backpropagation Artificial Neural Networks and Multiplicative Holt-Winters Model. *Paradigma Agribisnis*, 4(2) 54-68, 54–68.
- Indrayati Sijabat, P., Yuhandri, Y., Widi Nurcahyo, G., & Sindar, A. (2020). Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 11(1), 96–107. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i1.3880>
- Irnanda, K. F., Windarto, A. P., & Damanik, I. S. (2022). Optimasi Particle Swarm Optimization Pada Peningkatan Prediksi dengan Metode Backpropagation Menggunakan Software RapidMiner. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(1), 122. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i1.3836>
- M Nur, M. N. A. (2022). Prediksi Harga Jual Ikan Nila Di Wilayah Kabupaten Musi Rawas Dengan Metode Fuzzy Time Series (Studi Kasus: Dinas Perikanan Kabupaten Musi Rawas). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(1), 1–11. <https://doi.org/10.51903/jtikp.v13i1.291>
- Mahmudi, A. A. (2020). Optimasi Conjugate Gradient Pada Backpropagation Neural Network Untuk Prediksi Hasil Tangkap Ikan. *Saintekbu*, 12(2), 29–39. <https://doi.org/10.32764/saintekbu.v12i2.1031>
- Maiyuriska, R. (2022). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Hasil Panen Gabah Padi. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 4, 28–33. <https://doi.org/10.37034/infkeb.v4i1.115>
- Nafi, N., & Aulia, N. N. (2022). *Prediksi Harga Minyak Sayuran Data Kaggle dengan Regresi Linear Berganda dan Backpropagation Price Prediction of*

*Vegetable Oil Kaggle Data with Multiple Linear Regression and Backpropagation. 12(2), 136–145.*

Pamungkas, A., Thesiana, L., & Adiyana, K. (2021). Implementasi Peramalan dalam Industrialisasi Perikanan. *Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi*, 39–45.

Simanungkalit, J. R., Havaluddin, H., Pakpahan, H. S., Puspitasari, N., & Wati, M. (2020). Algoritma Backpropagation Neural Network dalam Memprediksi Harga Komoditi Tanaman Karet. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12(1), 32–38. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i1.521.32-38>

Veronika, J., & Andri, A. (2022). Penerapan Metode Algoritma Neural Network Untuk Memprediksi Penjualan Bahan Bakar Minyak. *Journal of Information Technology Ampera*, 3(2), 235–243. <https://doi.org/10.51519/journalita.volume3.issue2.year2022.page235-243>

# **LAMPIRAN**



**Lampiran 1. Dataset Harga (Dalam USD)**

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Mas	2016-01-01 00.00.00	0,575079872
Tawes	2016-01-01 00.00.00	0,479233227
Udang Putih/Vaname	2016-01-01 00.00.00	3,833865815
Bandeng	2016-01-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-01-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-01-01 00.00.00	0,638977636
Kerapu	2016-01-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-01-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-01-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-01-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2016-01-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-01-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2016-02-01 00.00.00	0,607028754
Tawes	2016-02-01 00.00.00	0,479233227
Udang Putih/Vaname	2016-02-01 00.00.00	3,514376997
Bandeng	2016-02-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-02-01 00.00.00	1,916932907
Mujair	2016-02-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2016-02-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-02-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-02-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-02-01 00.00.00	0,990415335
Udang Windu	2016-02-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-02-01 00.00.00	0,511182109
Mas	2016-03-01 00.00.00	0,607028754
Tawes	2016-03-01 00.00.00	0,479233227
Udang Putih/Vaname	2016-03-01 00.00.00	3,514376997
Bandeng	2016-03-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-03-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-03-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2016-03-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-03-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-03-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-03-01 00.00.00	0,990415335
Udang Windu	2016-03-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-03-01 00.00.00	0,511182109
Mas	2016-04-01 00.00.00	0,958466454
Tawes	2016-04-01 00.00.00	0,479233227

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Putih/Vaname	2016-04-01 00.00.00	3,833865815
Bandeng	2016-04-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-04-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-04-01 00.00.00	1,118210863
Kerapu	2016-04-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-04-01 00.00.00	1,118210863
Gurami	2016-04-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-04-01 00.00.00	0,89456869
Udang Windu	2016-04-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-04-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2016-05-01 00.00.00	0,958466454
Tawes	2016-05-01 00.00.00	0,479233227
Udang Putih/Vaname	2016-05-01 00.00.00	3,833865815
Bandeng	2016-05-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-05-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-05-01 00.00.00	1,118210863
Kerapu	2016-05-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-05-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-05-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-05-01 00.00.00	1,022364217
Udang Windu	2016-05-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-05-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2016-06-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-06-01 00.00.00	0,383386581
Udang Putih/Vaname	2016-06-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2016-06-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-06-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-06-01 00.00.00	1,150159744
Kerapu	2016-06-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-06-01 00.00.00	1,150159744
Gurami	2016-06-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-06-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2016-06-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-06-01 00.00.00	0,798722045
Mas	2016-07-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-07-01 00.00.00	0,383386581
Udang Putih/Vaname	2016-07-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2016-07-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-07-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-07-01 00.00.00	1,150159744

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Kerapu	2016-07-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-07-01 00.00.00	1,150159744
Gurami	2016-07-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-07-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2016-07-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-07-01 00.00.00	0,798722045
Mas	2016-08-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-08-01 00.00.00	0,415335463
Udang Putih/Vaname	2016-08-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2016-08-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-08-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-08-01 00.00.00	1,277955272
Kerapu	2016-08-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-08-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-08-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-08-01 00.00.00	1,022364217
Udang Windu	2016-08-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-08-01 00.00.00	1,118210863
Mas	2016-09-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-09-01 00.00.00	0,415335463
Udang Putih/Vaname	2016-09-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2016-09-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2016-09-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-09-01 00.00.00	1,277955272
Kerapu	2016-09-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2016-09-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-09-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-09-01 00.00.00	1,022364217
Udang Windu	2016-09-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-09-01 00.00.00	1,118210863
Mas	2016-10-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-10-01 00.00.00	0,575079872
Udang Putih/Vaname	2016-10-01 00.00.00	3,833865815
Bandeng	2016-10-01 00.00.00	0,89456869
Kakap Putih	2016-10-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-10-01 00.00.00	1,277955272
Kerapu	2016-10-01 00.00.00	7,667731629
Patin	2016-10-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-10-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-10-01 00.00.00	1,022364217

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Windu	2016-10-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-10-01 00.00.00	1,150159744
Mas	2016-11-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-11-01 00.00.00	0,575079872
Udang Putih/Vaname	2016-11-01 00.00.00	3,833865815
Bandeng	2016-11-01 00.00.00	0,89456869
Kakap Putih	2016-11-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-11-01 00.00.00	1,214057508
Kerapu	2016-11-01 00.00.00	7,667731629
Patin	2016-11-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-11-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-11-01 00.00.00	1,022364217
Udang Windu	2016-11-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-11-01 00.00.00	1,086261981
Mas	2016-12-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2016-12-01 00.00.00	0,575079872
Udang Putih/Vaname	2016-12-01 00.00.00	3,833865815
Bandeng	2016-12-01 00.00.00	0,89456869
Kakap Putih	2016-12-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2016-12-01 00.00.00	1,277955272
Kerapu	2016-12-01 00.00.00	7,667731629
Patin	2016-12-01 00.00.00	1,277955272
Gurami	2016-12-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2016-12-01 00.00.00	1,022364217
Udang Windu	2016-12-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2016-12-01 00.00.00	1,086261981
Mas	2017-01-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-01-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2017-01-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2017-01-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2017-01-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2017-01-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2017-01-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2017-01-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-01-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2017-01-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2017-01-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2017-01-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2017-02-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-02-01 00.00.00	0,830670927

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Putih/Vaname	2017-02-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2017-02-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2017-02-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2017-02-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2017-02-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2017-02-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-02-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2017-02-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2017-02-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2017-02-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2017-03-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-03-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2017-03-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2017-03-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2017-03-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2017-03-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2017-03-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2017-03-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-03-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2017-03-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2017-03-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2017-03-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2017-04-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-04-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2017-04-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2017-04-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2017-04-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2017-04-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2017-04-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2017-04-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-04-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2017-04-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2017-04-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2017-04-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2017-05-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-05-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2017-05-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2017-05-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2017-05-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2017-05-01 00.00.00	0,702875399

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Kerapu	2017-05-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2017-05-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-05-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2017-05-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2017-05-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2017-05-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2017-06-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-06-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2017-06-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-06-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2017-06-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2017-06-01 00.00.00	0,54313099
Kerapu	2017-06-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2017-06-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-06-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2017-06-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2017-06-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-06-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2017-07-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-07-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2017-07-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-07-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2017-07-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2017-07-01 00.00.00	0,54313099
Kerapu	2017-07-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2017-07-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-07-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2017-07-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2017-07-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-07-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2017-08-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-08-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2017-08-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-08-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2017-08-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2017-08-01 00.00.00	0,54313099
Kerapu	2017-08-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2017-08-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-08-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2017-08-01 00.00.00	0,798722045

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Windu	2017-08-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-08-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2017-09-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-09-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2017-09-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-09-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2017-09-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2017-09-01 00.00.00	0,54313099
Kerapu	2017-09-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2017-09-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2017-09-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2017-09-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2017-09-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-09-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2017-10-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-10-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2017-10-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-10-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2017-10-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2017-10-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2017-10-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2017-10-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2017-10-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2017-10-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2017-10-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-10-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2017-11-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-11-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2017-11-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-11-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2017-11-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2017-11-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2017-11-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2017-11-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2017-11-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2017-11-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2017-11-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-11-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2017-12-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2017-12-01 00.00.00	0,447284345

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Putih/Vaname	2017-12-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2017-12-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2017-12-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2017-12-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2017-12-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2017-12-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2017-12-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2017-12-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2017-12-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2017-12-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2018-01-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-01-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2018-01-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-01-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-01-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-01-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2018-01-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-01-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-01-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2018-01-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2018-01-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-01-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-02-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-02-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2018-02-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-02-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-02-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-02-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2018-02-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-02-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-02-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2018-02-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2018-02-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-02-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-03-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-03-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2018-03-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-03-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-03-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-03-01 00.00.00	0,575079872



<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Kerapu	2018-03-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-03-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-03-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2018-03-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2018-03-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-03-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-04-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-04-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2018-04-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-04-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-04-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-04-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2018-04-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-04-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-04-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2018-04-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2018-04-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-04-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-05-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-05-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2018-05-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-05-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-05-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-05-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2018-05-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-05-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-05-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2018-05-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2018-05-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-05-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-06-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-06-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2018-06-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-06-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-06-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-06-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2018-06-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-06-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-06-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2018-06-01 00.00.00	0,958466454

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Windu	2018-06-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-06-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-07-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-07-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2018-07-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2018-07-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2018-07-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2018-07-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2018-07-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2018-07-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-07-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2018-07-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2018-07-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2018-07-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2018-08-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-08-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2018-08-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2018-08-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2018-08-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2018-08-01 00.00.00	0,54313099
Kerapu	2018-08-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2018-08-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-08-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2018-08-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2018-08-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2018-08-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2018-09-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-09-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2018-09-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2018-09-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2018-09-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2018-09-01 00.00.00	0,54313099
Kerapu	2018-09-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2018-09-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2018-09-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2018-09-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2018-09-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2018-09-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2018-10-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-10-01 00.00.00	0,447284345

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Putih/Vaname	2018-10-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2018-10-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2018-10-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2018-10-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2018-10-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2018-10-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2018-10-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2018-10-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2018-10-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2018-10-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2018-11-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-11-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2018-11-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2018-11-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2018-11-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2018-11-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2018-11-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2018-11-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2018-11-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2018-11-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2018-11-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2018-11-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2018-12-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2018-12-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2018-12-01 00.00.00	2,555910543
Bandeng	2018-12-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2018-12-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2018-12-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2018-12-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2018-12-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2018-12-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2018-12-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2018-12-01 00.00.00	4,792332268
Nila	2018-12-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2019-01-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-01-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2019-01-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-01-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2019-01-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2019-01-01 00.00.00	0,575079872

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Kerapu	2019-01-01 00.00.00	0,958466454
Patin	2019-01-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-01-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2019-01-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2019-01-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2019-01-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2019-02-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-02-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2019-02-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-02-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2019-02-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2019-02-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2019-02-01 00.00.00	0,958466454
Patin	2019-02-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-02-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2019-02-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2019-02-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2019-02-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2019-03-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-03-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2019-03-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-03-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2019-03-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2019-03-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2019-03-01 00.00.00	0,958466454
Patin	2019-03-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-03-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2019-03-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2019-03-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2019-03-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2019-04-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-04-01 00.00.00	0,89456869
Udang Putih/Vaname	2019-04-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-04-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2019-04-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2019-04-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2019-04-01 00.00.00	0,990415335
Patin	2019-04-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-04-01 00.00.00	1,277955272
Lele	2019-04-01 00.00.00	0,89456869

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Windu	2019-04-01 00.00.00	7,092651757
Nila	2019-04-01 00.00.00	0,862619808
Mas	2019-05-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-05-01 00.00.00	0,89456869
Udang Putih/Vaname	2019-05-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-05-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2019-05-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2019-05-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2019-05-01 00.00.00	0,990415335
Patin	2019-05-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-05-01 00.00.00	1,277955272
Lele	2019-05-01 00.00.00	0,89456869
Udang Windu	2019-05-01 00.00.00	7,092651757
Nila	2019-05-01 00.00.00	0,862619808
Mas	2019-06-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-06-01 00.00.00	1,022364217
Udang Putih/Vaname	2019-06-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-06-01 00.00.00	1,022364217
Kakap Putih	2019-06-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2019-06-01 00.00.00	0,702875399
Kerapu	2019-06-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2019-06-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-06-01 00.00.00	1,214057508
Lele	2019-06-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2019-06-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2019-06-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2019-07-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-07-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2019-07-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-07-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2019-07-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2019-07-01 00.00.00	0,530351438
Kerapu	2019-07-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2019-07-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-07-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2019-07-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2019-07-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2019-07-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2019-08-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-08-01 00.00.00	0,447284345

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Putih/Vaname	2019-08-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-08-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2019-08-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2019-08-01 00.00.00	0,530351438
Kerapu	2019-08-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2019-08-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-08-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2019-08-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2019-08-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2019-08-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2019-09-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-09-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2019-09-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-09-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2019-09-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2019-09-01 00.00.00	0,530351438
Kerapu	2019-09-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2019-09-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2019-09-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2019-09-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2019-09-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2019-09-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2019-10-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-10-01 00.00.00	0,638977636
Udang Putih/Vaname	2019-10-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-10-01 00.00.00	1,150159744
Kakap Putih	2019-10-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2019-10-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2019-10-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2019-10-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2019-10-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2019-10-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2019-10-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2019-10-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2019-11-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-11-01 00.00.00	0,638977636
Udang Putih/Vaname	2019-11-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-11-01 00.00.00	1,150159744
Kakap Putih	2019-11-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2019-11-01 00.00.00	0,958466454

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Kerapu	2019-11-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2019-11-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2019-11-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2019-11-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2019-11-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2019-11-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2019-12-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2019-12-01 00.00.00	0,638977636
Udang Putih/Vaname	2019-12-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2019-12-01 00.00.00	1,150159744
Kakap Putih	2019-12-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2019-12-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2019-12-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2019-12-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2019-12-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2019-12-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2019-12-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2019-12-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2020-01-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-01-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2020-01-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-01-01 00.00.00	1,067092652
Kakap Putih	2020-01-01 00.00.00	1,916932907
Mujair	2020-01-01 00.00.00	0,89456869
Kerapu	2020-01-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2020-01-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-01-01 00.00.00	1,277955272
Lele	2020-01-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2020-01-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2020-01-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2020-02-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-02-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2020-02-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-02-01 00.00.00	1,118210863
Kakap Putih	2020-02-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2020-02-01 00.00.00	0,907348243
Kerapu	2020-02-01 00.00.00	9,584664537
Patin	2020-02-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-02-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2020-02-01 00.00.00	0,958466454

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Windu	2020-02-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2020-02-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2020-03-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-03-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2020-03-01 00.00.00	2,875399361
Bandeng	2020-03-01 00.00.00	0,990415335
Kakap Putih	2020-03-01 00.00.00	1,597444089
Mujair	2020-03-01 00.00.00	0,782747604
Kerapu	2020-03-01 00.00.00	7,667731629
Patin	2020-03-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-03-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2020-03-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2020-03-01 00.00.00	6,389776358
Nila	2020-03-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2020-04-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-04-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2020-04-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-04-01 00.00.00	0,990415335
Kakap Putih	2020-04-01 00.00.00	1,916932907
Mujair	2020-04-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2020-04-01 00.00.00	7,667731629
Patin	2020-04-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-04-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2020-04-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2020-04-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-04-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2020-05-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-05-01 00.00.00	0,830670927
Udang Putih/Vaname	2020-05-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-05-01 00.00.00	1,054313099
Kakap Putih	2020-05-01 00.00.00	1,916932907
Mujair	2020-05-01 00.00.00	0,575079872
Kerapu	2020-05-01 00.00.00	6,389776358
Patin	2020-05-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2020-05-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2020-05-01 00.00.00	0,958466454
Udang Windu	2020-05-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-05-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2020-06-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-06-01 00.00.00	0,766773163



<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Udang Putih/Vaname	2020-06-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-06-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2020-06-01 00.00.00	1,916932907
Mujair	2020-06-01 00.00.00	0,511182109
Kerapu	2020-06-01 00.00.00	6,389776358
Patin	2020-06-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2020-06-01 00.00.00	1,150159744
Lele	2020-06-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2020-06-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-06-01 00.00.00	0,89456869
Mas	2020-07-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-07-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2020-07-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-07-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2020-07-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2020-07-01 00.00.00	0,638977636
Kerapu	2020-07-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2020-07-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-07-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2020-07-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2020-07-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-07-01 00.00.00	0,766773163
Mas	2020-08-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-08-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2020-08-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-08-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2020-08-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2020-08-01 00.00.00	0,568690096
Kerapu	2020-08-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2020-08-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-08-01 00.00.00	1,501597444
Lele	2020-08-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2020-08-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-08-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2020-09-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-09-01 00.00.00	0,447284345
Udang Putih/Vaname	2020-09-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-09-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2020-09-01 00.00.00	2,044728435
Mujair	2020-09-01 00.00.00	0,54313099

<b>Jenis Ikan</b>	<b>Time</b>	<b>Data Harga (USD)</b>
Kerapu	2020-09-01 00.00.00	5,111821086
Patin	2020-09-01 00.00.00	0,830670927
Gurami	2020-09-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2020-09-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2020-09-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-09-01 00.00.00	0,54313099
Mas	2020-10-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-10-01 00.00.00	0,638977636
Udang Putih/Vaname	2020-10-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-10-01 00.00.00	0,958466454
Kakap Putih	2020-10-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2020-10-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2020-10-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2020-10-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2020-10-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2020-10-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2020-10-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-10-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2020-11-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-11-01 00.00.00	0,638977636
Udang Putih/Vaname	2020-11-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-11-01 00.00.00	1,118210863
Kakap Putih	2020-11-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2020-11-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2020-11-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2020-11-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2020-11-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2020-11-01 00.00.00	0,798722045
Udang Windu	2020-11-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-11-01 00.00.00	0,958466454
Mas	2020-12-01 00.00.00	0,511182109
Tawes	2020-12-01 00.00.00	0,638977636
Udang Putih/Vaname	2020-12-01 00.00.00	3,194888179
Bandeng	2020-12-01 00.00.00	1,086261981
Kakap Putih	2020-12-01 00.00.00	2,236421725
Mujair	2020-12-01 00.00.00	0,958466454
Kerapu	2020-12-01 00.00.00	5,239616613
Patin	2020-12-01 00.00.00	0,958466454
Gurami	2020-12-01 00.00.00	1,533546326
Lele	2020-12-01 00.00.00	0,798722045

Jenis Ikan	Time	Data Harga (USD)
Udang Windu	2020-12-01 00.00.00	5,111821086
Nila	2020-12-01 00.00.00	0,958466454

## Lampiran 2. Hasil Model A

Model A		
Jenis Ikan	Actual	Predict
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Ikan mas	5,08691524870112	5,08390187581706
Tawes	6,26279741550899	6,54078748916331
Tawes	6,26279741550899	6,54078748916331
Tawes	6,26279741550899	6,54078748916331
Tawes	8,02662066572079	6,06641158626993
Tawes	8,02662066572079	6,06641158626993
Tawes	8,02662066572079	6,06641158626993
Tawes	8,02662066572079	6,06641158626993
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58437816070605
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58437816070605
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58437816070605
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58437816070605
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58437816070605
Udang Putih/Vaname	26,8407353346467	9,58434627450114
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58437816070605
Bandeng	10,9663260827405	9,54617997130387
Bandeng	10,9663260827405	9,54617997130387
Bandeng	10,9663260827405	9,54617997130387
Bandeng	10,2020026743154	9,54189165805553
Bandeng	10,6723555410385	9,54461074173438
Bandeng	9,49647337423063	9,53727372064283
Bandeng	9,49647337423063	9,53727372064283
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58411706371193
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58411706371193
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58411706371193
Kakap Putih	18,0216190835877	9,58395722111117
Kakap Putih	15,081913666568	9,58365020210456
Kakap Putih	15,081913666568	9,58365020210456
Kakap Putih	18,0216190835877	9,58395722111117
Mujair	9,20250283252866	6,92573559275766
Mujair	9,20250283252866	6,92573559275766
Mujair	9,20250283252866	6,92573559275766
Mujair	8,61456174912473	7,01360058802836
Mujair	8,73214996580551	6,99603068157218
Mujair	7,58566485316784	7,16692279488471
Mujair	5,67485633210505	7,44654180314796
Kerapu	48,5945554205922	9,58458908687393
Kerapu	48,5945554205922	9,58458908687393

<b>Model A</b>		
<b>Jenis Ikan</b>	<b>Actual</b>	<b>Predict</b>
Kerapu	48,5945554205922	9,58458908687393
Kerapu	88,5745490920598	9,5845978788772
Kerapu	88,5745490920598	9,5845978788772
Kerapu	70,9363165899417	9,58459666024669
Kerapu	70,9363165899417	9,58459666024669

<b>Model A</b>		
<b>Jenis Ikan</b>	<b>Actual</b>	<b>Predict</b>
Patin	9,20250283252866	8,64355603931079
Patin	9,20250283252866	8,64355603931079
Patin	9,20250283252866	8,64355603931079
Patin	8,02662066572079	8,57715328134285
Patin	8,02662066572079	8,57715328134285
Patin	8,02662066572079	8,57715328134285
Patin	8,02662066572079	8,57715328134285
Gurami	14,4939725831641	9,58315761766162
Gurami	14,4939725831641	9,58315761766162
Gurami	14,4939725831641	9,58315761766162
Gurami	12,1422082495483	9,58241214411762
Gurami	10,9663260827405	9,58181468717966
Gurami	10,9663260827405	9,58181468717966
Gurami	10,9663260827405	9,58181468717966
Lele	7,73265012401882	8,59427768235132
Lele	7,73265012401882	8,59427768235132
Lele	7,73265012401882	8,59427768235132
Lele	9,20250283252866	8,65518750811355
Lele	9,20250283252866	8,65518750811355
Lele	9,20250283252866	8,65518750811355
Lele	9,20250283252866	8,65518750811355
Udang Windu	47,4186732537844	9,58454864386455
Udang Windu	47,4186732537844	9,58454864386455
Udang Windu	47,4186732537844	9,58454864386455
Udang Windu	59,1774949218631	9,584553521152
Udang Windu	59,1774949218631	9,584553521152
Udang Windu	59,1774949218631	9,584553521152
Udang Windu	47,4186732537844	9,58454864386455
Nila	9,20250283252866	7,90143306263427
Nila	9,20250283252866	7,90143306263427
Nila	9,20250283252866	7,90143306263427
Nila	9,20250283252866	7,90143306263427
Nila	8,61456174912473	7,98449040302695
Nila	8,61456174912473	7,98449040302695
Nila	9,20250283252866	7,90143306263427

### Lampiran 3. Hasil Model B

<b>Model B</b>		
<b>Jenis Ikan</b>	<b>Actual</b>	<b>Predict</b>
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Ikan mas	5,08691524870112	5,0882959420371
Tawes	6,26279741550899	6,35321873841988
Tawes	6,26279741550899	6,35321873841988
Tawes	6,26279741550899	6,35321873841988
Tawes	8,02662066572079	5,79023583959519
Tawes	8,02662066572079	5,79023583959519
Tawes	8,02662066572079	5,79023583959519
Tawes	8,02662066572079	5,79023583959519
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,5845700390237
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,5845700390237
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,5845700390237
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,5845700390237
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,5845700390237
Udang Putih/Vaname	26,8407353346467	9,58455927167754
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,5845700390237
Bandeng	10,9663260827405	9,56863914729261
Bandeng	10,9663260827405	9,56863914729261
Bandeng	10,9663260827405	9,56863914729261
Bandeng	10,2020026743154	9,56641169241602
Bandeng	10,6723555410385	9,5678288748101
Bandeng	9,49647337423063	9,56396943942509
Bandeng	9,49647337423063	9,56396943942509
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58448372835119
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58448372835119
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58448372835119
Kakap Putih	18,0216190835877	9,58443169598447
Kakap Putih	15,081913666568	9,58432865453162
Kakap Putih	15,081913666568	9,58432865453162
Kakap Putih	18,0216190835877	9,58443169598447
Mujair	9,20250283252866	6,86603918367976
Mujair	9,20250283252866	6,86603918367976
Mujair	9,20250283252866	6,86603918367976
Mujair	8,61456174912473	6,9797267802045
Mujair	8,73214996580551	6,95678619353128
Mujair	7,58566485316784	7,18389088402988
Mujair	5,67485633210505	7,57006155777053
Kerapu	48,5945554205922	9,58458908687393
Kerapu	48,5945554205922	9,58458908687393
Kerapu	48,5945554205922	9,58458908687393
Kerapu	88,5745490920598	9,5845978788772
Kerapu	88,5745490920598	9,5845978788772
Kerapu	70,9363165899417	9,58459666024669
Kerapu	70,9363165899417	9,58459666024669

<b>Model B</b>		
<b>Jenis Ikan</b>	<b>Actual</b>	<b>Predict</b>
Patin	9,20250283252866	8,64388939725953
Patin	9,20250283252866	8,64388939725953
Patin	9,20250283252866	8,64388939725953
Patin	8,02662066572079	8,57461248976697
Patin	8,02662066572079	8,57461248976697
Patin	8,02662066572079	8,57461248976697
Patin	8,02662066572079	8,57461248976697
Gurami	14,4939725831641	9,5841792106382
Gurami	14,4939725831641	9,5841792106382
Gurami	14,4939725831641	9,5841792106382
Gurami	12,1422082495483	9,58393618575067
Gurami	10,9663260827405	9,58373009011744
Gurami	10,9663260827405	9,58373009011744
Gurami	10,9663260827405	9,58373009011744
Lele	7,73265012401882	8,59698946179727
Lele	7,73265012401882	8,59698946179727
Lele	7,73265012401882	8,59698946179727
Lele	9,20250283252866	8,65405097858732
Lele	9,20250283252866	8,65405097858732
Lele	9,20250283252866	8,65405097858732
Lele	9,20250283252866	8,65405097858732
Udang Windu	47,4186732537844	9,58462033046671
Udang Windu	47,4186732537844	9,58462033046671
Udang Windu	47,4186732537844	9,58462033046671
Udang Windu	59,1774949218631	9,58462260635302
Udang Windu	59,1774949218631	9,58462260635302
Udang Windu	59,1774949218631	9,58462260635302
Udang Windu	47,4186732537844	9,58462033046671
Nila	9,20250283252866	7,71344032413768
Nila	9,20250283252866	7,71344032413768
Nila	9,20250283252866	7,71344032413768
Nila	9,20250283252866	7,71344032413768
Nila	8,61456174912473	7,92260716817138
Nila	8,61456174912473	7,92260716817138
Nila	9,20250283252866	7,71344032413768

**Lampiran 4. Hasil Model C**

<b>Model C</b>		
<b>Jenis Ikan</b>	<b>Actual</b>	<b>Predict</b>
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Ikan mas	5,08691524870112	5,08613952546852
Tawes	6,26279741550899	6,24674489018791
Tawes	6,26279741550899	6,24674489018791
Tawes	6,26279741550899	6,24674489018791
Tawes	8,02662066572079	5,67447306783365
Tawes	8,02662066572079	5,67447306783365
Tawes	8,02662066572079	5,67447306783365
Tawes	8,02662066572079	5,67447306783365
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58460774272978
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58460774272978
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58460774272978
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58460774272978
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58460774272978
Udang Putih/Vaname	26,8407353346467	9,58460127141873
Udang Putih/Vaname	29,7804407516664	9,58460774272978
Bandeng	10,9663260827405	9,57432122237866
Bandeng	10,9663260827405	9,57432122237866
Bandeng	10,9663260827405	9,57432122237866
Bandeng	10,2020026743154	9,57277920699527
Bandeng	10,6723555410385	9,57376237644732
Bandeng	9,49647337423063	9,57106888564858
Bandeng	9,49647337423063	9,57106888564858
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58455472579782
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58455472579782
Kakap Putih	20,9613245006073	9,58455472579782
Kakap Putih	18,0216190835877	9,58452583465188
Kakap Putih	15,081913666568	9,58446688741357
Kakap Putih	15,081913666568	9,58446688741357
Kakap Putih	18,0216190835877	9,58452583465188
Mujair	9,20250283252866	6,87220595420966
Mujair	9,20250283252866	6,87220595420966
Mujair	9,20250283252866	6,87220595420966
Mujair	8,61456174912473	6,99692136179475
Mujair	8,73214996580551	6,97205918516716
Mujair	7,58566485316784	7,21205372127449
Mujair	5,67485633210505	7,59420688433949
Kerapu	48,5945554205922	9,58464792460656
Kerapu	48,5945554205922	9,58464792460656
Kerapu	48,5945554205922	9,58464792460656
Kerapu	88,5745490920598	9,58464875881434
Kerapu	88,5745490920598	9,58464875881434
Kerapu	70,9363165899417	9,58464869115903
Kerapu	70,9363165899417	9,58464869115903

<b>Model C</b>		
<b>Jenis Ikan</b>	<b>Actual</b>	<b>Predict</b>
Patin	9,20250283252866	8,64413447454269
Patin	9,20250283252866	8,64413447454269
Patin	9,20250283252866	8,64413447454269
Patin	8,02662066572079	8,57271909681536
Patin	8,02662066572079	8,57271909681536
Patin	8,02662066572079	8,57271909681536
Patin	8,02662066572079	8,57271909681536
Gurami	14,4939725831641	9,58438407442257
Gurami	14,4939725831641	9,58438407442257
Gurami	14,4939725831641	9,58438407442257
Gurami	12,1422082495483	9,58423787098886
Gurami	10,9663260827405	9,58411114139698
Gurami	10,9663260827405	9,58411114139698
Gurami	10,9663260827405	9,58411114139698
Lele	7,73265012401882	8,62845874396611
Lele	7,73265012401882	8,62845874396611
Lele	7,73265012401882	8,62845874396611
Lele	9,20250283252866	8,64033526459241
Lele	9,20250283252866	8,64033526459241
Lele	9,20250283252866	8,64033526459241
Lele	9,20250283252866	8,64033526459241
Udang Windu	47,4186732537844	9,58465311573504
Udang Windu	47,4186732537844	9,58465311573504
Udang Windu	47,4186732537844	9,58465311573504
Udang Windu	59,1774949218631	9,58465413589978
Udang Windu	59,1774949218631	9,58465413589978
Udang Windu	59,1774949218631	9,58465413589978
Udang Windu	47,4186732537844	9,58465311573504
Nila	9,20250283252866	7,65796134645346
Nila	9,20250283252866	7,65796134645346
Nila	9,20250283252866	7,65796134645346
Nila	9,20250283252866	7,65796134645346
Nila	8,61456174912473	7,96098562316448
Nila	8,61456174912473	7,96098562316448
Nila	9,20250283252866	7,65796134645346