

PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK PADA PREDIKSI HARGA EMAS PENUTUP (*CLOSE*)

TUGAS AKHIR



Disusun Oleh :
Mukhlizardy al fauzan
123180041

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
JURUSAN INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK INDUSTRI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN"
YOGYAKARTA
2025**

PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK PADA PREDIKSI HARGA EMAS PENUTUP (*CLOSE*)

TUGAS AKHIR

Tugas Akhir ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana Informatika
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta



Disusun Oleh :
Mukhlizardy al fauzan
123180041

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
JURUSAN INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK INDUSTRI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL “VETERAN”
YOGYAKARTA
2025**

HALAMAN PENGESAHAN PEMBIMBING

PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK PADA PREDIKSI HARGA EMAS PENUTUP (*CLOSE*)

Disusun oleh :

Mukhlizardy al fauzan

123180041

Telah diperiksa dan disetujui oleh pembimbing untuk diuji
pada tanggal: 5 Juni 2025

Menyetujui,
Pembimbing

Dr. Heriyanto, A.Md., S.Kom., M.Cs.

NIDN. 0508067703

Mengetahui,
Koordinator Program Studi

Dessyanto Boedi Prasetyo, S.T., M.T.

NIDN. 0505127501

HALAMAN PENGESAHAN PENGUJI
PPENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK
PADA PREDIKSI HARGA EMAS PENUTUP (*CLOSE*)

Disusun oleh :
Mukhlizardy al fauzan
123180041

Telah diuji dan dinyatakan lulus pada tanggal : 5 Juni 2025 oleh:

Menyetujui,
Penguji I

Dr. Heriyanto, A.Md., S.Kom., M.Cs.
NIDN. 0508067703

Menyetujui,
Penguji II

Wilis Kaswidjanti, S.Si., M.Kom.
NIDN. 0513047601

Menyetujui,
Penguji III

Dr. Awang H. Pratomo, S.T., M.T.
NIDN. 0025077701

Menyetujui,
Penguji IV

Nur Heri Cahyana, S.T., M.Kom.
NIDN. 0022096003

SURAT PERNYATAAN KARYA ASLI TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Program Studi Informatika Fakultas Teknik Industri Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta, yang bertanda tangan dibawah ini, saya:

Nama : Mukhlizardy al fauzan
NIM : 123180041

Menyatakan bahwa karya ilmiah saya yang berjudul:

PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK PADA PREDIKSI HARGA EMAS PENUTUP (*CLOSE*)

Merupakan karya asli saya dan belum pernah dipublikasikan dimanapun. Apabila di kemudian hari, karya saya disinyalir bukan merupakan karya asli saya, maka saya bersedia menerima konsekuensi apapun yang diberikan Program Studi Informatika Fakultas Teknik Industri Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta kepada saya.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Yogyakarta
Pada Tanggal : 5 Juni 2025

Yang Menyatakan



Mukhlizardy al fauzan
NIM. 123180041

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Mukhlizardy al fauzan
NIM : 123180041
Prodi : Informatika

Dengan ini saya menyatakan bahwa judul Tugas Akhir

PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK PADA PREDIKSI HARGA EMAS PENUTUP (*CLOSE*)

adalah hasil kerja saya sendiri dan benar bebas dari plagiasi kecuali cuplikan serta ringkasan yang terdapat di dalamnya telah saya jelaskan sumbernya (Sitasi) dengan jelas. Apabila pernyataan ini terbukti tidak benar, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan Mendiknas RI No 17 Tahun 2010 dan Peraturan Perundang-undangan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan penuh tanggung jawab.

Dibuat di : Yogyakarta
Pada Tanggal : 5 Juni 2025

Yang Menyatakan



Mukhlizardy al fauzan
NIM. 123180041

ABSTRAK

Emas, sebagai asset bernilai tinggi, menunjukkan pergerakan harga yang fluktuatif, menimbulkan tantangan signifikan bagi investor dalam menentukan waktu optimal untuk pembelian dan penjualan. Ketidakpastian harga emas harian ini mendesak kebutuhan akan informasi prediksi yang akurat dan cepat guna meminimalkan risiko kerugian serta mengoptimalkan keuntungan investasi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengatasi tantangan tersebut dengan menerapkan algoritma *backpropagation neural network* sebagai solusi prediksi yang efektif, guna membantu investor menavigasi pasar emas yang dinamis.

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data historis harga emas harian dunia dari Januari 2019 hingga April 2025 yang diperoleh dari *investing.com*. Data sebanyak 1629 baris dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Variabel input terdiri dari harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, dan volume transaksi, sedangkan harga penutupan sebagai output. Proses metodologi mencakup studi pustaka, perumusan hipotesis, pengumpulan data, analisis kebutuhan dan model, preprocessing data, serta eksperimen dan pengujian dengan algoritma *backpropagation neural network* berarsitektur 4-8-1. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik Mean Square Error (MSE) untuk mengukur akurasi prediksi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *backpropagation neural network* mampu memprediksi harga emas penutup dengan kinerja yang cukup baik. Pengujian dilakukan terhadap variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer*, *iterasi*, dan *learning rate* untuk mencapai nilai *Mean Square Error* (MSE) terendah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *algoritma backpropagation* menghasilkan nilai MSE paling rendah sebesar 0.00067 pada proses *training* dan 0.00070 pada proses *testing* dengan menggunakan dataset sejumlah 1629 data yang dibagi menjadi 70% data training dan 30% data testing. Parameter lain yang digunakan yaitu 8 *neuron* pada *hidden layer*, *learning rate* 0.01, dan *iterasi* sejumlah 200. Implementasi ini tidak hanya menjadi sarana pengembangan ilmu pengetahuan di bidang kecerdasan buatan, tetapi juga memberikan kontribusi signifikan dengan menyediakan alat prediksi yang membantu investor mengambil keputusan investasi emas yang lebih informatif, sehingga berpotensi meningkatkan keuntungan dan mengurangi risiko kerugian.

Kata Kunci: Prediksi, Harga Emas, Backpropagation, MSE

ABSTRACT

Gold, as a high-value asset, exhibits fluctuating price movements, posing significant challenges for investors in determining the optimal timing for buying and selling. This daily price uncertainty highlights the need for accurate and timely predictive information to minimize the risk of losses and maximize investment returns. Therefore, this study aims to address these challenges by applying the backpropagation neural network algorithm as an effective predictive solution to assist investors in navigating the dynamic gold market.

This research adopts a quantitative approach using historical daily gold price data from January 2019 to April 2025, obtained from investing.com. A total of 1,629 data entries were split into 70% training data and 30% testing data. The input variables include opening price, highest price, lowest price, and trading volume, while the closing price serves as the output. The methodology includes literature review, hypothesis formulation, data collection, requirements and model analysis, data preprocessing, as well as experimentation and testing using a 4-8-1 architecture backpropagation neural network. Evaluation is conducted using the Mean Square Error (MSE) metric to measure prediction accuracy.

The results of the study indicate that the backpropagation neural network model is able to predict closing gold prices with good performance. Tests were conducted on variations in the number of neurons in the hidden layer, iterations, and learning rates to achieve the lowest Mean Square Error value. The test results show that the backpropagation algorithm model produces the lowest MSE value of 0.00067 in the training process and 0.00070 in the testing process using a dataset of 1629 data divided into 70% training data and 30% testing data. Other parameters used are 8 neurons in the hidden layer, a learning rate of 0.01, and 200 iterations. This implementation not only serves as a means of developing science in the field of artificial intelligence, but also makes a significant contribution by providing a predictive tool that helps investors make more informed gold investment decisions, thus potentially increasing profits and reducing the risk of loss.

Keywords: Prediction, Gold Price, Backpropagation, MSE

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas berkat rahmat dan hidayah-nya penulis mampu menyelesaikan penelitian dengan judul “Penerapan Algoritma Backpropagation Neural Network Pada Prediksi Harga Emas Penutup (*Close*)” dengan baik. Menjadikan saya manusia yang senantiasa untuk berpikir, gigih, dan bersabar dalam berproses untuk menimba ilmu.

Proses penyusunan skripsi ini tentunya memiliki rintangan dan hambatan yang dihadapi oleh penulis. Akan tetapi, penulis dapat menghadapi dan menyelesaikan skripsi ini berkat bantuan serta bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, karya ilmiah ini penulis persembahkan beserta ucapan terima kasih kepada:

1. Ibu, Ayah, Adik, dan Seluruh keluarga besar saya yang selalu memberikan semangat serta kasih sayang dalam memberikan dukungan moril, doa, maupun materil sehingga bisa menghantarkan penulis sampai ke titik ini.
2. Dosen Pembimbing saya Bapak Dr. Heriyanto, A.Md., S.Kom., M.Cs. yang telah memberikan waktu dan arahan ilmu dalam menyelesaikan skripsi.
3. Dosen Penguji saya Ibu Wilis Kaswidjanti, S.Si., M.Kom, Bapak Dr. Awang H. Pratomo, S.T., M.T., dan Bapak Nur Heri Cahyana, S.T., M.Kom. yang telah memberikan saran dan perbaikan dalam skripsi ini.
4. Serta seluruh Dosen dan Staff Program Studi Informatika Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta atas segala bantuan dan kemudahan yang diberikan.

Penulis menyadari bahwa penulisan karya tulis ilmiah ini masih memiliki kekurangan maupun kesalahan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun agar dapat lebih baik lagi kedepannya. Demikianlah karya tulis ilmiah (Skripsi) ini, semoga dapat bermanfaat untuk diri penulis maupun orang lain khususnya untuk pengembangan ilmu pengetahuan.

Yogyakarta, 5 Juni 2025
Hormat saya,



Mukhlizardy al fauzan
NIM. 123180041

DAFTAR ISI

Halaman Sampul.....	i
Halaman Judul	ii
Halaman Pengesahan Pembimbing	iii
Halaman Pengesahan Penguji.....	iv
Surat Pernyataan Karya Asli Tugas Akhir	v
Pernyataan Bebas Plagiasi	vi
Abstrak.....	vii
Abstract.....	viii
Kata Pengantar.....	ix
Daftar Isi	x
Daftar Gambar	xii
Daftar Tabel.....	xiii
Daftar Modul	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	4
1.5. Manfaat Penelitian	4
1.6. Tahapan Penelitian.....	4
1.6.1. Metodologi Penelitian.....	4
1.6.2. Metodologi Pengembangan Sistem	5
1.7. Sistematika Penulisan	6
BAB II TINJAUAN LITERATUR	7
2.1. Landasan Teori	7
2.1.1. Emas	7
2.1.2. Prediksi	7
2.1.3. Artificial Neural Network (ANN)	8
2.1.4. Normalisasi Data	9
2.1.5. Backpropagation Neural Network (BNN)	10
2.1.6. MSE	14
2.1.7. Denormalisasi Data.....	14
2.2. Penelitian Sebelumnya.....	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN DAN PENGEMBANGAN SISTEM.....	20
3.1. Metodologi Penelitian.....	20
3.1.1. Studi Pustaka	20
3.1.2. Perumusan Hipotesis	21
3.1.3. Pengumpulan Data.....	21
3.1.4. Analisis Kebutuhan & Analisis Model	21
3.1.5. Data Preprocessing	23

3.1.6. Eksperimen dan Pengujian Metode	26
3.2. Metodologi Pengembangan Sistem	37
3.2.1. Analisis Perangkat Keras	38
3.2.2. Analisis Perangkat Lunak	38
3.2.3. Perancangan Proses	38
3.2.4. Perancangan Antar Muka	41
3.2.5. Perancangan Pengujian Metode.....	45
3.2.6. Perancangan Pengujian Sistem.....	46
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	47
4.1. Hasil Penelitian.....	47
4.1.1. Implementasi Algoritma	47
4.1.2. Implementasi Perangkat Lunak	49
4.2. Pengujian	54
4.3. Pembahasan	57
BAB V PENUTUP	59
5.1. Kesimpulan.....	59
5.2. Saran	59
DAFTAR PUSTAKA.....	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Arsitektur jaringan syaraf tiruan single layer	9
Gambar 2.2. Arsitektur jaringan syaraf tiruan multilayer	9
Gambar 2.3. Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid</i> Biner	10
Gambar 2.4. Struktur jaringan syaraf tiruan backpropagation	11
Gambar 3.1. Tahapan metodologi penelitian.....	20
Gambar 3.2. Arsitektur Backpropagation.....	22
Gambar 3.3. Flowchart Backpropagation.....	23
Gambar 3.4. Flowchart Pre-processing data.....	24
Gambar 3.5. Flowchart Normalisasi Data	24
Gambar 3.6. Flowchart Pelatihan Backpropagation.....	26
Gambar 3.7. Proses Pelatihan Feed-forward	27
Gambar 3.8. Proses Pelatihan Backward.....	29
Gambar 3.9. Proses Update Bobot dan Bias.....	30
Gambar 3.10. Proses Pengujian Backpropagation.....	32
Gambar 3.11. Proses Pengujian Feed-forward	33
Gambar 3.12. Menghitung MSE.....	35
Gambar 3.13. Proses Denormalisasi.....	36
Gambar 3.14. Metodologi pengembangan system	37
Gambar 3.15. DFD level 0.....	39
Gambar 3.16. DFD level 1.....	40
Gambar 3.17. Halaman Data	41
Gambar 3.18. Halaman Chart.....	42
Gambar 3.19. Halaman Normalisasi.....	42
Gambar 3.20. Halaman Split Data.....	43
Gambar 3.21. Halaman Training	43
Gambar 3.22. Halaman Testing.....	44
Gambar 3.23. Halaman Process.....	44
Gambar 3.24. Halaman Predict.....	45
Gambar 4.1. Halaman Data	49
Gambar 4.2. Halaman Chart.....	50
Gambar 4.3. Halaman Normalisasi Data	50
Gambar 4.4. Halaman Split Data Bagian Input	51
Gambar 4.5. Halaman Split Data Bagian Input	51
Gambar 4.6. Halaman Data Training.....	52
Gambar 4.7. Halaman Data Testing	52
Gambar 4.8. Halaman Proses	53
Gambar 4.9. Halaman Predict.....	54
Gambar 4.10. Grafik Perbandingan Berdasarkan Pembagian Data dan Jumlah Neuron	55
Gambar 4.11. Grafik Pengaruh Iterasi dan Learning Rate	56
Gambar 4.12. Grafik Hasil Pengujian Pada Data Testing.....	58

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. <i>State of The Art</i>	16
Tabel 2.2. <i>State of The Art</i> (Lanjutan)	17
Tabel 2.3. <i>State of The Art</i> (Lanjutan)	18
Tabel 2.4. <i>State of The Art</i> (Lanjutan)	19
Tabel 3.1. Contoh Data Harga Emas Harian	21
Tabel 3.2. Variable Masukan	22
Tabel 3.3. Contoh Data Sebelum Normalisasi	25
Tabel 3.4. Contoh Data Setelah Normalisasi	25
Tabel 3.5. Contoh Inisialisasi Bobot dan Bias	27
Tabel 3.6. Sinyal Input ke Hidden Layer	28
Tabel 3.7. Nilai Fungsi Aktivasi pada Hidden Layer	28
Tabel 3.8. Sinyal Input dari Output Layer	30
Tabel 3.9. Nilai Error pada Hidden Layer	30
Tabel 3.10. Bobot dan Bias Lama	31
Tabel 3.11. Bobot dan bias baru	31
Tabel 3.12. Contoh Bobot dan Bias Baru	33
Tabel 3.13. Sinyal Input ke Hidden Layer	34
Tabel 3.14. Nilai Fungsi Aktivasi pada Hidden Layer	34
Tabel 3.15. Contoh Hasil Prediksi pada Data Testing	37
Tabel 3.16. Spesifikasi Perangkat Keras	38
Tabel 3.17. Spesifikasi Perangkat Lunak	38
Tabel 3.18. Pengujian Pembagian Data dan Jumlah Neuron pada Hidden Layer	45
Tabel 3.19. Pengujian Pengaruh Iterasi dan Learning Rate	45
Tabel 3.20. Pengujian Sistem	46
Tabel 4.1. Hasil Pengujian Pembagian Data dan Jumlah Neuron pada Hidden Layer	54
Tabel 4.2. Hasil Pengujian Pengaruh Iterasi dan Learning Rate	56

DAFTAR MODUL

Modul 4.1. Fungsi Pengambilan Data	47
Modul 4.2. Fungsi Normalisasi Data.....	47
Modul 4.3. Fungsi <i>Split</i> Data.....	48
Modul 4.4. Fungsi Inisialisasi Bobot.....	48
Modul 4.5. Fungsi Forward	48
Modul 4.6. Fungsi Backward	49

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Emas merupakan logam mulia dan juga komoditas utama untuk investor dengan tujuan keuangan. Dalam ekonomi global, emas merupakan bagian dari cadangan internasional di sebagian besar bank nasional (Zakaria Alameera et al., 2019). Emas juga merupakan sebuah aset yang memiliki nilai tinggi dan setiap saat harganya selalu naik, berbeda dengan saham yang nilainya naik turun tergantung dengan keadaan pasar. Tetapi kebanyakan orang tidak memilih investasi emas, karena tidak tahu atau kurang paham tentang keuntungan dalam berinvestasi emas (Susi Handayani et al., 2022). Investasi merupakan penanaman modal jangka panjang dengan harapan mendapatkan keuntungan kedepannya. Dalam investasi dibutuhkan informasi sebagai bahan pertimbangan keputusan agar investasi berjalan dengan sukses sesuai perencanaan yang dibuat. Nilai dalam berinvestasi emas akan menimbulkan ketidak pastian karena harga emas sewaktu-waktu dapat mengalami perubahan. Setiap waktu harga emas mengalami penurunan atau kenaikan. Untuk menentukan kapan harus membeli dan menjual emas, investor sangat membutuhkan informasi untuk mengikuti perubahan harga emas (Anggraeni et al., 2020). Saat ini investor emas mengumpulkan beberapa informasi yang dibutuhkan sebagai bahan pertimbangan investasi dengan cara membaca melalui berbagai macam media informasi baik media cetak atau media elektronik. Hal ini membutuhkan usaha lebih dan memakan waktu yang lama. Kesulitan untuk mendapatkan informasi yang akurat menyebabkan investor akan sulit memprediksi harga emas (Yuan et al., 2020).

Harga emas dapat diprediksi dengan beberapa model algoritma seperti pada penelitian yang dilakukan oleh (Lasijan et al., 2023) yang menggunakan metode Long-Short Term Memory dalam memprediksi harga emas dunia. Long-Short Term Memory (LSTM) adalah salah satu variasi dari RNN yang melakukan modifikasi pada RNN dengan cara menambahkan memory *cell* yang berguna untuk menyimpan informasi jangka panjang. LSTM digunakan sebagai solusi untuk mengatasi terjadinya *exploding gradient* atau *vanishing gradient* pada RNN ketika mengolah data sekuensial yang panjang. Hasil analisis dan pembahasan mengenai prediksi harga emas menggunakan metode Long-Short Term Memory, yaitu melakukan analisis data menggunakan *trial and error* untuk menentukan proporsi data *training* dan data *testing* serta untuk menentukan *hyperparameter*, yang menghasilkan 18 model trial LSTM. Pemilihan model terbaik setelah dilakukan proses *training* pada 18 model LSTM, diperoleh model LSTM terbaik yaitu model trial 2 dengan nilai MAPE sebesar 2,70601, yang merupakan model dengan perbandingan data *training* 70% dan data *testing* 30%, serta memiliki *hyperparameter* yaitu *batch size* sebanyak 1, *units* sebanyak 1, jenis optimizer AdaGrad, dan *learning rate* sebesar 0,1 dengan proses training yang dilakukan.

Terdapat juga penelitian lain yang menggunakan metode *Artificial Neural Network* dalam memprediksi harga emas yang dilakukan oleh (Nadir & Sukmana, 2023). Penelitian tersebut melakukan prediksi pada harga emas ANTAM Logam Mulia untuk 5 bulan ke

depan. Data diperoleh dari situs resmi Logam Mulia. Metode *Artificial Neural Network* (ANN) diterapkan dengan melalui beberapa tahapan, yaitu tahap *training*, *testing* dan prediksi, dengan penggunaan 3 skenario pembagian data. Skenario data 90% *training* & 10% *testing* yang pada tahap *training* diperoleh arsitektur terbaik 5-20-1 dengan akurasi 91.89% dan menghasilkan akurasi 76.43% pada tahap *testing*. Skenario data 80% *training* & 20% *testing* yang pada tahap *training* diperoleh arsitektur terbaik 5-30-1 dengan akurasi 90.77% dan menghasilkan akurasi 56.51% pada tahap *testing*. Skenario data 70% *training* & 30% *testing* yang pada tahap *training* diperoleh arsitektur terbaik 5-20-1 dengan akurasi 91.92% dan menghasilkan akurasi 56.12% pada tahap *testing*. Dengan demikian, harga prediksi emas yang digunakan adalah prediksi pada skenario data *training* 90% dan *testing* 10%, dikarenakan hasil evaluasi dengan data *testing* akurasinya lebih baik dibandingkan kedua skenario lainnya.

Artificial Neural Network merupakan metode pembelajaran terbimbing (*supervised learning*) (Untoro, 2020). Cara kerja algoritma ini seperti jaringan syaraf biologis pada manusia. Elemen masukan akan dihubungkan dengan elemen pemroses oleh suatu aturan dan bobot. Algoritma ini sering digunakan di bidang ekonomi terutama yang berhubungan dengan prediksi data. Salah satu metode pembelajaran yang dapat digunakan adalah *backpropagation*.

Backpropagation merupakan model jaringan syaraf tiruan dengan layer jamak, metode ini melatih jaringan untuk mengenal pola yang digunakan selama pembelajaran serta kemampuan dalam memberikan respon yang benar terhadap pola masukan serupa dengan pola yang digunakan dalam pembelajaran (Hafiz Denasputra, 2019). Metode ini sangat cocok digunakan untuk memprediksi suatu kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan data masa lalu atau data historis. Dengan demikian metode ini cocok digunakan untuk memprediksi harga emas karena harga emas dipengaruhi oleh data-data yang sudah ada sebelumnya yakni harga emas masa lalu (Hafid Akbar Fikri, 2023).

Terdapat beberapa penelitian yang pernah menggunakan metode *backpropagation neural network* untuk memprediksi harga emas. Penelitian yang dilakukan oleh (Kurniawati & Muhajir, 2022) menggunakan metode *backpropagation neural network* dalam pelatihan *multilayer*. Tujuan diterapkannya algoritma *backpropagation* adalah untuk mencari bobot dan bias optimal agar mendapatkan hasil kesalahan terkecil atau Mean Square Error (MSE). Penelitian ini berfokus pada pemodelan *backpropagation* untuk memprediksi harga emas dalam skala harian. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model *backpropagation* dapat memilih indikator teknikal sebagai variabel input yang relevan dan *neuron* pada lapisan tersembunyi. Hal tersebut menunjukkan bahwa model *backpropagation* memiliki kinerja yang baik dalam peramalan harga emas.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Dwi Oktavia, 2021) meneliti tentang bagaimana mengetahui tingkat akurasi pada *backpropagation neural network* dalam memprediksi harga emas. Model algoritma *backpropagation* ini diterapkan pada data harga emas bulan Februari 2013 sampai Februari 2021 dengan variabel inputnya yaitu harga emas dunia. Struktur jaringan terbaik yang diperoleh adalah dengan 3 *neuron* input, 5 *neuron* pada *hidden layer* 1, dan 4 *neuron* pada *hidden layer* 2. Hasil peramalan harga emas untuk 10 periode ke depan menghasilkan *error* terkecil pada 9 Februari 2021 yaitu sebesar 1.491, dan *error* terbesar

pada tanggal 5 Februari 2021 sebesar 47.518 dengan menghasilkan MAPE sebesar 0.74%. Penelitian yang dilakukan (Andy Santoso & Seng Hansun, 2019) juga menggunakan algoritma *backpropagation* untuk mempelajari data 5 (lima) hari sebelumnya yang akan digunakan untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) kedepannya. Penelitian ini memiliki tingkat akurasi berupa MSE *testing* sebesar 320,49865083640924 dengan menggunakan learning rate 0,3.

Metode *backpropagation* memiliki kelebihan pada generalisasi dan ekstraksi dari suatu pola data tertentu sehingga metode ini mampu memformulasikan pengalaman dan pengetahuan prediksi, serta sangat fleksibel dalam perubahan aturan prakiraan. *backpropagation* akan mencari nilai bobot dan bias terbaik dan dapat meminimalkan kesalahan *output* agar dapat menjadi solusi yang dianggap benar (Novita & Putri, 2021).

Perbedaan penelitian yang akan dilakukan berdasarkan referensi dari penelitian terdahulu dengan menggunakan algoritma *backpropagation* adalah penelitian ini akan berfokus membangun model prediksi harga emas penutup (*close*) dengan mengukur nilai Mean Square Error (MSE) terendah sebagai indikator kinerja model. Perbedaan lainnya terdapat pada unit masukan dalam model ini, yang terdiri dari harga emas pembuka, harga emas tertinggi, harga emas terendah, dan jumlah emas yang terjual dalam satu hari, sedangkan unit keluarannya adalah harga emas penutup pada hari tersebut. Arsitektur jaringan *backpropagation* yang digunakan adalah 4-8-1, dengan 4 *neuron* pada *input layer*, 8 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 *neuron* pada *output layer*. Penelitian ini juga menerapkan skenario pengujian terhadap variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer* serta pengaruh jumlah *iterasi* dan nilai *learning rate*, dengan tujuan untuk mendapatkan nilai *error* paling rendah pada prediksi harga emas penutup (*close*). Penelitian ini menggunakan data historis harga emas harian dunia, sejak Januari tahun 2019 sampai dengan April tahun 2025. Data yang digunakan bersifat sekunder, yakni data yang diperoleh dari sumber yang sudah ada. Sumber data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari *investing.com*. Data yang digunakan berjumlah 1629 baris data yang dibagi menjadi 70% (1140) data *training* dan 30% (489) data *testing*.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan di atas adalah bagaimana memprediksi harga emas penutup (*close*) dengan menggunakan model algoritma *backpropagation* sehingga dapat memprediksi harga emas di masa mendatang.

1.3. Batasan Masalah

Agar masalah yang dibahas menjadi fokus dan lebih jelas dalam mencapai sasaran, maka dibuat batasan dari perumusan masalah di atas, diantaranya adalah:

1. Data historis harga emas yang digunakan didapatkan dari *investing.com*, yaitu data harga emas harian dunia, sejak Januari tahun 2019 sampai dengan April tahun 2025 dengan jumlah dataset sebanyak 1629 baris data. Data dibagi menjadi dua yaitu data *training* sebanyak 1140 data dan data *testing* sebanyak 489 data.
2. Variabel yang digunakan sebagai input adalah *open*, *high*, *low*, dan *volume*. Serta variabel yang digunakan sebagai target adalah *close*.
3. Arsitektur *backpropagation* yang digunakan adalah 4-8-1. Nilai 4 sebagai jumlah *input layer*, nilai 8 sebagai *neuron* pada *hidden layer*, dan nilai 1 sebagai jumlah *output layer*.
4. Data harga emas yang digunakan yaitu harga emas 24 karat per ons.
5. Prediksi dilakukan dalam skala harian.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini adalah untuk mendapatkan hasil prediksi harga emas penutup (*close*) menggunakan algoritma *backpropagation neural network* dengan mengukur nilai Mean Square Error (MSE) paling rendah pada setiap skenario pengujian.

1.5. Manfaat Penelitian

Diharapkan hasil dari penelitian ini mampu menjadi pengembangan ilmu pengetahuan dalam sarana belajar yang telah dilakukan selama masa perkuliahan, serta manfaat lain penelitian ini diharapkan berguna untuk membantu investor dalam membuat keputusan yang lebih baik tentang kapan membeli atau menjual emas. Langkah ini dapat menghasilkan keuntungan yang lebih besar dan mengurangi risiko kerugian.

1.6. Tahapan Penelitian

Alur pada tahapan penelitian yang dilakukan akan dijelaskan melalui metodologi penelitian dan metode pengembangan sistem yang akan dijelaskan sebagai berikut:

1.6.1. Metodologi Penelitian

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Berikut merupakan tahapan penelitian yang mengacu pada (Rachman et al., 2024):

1. Rumusan Masalah
Menemukan masalah sebagai indikasi dari penelitian.
2. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mencari informasi dan data dari penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan. Dengan adanya penelitian terdahulu ini dapat mendukung dalam menyelesaikan masalah dalam penelitian ini.

3. Perumusan Hipotesis

Perumusan hipotesis disusun berdasarkan dukungan teori pada studi literatur.

4. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari *investing.com*.

5. Analisis Kebutuhan Data & Analisis Model

Pada tahap ini dilakukan analisis kebutuhan data dan analisis model kemudian dilanjutkan data *preprocessing* serta eksperimen dan pengujian metode.

a. Analisis Kebutuhan Data

Analisis kebutuhan data dilakukan untuk membagi data dan variabel masukan yang akan digunakan dalam penelitian.

b. Analisis Model

Analisis model pada penelitian ini adalah analisis *backpropagation neural network* dengan arsitektur jaringan 4-8-1. Nilai 4 sebagai jumlah *input layer*, nilai 8 sebagai *neuron* pada *hidden layer*, dan nilai 1 sebagai jumlah *output layer*.

6. Data *Preprocessing*

Pengolahan data awal yang dilakukan untuk mempermudah proses komputasi pada penelitian.

7. Eksperimen & Pengujian Metode

Tahap ini adalah penyelesaian masalah dengan menggunakan metode *backpropagation*.

8. Kesimpulan dan Saran

Tahap terakhir dalam penelitian ini adalah menyimpulkan hasil penelitian dan memberikan saran kepada penelitian selanjutnya.

1.6.2. Metodologi Pengembangan Sistem

Metode pengembangan sistem yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *waterfall*. Berikut tahapan *waterfall* menurut (Pressman, 2010):

1. *Communication*

Tahapan awal yang dilakukan dari model *waterfall* adalah dengan melakukan identifikasi permasalahan-permasalahan yang ada dan juga informasi lain yang diperlukan untuk membangun sistem.

2. *Planning*

Tahap *planning* ini melakukan kegiatan dalam menentukan sumber daya, spesifikasi berdasarkan kebutuhan sistem agar pengembangan sistem sesuai dengan yang diharapkan.

3. *Modeling*

Tahap ini merupakan gambaran dari model sistem yang akan dibangun. Dalam tahap ini dilakukan proses desain untuk menunjang kebutuhan sistem.

4. *Construction*

Tahap ini digunakan untuk membangun sistem yang sesuai dengan tahapan sebelumnya serta melakukan pengujian pada sistem yang dibuat.

5. *Deployment*

Tahap ini dilakukan dengan mengirimkan sistem yang telah dibuat kepada pengguna.

1.7. **Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan dalam penelitian ini, disusun sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memperkenalkan topik penelitian dan menggali dasar-dasar yang melatar belakangnya. Dimulai dengan menjelaskan mengapa penelitian ini penting. Selanjutnya, Rumusan Masalah dan Batasan Masalah akan mengidentifikasi fokus spesifik dari penelitian. Tujuan yang ingin dicapai dijelaskan dalam Tujuan Penelitian, diikuti oleh Manfaat Penelitian yang menguraikan kontribusi yang diharapkan. Bab ini juga mencakup Tahapan Penelitian yang merinci metodologi penelitian dan pengembangan sistem yang digunakan, serta diakhiri dengan Sistematika Penulisan tugas akhir secara keseluruhan.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini mengulas landasan teori dan konteks penelitian terdahulu. Landasan Teori memuat konsep-konsep kunci seperti emas, prediksi, Artificial Neural Network (ANN), normalisasi data, Backpropagation Neural Network (BNN), MSE, dan denormalisasi data, yang menjadi pondasi pemikiran di balik penelitian. Selain itu, Penelitian Sebelumnya akan mengulas studi-studi relevan yang telah dilakukan, memberikan perbandingan dan posisi penelitian ini di antara penelitian-penelitian sebelumnya.

3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan pendekatan yang digunakan dalam melakukan penelitian dan mengembangkan sistem. Metodologi Penelitian merinci langkah-langkah seperti studi pustaka, perumusan hipotesis, pengumpulan data, analisis kebutuhan dan model, data preprocessing, serta eksperimen dan pengujian metode. Sementara itu, Metodologi Pengembangan Sistem menguraikan analisis perangkat keras dan lunak, perancangan proses, perancangan antar muka, serta perancangan pengujian metode dan sistem, memastikan bahwa pengembangan dilakukan secara sistematis.

4. BAB IV HASIL PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan temuan dari penelitian. Hasil Penelitian memuat implementasi algoritma dan perangkat lunak yang telah dibangun. Bagian Pengujian akan menunjukkan bagaimana sistem atau metode yang diusulkan telah diuji dan divalidasi. Terakhir, Pembahasan akan menganalisis temuan-temuan tersebut, menjelaskan implikasinya, dan mengaitkannya dengan teori serta penelitian sebelumnya.

5. BAB V PENUTUP

Pada bab ini merangkum seluruh penelitian. Kesimpulan akan menjawab rumusan masalah dan menyarikan temuan utama yang diperoleh. Bab ini juga mencakup Saran yang berisi rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut atau penelitian di masa mendatang.

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1. Landasan Teori

Penelitian ini mengkaji penerapan algoritma *backpropagation neural network* untuk memprediksi harga emas penutup (*close*). Landasan teori ini akan membahas konsep-konsep kunci yang mendasari penelitian ini, meliputi harga emas, prediksi, Jaringan Saraf Tiruan, serta algoritma Backpropagation.

2.1.1. Emas

Emas merupakan satu dari sekian banyak barang yang dapat digunakan sebagai instrumen berinvestasi. Berinvestasi emas menjadi populer di kalangan masyarakat karena mudah untuk dilakukan oleh semua lapisan masyarakat. Akan tetapi harga emas bisa saja berubah sewaktu-waktu baik dalam menit, jam, maupun hari sehingga menyebabkan ketidakpastian harga (Sholeh et al., 2021). Pada umumnya emas merupakan perhiasan atau benda koleksi yang biasa dijadikan investasi jangka panjang. Investasi emas memiliki banyak keuntungan karena investasi yang mudah diuangkan atau liquid dan tidak adanya pajak (Anisa Aulia et al., 2022). Adapun keuntungan lainnya dari investasi emas yaitu bahwa emas memiliki sifat yang tahan terhadap inflasi. Ketika terjadi inflasi nilai mata uang mengalami penurunan, sedangkan hal ini tidak terjadi terhadap emas, emas akan mengalami kenaikan seiring tingginya inflasi. Namun kebanyakan orang lebih memilih untuk berinvestasi dengan cara lain, tanpa tau keuntungan dalam berinvestasi emas (Yunita Shara Lubis et al., 2021).

2.1.2. Prediksi

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan sesuatu yang mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu yang dimiliki. Dalam memprediksi sesuatu tidak harus memberikan jawaban yang pasti terjadi di masa yang akan datang, tetapi berusaha untuk mencari jawaban yang akurat yang nantinya mungkin akan terjadi (Regi Apriandi et al., 2022). Prediksi dapat digunakan untuk mengatasi beberapa kasus seperti Prediksi Harga Emas Dengan Algoritma Backpropagation yang dilakukan oleh (Hafid Akbar Fikri, 2023). Penelitian tersebut menerapkan *backpropagation neural network* untuk memprediksi harga emas dan memberikan tingkat akurasi yang tinggi sebab kinerjanya dipengaruhi oleh parameter tingkat pembelajaran yang akan dimodelkan. Metode *backpropagation* dapat melaksanakan proses pembelajaran sesuai pola yang diberikan. Hasilnya prediksi harga emas menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan *backpropagation* cukup baik memprediksi harga emas dengan nilai keakuratan pada jaringan dapat ditingkatkan dengan memperbanyak pelatihan sehingga mempengaruhi nilai keakuratan seperti *error*, jumlah *epoch*, arsitektur jaringan, serta fungsi aktivasi. MSE yang diperoleh pada pengujian jaringan tersebut memperoleh nilai 0.0034849. Penelitian lainnya dilakukan oleh (Dwi Oktavia, 2021) dengan judul Penerapan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Harga Emas. Penelitian ini menggunakan model pelatihan *Artificial Neural Network* pada

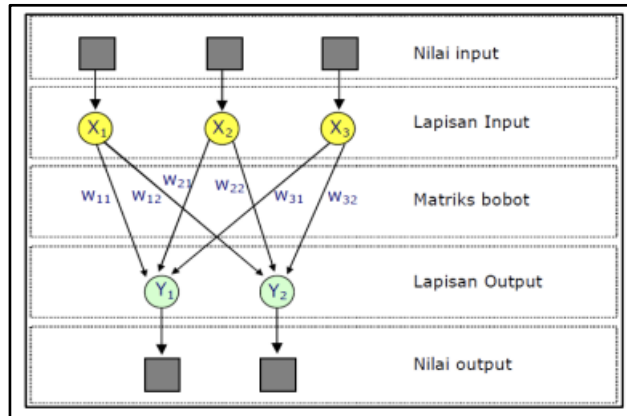
data harga emas bulan Februari 2013 sampai Februari 2021 dengan variabel inputnya yaitu harga emas dunia. Struktur jaringan terbaik yang diperoleh adalah dengan 3 neuron input, 5 neuron pada hidden layer 1, dan 4 neuron pada hidden layer 2. Hasil peramalan harga emas untuk 10 periode ke depan menghasilkan error terkecil pada 9 Februari 2021 yaitu sebesar 1.491, dan error terbesar pada tanggal 5 Februari 2021 sebesar 47.518 dengan menghasilkan MAPE sebesar 0.74%.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (David Wibowo & Somya, 2023) juga melakukan prediksi dengan menggunakan metode *backpropagation neural network* dalam memprediksi harga *Cryptocurrency Ethereum*. Penelitian tersebut meneliti tentang penggunaan *backpropagation neural network* untuk mengetahui seberapa efektif penggunaan algoritma tersebut dengan 3 buah arsitektur jaringan yaitu 3-8-1, 3-9-1 dan 3-10-1. *output* dari hasil prediksi *Cryptocurrency Ethereum* menggunakan algoritma *backpropagation neural network* tersebut dibuat dalam bentuk sistem informasi berbasis website dengan hasil nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari *learning rate* 0,001 yaitu sebesar 1.4694, 1.4839 dan 1.4727. Selain itu sistem informasi hasil prediksi tersebut dapat mempermudah dalam pemantauan hasil prediksi *Ethereum* yang sudah diolah, agar mudah dipahami oleh masyarakat umum.

2.1.3. Artificial Neural Network (ANN)

Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network/ANN*) adalah bentuk algoritma pembelajaran mesin yang terinspirasi oleh perilaku neuron biologi yang terletak di otak dan sistem syaraf pusat manusia (Izati et al., 2019). Input ke jaringan syaraf tiruan biasanya diumpankan ke *neuron* buatan dalam satu atau lebih lapisan tersembunyi, dimana mereka dibobot dan diproses untuk memutuskan *output* ke lapisan berikutnya (Verma et al., 2020). ANN sering kali menggunakan aturan propagasi balik (*backpropagation*) berbasis penurunan *gradien* yang memungkinkan kumpulan *bobot* dan *bias* untuk lapisan tersembunyi dan *neuron* lapisan keluaran disetel secara adaptif. Sifat *self*-adaptif ini berarti ANN mampu menangkap hubungan yang sangat kompleks dan *non-linear* antara variable dependen dan independen tanpa sepengetahuan sebelumnya (Naufal et al., 2023). ANN telah banyak digunakan dalam berbagai macam tugas prediksi yang memerlukan pemahaman yang baik tentang asumsi yang mendasari model probabilitas sistem yang menghasilkan data, atau dengan kata lain ANN merupakan metode yang mampu beradaptasi dengan model sistem yang mendasar (Veri et al., 2022).

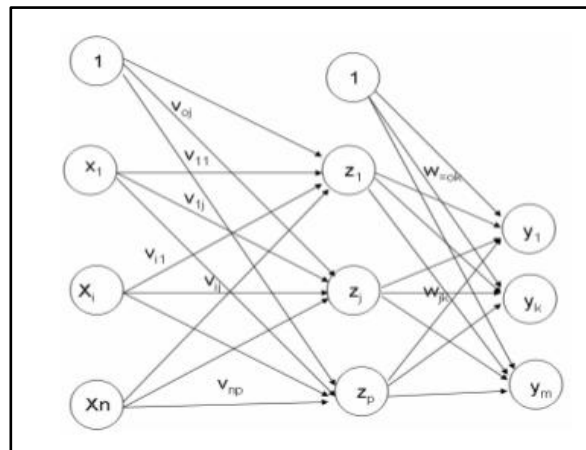
Jaringan Syaraf Tiruan memiliki dua arsitektur yaitu Jaringan layer tunggal (*Single Layer Network*) dan Jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer*). Gambar 2.1 merupakan arsitektur *single layer* jaringan saraf tiruan, di mana pada lapisan ini semua masukan (*input*) akan langsung diproses menjadi bentuk keluaran (*output*) tanpa melalui proses lapisan tersembunyi.



Gambar 2.1. Arsitektur jaringan syaraf tiruan single layer

Sumber : (Ranti Vidia Mahyunis, 2022)

Pada Gambar 2.2 adalah arsitektur jaringan saraf tiruan Multilayer, terlihat y_k , z_j , dan x_i masing-masing merupakan nilai keluaran/output dari *output layer*, *hidden layer* dan lapisan masukan *input*. W_{jk} adalah bobot antara *output layer* dan *hidden layer*, dan V_{ij} merupakan bobot antara lapisan tersembunyi dan lapisan masukan. Kelebihan arsitektur ini dapat menyelesaikan permasalahan lebih baik daripada arsitektur *single layer* walaupun terdapat pada proses pembelajaran yang lebih rumit (Nadir & Sukmana, 2023).



Gambar 2.2. Arsitektur jaringan syaraf tiruan multilayer

Sumber : (Nadir & Sukmana, 2023)

2.1.4. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah cara untuk merencanakan dataset agar dapat menghilangkan karakteristik yang tidak menguntungkan seperti terbebas dari anomali penyisipan, pembaharuan, dan penghapusan. Teknik normalisasi mentransformasikan data ke dalam bentuk skala rentang tertentu (Yuan et al., 2020). Beberapa contoh teknik normalisasi yang ada seperti normalisasi menggunakan *feature scaling min-max*, normalisasi *z-score* dan normalisasi penskalaan desimal. Pada persamaan dibawah ini, merupakan teknik normalisasi menggunakan *min-max* (Lee et al., 2024).

$$X_{normalisation} = \frac{x - \min Value(x)}{\max Value(x) - \min Value(x)} \dots\dots\dots (2.1)$$

2.1.5. Backpropagation Neural Network (BNN)

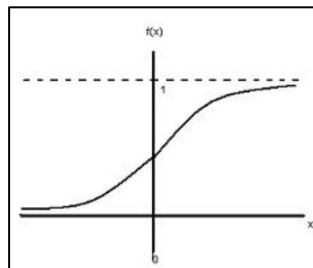
Saat ini algoritma pembelajaran jaringan syaraf yang paling banyak digunakan adalah algoritma *backpropagation* dan hampir 90% aplikasi jaringan syaraf didasarkan pada algoritma *backpropagation* (Kurniawati & Muhajir, 2022). Fungsi transfer untuk *neuron* dalam jaringan syaraf *backpropagation* biasanya merupakan fungsi yang terdiferensiasi tipe *sigmoid biner*, yang dapat memperoleh pemetaan nonlinier antara *input* dan *output*. Metode ini telah berhasil diterapkan diberbagai bidang seperti pemrosesan sinyal, jaringan komputer, medis, pengenalan suara, pengenalan pola, dan kompresi data (Ariesta Putri & Setiawan Wibisono, 2019). Fungsi *sigmoid biner* memiliki nilai pada range 0 sampai 1 yang dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \dots \dots \dots (2.2)$$

Keterangan:

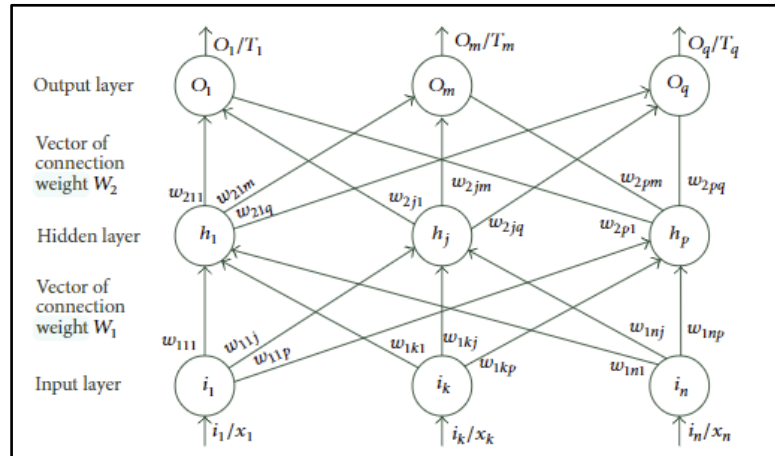
- $f(x)$ = Fungsi aktivitas *sigmoid biner*
- e^{-x} = Eksponensial pangkat minus data ke-x
- e = Bilangan eural

Gambaran mengenai fungsi aktivasi *sigmoid biner* dapat dilihat melalui Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner
Sumber : (Wibawa et al., 2021)

Algoritma *backpropagation neural network* banyak diusulkan untuk menyeimbangkan antara kemampuan memanggil kembali secara sempurna pola yang dilatih dengan kemampuan menghasilkan respons yang bisa diterima terhadap pola-pola masukan yang serupa dengan pola-pola yang sebelumnya telah dilatih. Model ini nantinya diharapkan dapat memprediksi suatu nilai harga emas yang cukup baik untuk referensi perencanaan investasi emas (Ranti Vidia Mahyunis, 2022). Struktur topologi jaringan syaraf *backpropagation* pada Gambar 2.4. dengan tiga lapisan: lapisan *input*, lapisan *hidden*, lapisan *output*, menunjukkan pembelajaran mandiri dan kemampuan beradaptasi sendiri, di mana bobot pada setiap lapisan dalam jaringan *backpropagation* ditetapkan ke dalam proses transmisi sinyal kedepan. Mereka dapat dilatih melalui pembelajaran untuk menentukan bobot dalam jaringan, sehingga menunjukkan kemampuan beradaptasi diri yang tinggi terhadap lingkungan dan kemampuan belajar mandiri. Sehingga *backpropagation neural network* sangat kuat dan toleran terhadap kesalahan (Lyu et al., 2022).



Gambar 2.4. Struktur jaringan syaraf tiruan backpropagation

Sumber : (Lyu et al., 2022)

Algoritma *backpropagation* memiliki 2 tahap yaitu propagasi maju (*feed forward*) dan mundur (*backward*). Adapun tahapan-tahapan *backpropagation* menurut (Wulan Prima Safitri, 2023) dapat dijelaskan sebagai berikut:

Langkah 0 : inisialisasi semua bobot dan bias dengan bilangan acak

Langkah 1 : jika kondisi perhentian belum terpenuhi, maka lakukan langkah 2 hingga 9

Langkah 2 : untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3 hingga 8

Tahapan *Feedforward* :

Langkah 3 : untuk setiap neuron masukan ($x_i, i=1,2,3,...,n$) menerima sinyal masukan x_i dan menyebar keseluruh neuron kepada lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Langkah 4 : untuk setiap neuron pada *hidden layer* ($z_j, j=1,2,...,p$) dihitung nilai masukan dengan nilai bobot dengan rumus sebagai berikut

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n (x_i \cdot v_{ij}) \dots \dots \dots (2.3)$$

Keterangan:

- v_{0j} = bias *input layer* ke *hidden layer*
- x_i = sinyal input
- v_{ij} = bobot *input layer* ke *hidden layer*
- z_in_j = sinyal masuk pada *hidden layer*

Hasil dari perhitungan tersebut akan dimasukan ke dalam fungsi aktivasi (z_j) dengan menggunakan rumus (2.2) kemudian sinyal dikirimkan ke semua neuron pada lapisan keluaran.

Langkah 5 : untuk setiap lapisan keluaran ($y_k, k=1,2,...,m$) dihitung nilai masukan dengan nilai bobot dengan persamaan :

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^n (z_j \cdot w_{jk}) \dots \dots \dots (2.4)$$

Keterangan:

w_{0k} = bias *hidden layer* ke *output layer*
 w_{jk} = bobot *hidden layer* ke *output layer*
 z_j = hasil dari perhitungan dengan fungsi aktivasi pada *hidden layer*
 y_{in_k} = sinyal masuk pada *output*

Hasil tersebut dihitung dengan menggunakan fungsi aktivasi:

$$y_k = f(y_{in_k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{in_k}}} \dots\dots\dots(2.5)$$

Tahap Backward:

Langkah 6 : untuk setiap lapisan keluaran ($y_k, k=1,2,...,m$) menerima pola target yang sesuai dengan pola masukan yang kemudian dihitung informasi kesalahan dengan rumus:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f(y_{in_k}) \dots\dots\dots(2.6)$$

Keterangan:

δ_k = faktor koreksi *output layer*
 t_k = target
 y_k = *output* pelatihan

Menghitung koreksi nilai bobot yang akan digunakan untuk memperbarui nilai w_{jk}

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \dots\dots\dots(2.7)$$

Keterangan:

Δw_{jk} = delta perubahan bobot *output layer*
 α = *learning rate*
 δ_k = faktor koreksi *output layer*
 z_j = fungsi aktivasi pada *hidden layer*

Hitung koreksi nilai bias yang akan digunakan untuk memperbarui nilai w_{0k} dengan rumus:

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \dots\dots\dots(2.8)$$

Keterangan:

Δw_{0k} = delta perubahan bias *output layer*

Langkah 7 : untuk setiap neuron hidden layer ($z_j, j=1,2,...,p$) menjumlahkan bobot setiap neuron yang dikalikan dengan kesalahan informasinya.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^n \delta_k w_{jk} \dots\dots\dots(2.9)$$

Keterangan:

$\delta_{in\ j}$ = faktor koreksi *hidden layer*
 δ_k = faktor koreksi *output layer*
 w_{jk} = bobot *hidden layer* ke *output layer*

Mengalikan nilai turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung kesalahan dengan rumus:

$$\delta_j = \delta_{in\ j} f'(z_{in\ j}) \dots \dots \dots (2.10)$$

Keterangan:

δ_j = faktor koreksi *hidden unit*
 $z_{in\ j}$ = sinyal masuk pada *hidden layer*

Hitung koreksi nilai bobot untuk memperbaharui v_{0j} dengan rumus:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \dots \dots \dots (2.11)$$

Keterangan:

Δv_{ij} = koreksi bias *hidden layer*
 δ_j = faktor koreksi *hidden unit*
 α = *learning rate*
 x_i = sinyal *input*

Hitung nilai koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaharui nilai v_{0j} dengan rumus:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \dots \dots \dots (2.12)$$

Langkah 8 : setiap nilai keluaran ($y_k, k=1,2,\dots,m$) memperbaiki bobot ($j=1,2,\dots,p$)

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk} \dots \dots \dots (2.13)$$

Keterangan:

$w_{jk}(\text{new})$ = bobot baru *hidden layer* ke *output layer*
 $w_{jk}(\text{old})$ = bobot lama *hidden layer* ke *output layer*

Setiap neuron tersembunyi memperbaiki bobotnya ($z_j, j=1,2,\dots,p$) dengan menjumlahkan nilai bobot lama dengan nilai delta bobot.

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij} \dots \dots \dots (2.14)$$

Langkah 9 : menguji kondisi berhenti, jika nilai kesalahan yang dihasilkan lebih kecil dari nilai kesalahan referensi

2.1.6. MSE

MSE (*Mean Square Error*) merupakan proses validasi yang akan menghasilkan nilai keakuratan prediksi. Nilai akurasi dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut (Abu-Doush et al., 2023):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_n)^2 \dots\dots\dots (2.15)$$

Keterangan:

- y_i = nilai aktual data
- y_n = nilai hasil prediksi
- Σ = jumlah dari seluruh data

2.1.7. Denormalisasi Data

Denormalisasi merupakan proses mengembalikan data ke nilai asalnya, dengan rumus dalam (Lasijan et al., 2023) sebagai berikut:

$$x_i = y_n (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \dots\dots\dots (2.16)$$

Keterangan:

- y_n = nilai hasil prediksi
- x_{\max} = nilai maksimum pada data
- x_{\min} = nilai minimum pada data

2.2. Penelitian Sebelumnya

Permasalahan mengenai bagaimana mendapatkan hasil peramalan harga emas yang lebih akurat menggunakan metode *backpropagation* telah dilakukan pada penelitian sebelumnya, yang dilakukan oleh (Hafid Akbar Fikri, 2023). dalam penelitian ini algoritma *backpropagation* digunakan untuk menghitung dan memprediksi harga emas dengan akurat. Dalam kasus ini data yang digunakan adalah data sekunder, dimana variabel yang menjadi input adalah *open*, *high*, dan *low*, sedangkan variabel output dari hasil prediksi harga emas ini adalah *price*. Proses training *backpropagation* ini menggunakan arsitektur jaringan dengan hasil MSE (*Mean Square Error*) adalah 0.0034849.

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh (Dwi Oktavia, 2021), melakukan prediksi untuk mengetahui tingkat akurasi pada *backpropagation neural network*. Model algoritma *backpropagation* ini diterapkan pada data harga emas bulan Februari 2013 sampai Februari 2021 dengan variabel inputnya yaitu harga emas dunia. Struktur jaringan terbaik yang diperoleh adalah dengan 3 *neuron* input, 5 *neuron* pada *hidden layer* 1, dan 4 *neuron* pada *hidden layer* 2. Hasil peramalan harga emas untuk 10 periode ke depan menghasilkan *error* terkecil pada 9 Februari 2021 yaitu sebesar 1.491, dan *error* terbesar pada tanggal 5 Februari 2021 sebesar 47.518 dengan menghasilkan MAPE sebesar 0.74%.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh (Nadir & Sukmana, 2023), melakukan perancangan sistem prediksi harga emas berdasarkan data time series menggunakan metode

artificial neural network. Penelitian tersebut dilakukan untuk memprediksi harga emas ANTAM Logam Mulia dalam 5 bulan ke depan. Metode *artificial neural network* diterapkan dengan melalui beberapa tahapan, yaitu tahap *training*, *testing* dan prediksi, dengan penggunaan 3 skenario pembagian data. Skenario data 90% training & 10% testing yang pada tahap training diperoleh arsitektur terbaik 5-20-1 dengan akurasi 91.89% dan menghasilkan akurasi 76.43% pada tahap testing. Skenario data 80% training & 20% testing yang pada tahap training diperoleh arsitektur terbaik 5-30-1 dengan akurasi 90.77% dan menghasilkan akurasi 56.51% pada tahap testing. Skenario data 70% training & 30% testing yang pada tahap training diperoleh arsitektur terbaik 5-20-1 dengan akurasi 91.92% dan menghasilkan akurasi 56.12% pada tahap testing. Dengan demikian, harga prediksi yang digunakan adalah prediksi pada skenario data training 90% dan testing 10%, dikarenakan hasil evaluasi dengan data testing akurasinya lebih baik dibandingkan kedua skenario lainnya.

Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh (Verma et al., 2020), juga melakukan pengujian perbandingan berbasis *Artificial Neural Network* untuk meningkatkan akurasi peramalan harga emas melalui metode penurunan *gradien* yang dimodifikasi. Dalam penelitian tersebut pengujian dilakukan dengan membandingkan perkiraan harga emas di pasar India dengan menggunakan beberapa teknik *artificial neural network*, yaitu metode *Gradient Descent (GDM)*, metode *Resilient Backpropagation (RP)*, metode *Scaled Conjugate Gradient (SCG)*, metode *Levenberg-Marquardt (LM)*, metode *Regularisasi Bayesian (BR)*, metode *One Step Secant (OSS)* dan metode *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Quasi Newton (BFGS)*. Peningkatan akurasi peramalan dicapai dengan mengusulkan dan mengembangkan beberapa algoritma *GDM* yang dimodifikasi yang menggabungkan fungsi optimasi berbeda dengan menggantikan fungsi kesalahan kuadrat standar *GDM*. Hasilnya penelitian ini menunjukkan bahwa efisiensi peramalan meningkat pesat dengan penerapan metode modifikasi yang di usulkan.

(Andy Santoso & Seng Hansun, 2019) juga menggunakan metode *backpropagation neural network* dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Dalam penelitian tersebut algoritma *backpropagation* digunakan untuk mempelajari data 5 (lima) hari sebelumnya yang akan digunakan dalam memprediksi harga Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) kedepannya. Penelitian ini memiliki tingkat akurasi berupa hasil MSE testing sebesar 320,49865083640924.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Abu-Doush et al., 2023), menyajikan kerangka baru dalam memprediksi harga emas menggunakan algoritma optimasi *archive-based harris hawks* untuk melatih *Neural Network Feedforward* yang disebut *perceptron Multilayer (AHHO-NN)*. Model ini dapat menemukan jumlah bobot dan bias yang dapat menghasilkan prediksi harga emas yang akurat. Model ini juga dapat membantu peneliti dalam mengidentifikasi investasi masa depan dan mengambil keputusan yang lebih baik di bidang investasi. Data yang digunakan yaitu data inflasi, harga bijih logam, harga besi tua, harga minyak, dan harga mata uang yang digunakan sebagai input dari model tersebut. Kumpulan data dinormalisasikan menggunakan *min-max*, kemudian data dibagi menjadi dua skenario pengujian. Pengujian pertama yaitu 30% untuk *testing* dan 70% untuk *training*, sedangkan skenario kedua 10% untuk *testing* dan 90% untuk *training*. Hasilnya dari dua metode

pengujian yang dibandingkan dalam memperkirakan harga emas menunjukkan bahwa peramalan harga emas lebih akurat saat menggunakan skenario pengujian yang kedua.

Dari beberapa penelitian terdahulu (sebelumnya), maka dapat diringkaskan menjadi suatu bentuk tabel *State of The Art* yang dapat dilihat pada Tabel 2.1. berikut ini.

Tabel 2.1. *State of The Art*

No	Judul dan Nama Peneliti	Tahun	Metode	Hasil
1.	Prediksi Harga Emas Dengan Algoritma Backpropagation (Hafid Akbar Fikri, 2023)	2023	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Hasil prediksi harga emas dengan proses training <i>backpropagation neural network</i> ini menghasilkan arsitektur jaringan dengan hasil MSE (<i>Mean Square Error</i>) adalah 0.0034849.
2.	Penerapan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Harga Emas (Dwi Oktavia, 2021).	2021	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Model algoritma <i>backpropagation</i> ini diterapkan dengan variabel inputnya yaitu harga emas dunia. Struktur jaringan terbaik yang diperoleh adalah dengan 3 neuron input, 5 <i>neuron</i> pada <i>hidden layer</i> 1, dan 4 <i>neuron</i> pada <i>hidden layer</i> 2. Hasil peramalan harga emas untuk 10 periode ke depan menghasilkan <i>error</i> terkecil yaitu sebesar 1.491, dan <i>error</i> terbesar yaitu 47.518 dengan menghasilkan MAPE sebesar 0.74%.
3.	Sistem Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data Time Series Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN) (Nadir & Sukmana, 2023).	2023	<i>Artificial Neural Network</i>	Metode <i>artificial neural network</i> diterapkan melalui beberapa tahapan, yaitu tahap <i>training</i> , <i>testing</i> dan prediksi, dengan penggunaan 3 skenario pembagian data. Hasil prediksi yang digunakan adalah prediksi pada skenario data training 90% dan testing 10%, dikarenakan hasil evaluasi dengan data testing akurasi lebih baik.

Tabel 2.2. State of The Art (Lanjutan)

No	Judul dan Nama Peneliti	Tahun	Metode	Hasil
4.	ANN based method for improving gold price forecasting accuracy through modified gradient descent methods (Verma et al., 2020).	2020	<i>Artificial Neural Network</i>	Hasilnya penelitian ini menunjukkan bahwa efisiensi peramalan meningkat pesat dengan penerapan metode GDM yang dimodifikasi dengan menggabungkan fungsi kesalahan kuadrat standar GDM.
5.	Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network (Andy Santoso & Seng Hansun, 2019).	2019	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Algoritma backpropagation digunakan untuk mempelajari data 5 (lima) hari sebelumnya yang akan digunakan dalam memprediksi harga Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) kedepannya. Penelitian ini memiliki tingkat akurasi berupa hasil MSE testing sebesar 320,49865083640924.
6.	Enhancing multilayer perceptron neural network using archive based harris hawks optimizer to predict gold prices (Abu-Doush et al., 2023).	2023	<i>Multilayer Perceptron Neural Network</i>	Model mampu mengidentifikasi investasi masa depan dan mengambil keputusan yang lebih baik. Pengujian yang dilakukan yaitu 30% untuk testing dan 70% untuk training, sedangkan scenario pengujian kedua 10% untuk testing dan 90% untuk training. Hasilnya dari dua metode pengujian yang dibandingkan dalam memperkirakan harga emas menunjukan bahwa peramalan harga emas lebih akurat saat menggunakan skenario pengujian yang kedua.

Tabel 2.3. State of The Art (Lanjutan)

No	Judul dan Nama Peneliti	Tahun	Metode	Hasil
7.	Implementasi Neural Network Backpropagation Untuk Memprediksi Kurs Valuta Asing (Ariesta Putri & Setiawan Wibisono, 2019)	2019	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Algoritma backpropagation mampu melakukan prediksi, namun akurasi dipengaruhi oleh parameter seperti <i>learning rate</i> dan jumlah <i>neuron hidden layer</i> . Percobaan menunjukkan konvergensi tercepat pada <i>epoch</i> 67 dengan parameter <i>learning rate</i> = 0.9, Jumlah <i>hidden layer</i> = 1, dan Target <i>error</i> = 0.0001
8.	Prediksi Beban Listrik Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Tipe Propagasi-Balik (Ramadoni Syahputra et al., 2020)	2020	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa <i>backpropagation</i> dapat memprediksi beban puncak transformator sebesar 77,23% dari kapasitas transformator tenaga 2, dan dapat dikategorikan sebagai beban standar transformator yang optimal.
9.	Optimasi Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Neural Network Berbasis Algoritma Genetika (Primandani Arsi & oko Prayogi, 2020).	2020	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Artificial Neural Network</i> 2. <i>Genetic Algorithm</i> 	Berdasarkan eksperimen yang dilakukan pada data <i>time series</i> nilai tukar rupiah terbukti bahwa model optimasi mampu meningkatkan hasil akurasi prediksi yaitu dari 0,010% +/- 0,001% menjadi 0,008% +/- 0,001%, terjadi penurunan nilai RMSE sebesar 0,002% yang berarti peningkatan akurasi prediksi.

Tabel 2.4. State of The Art (Lanjutan)

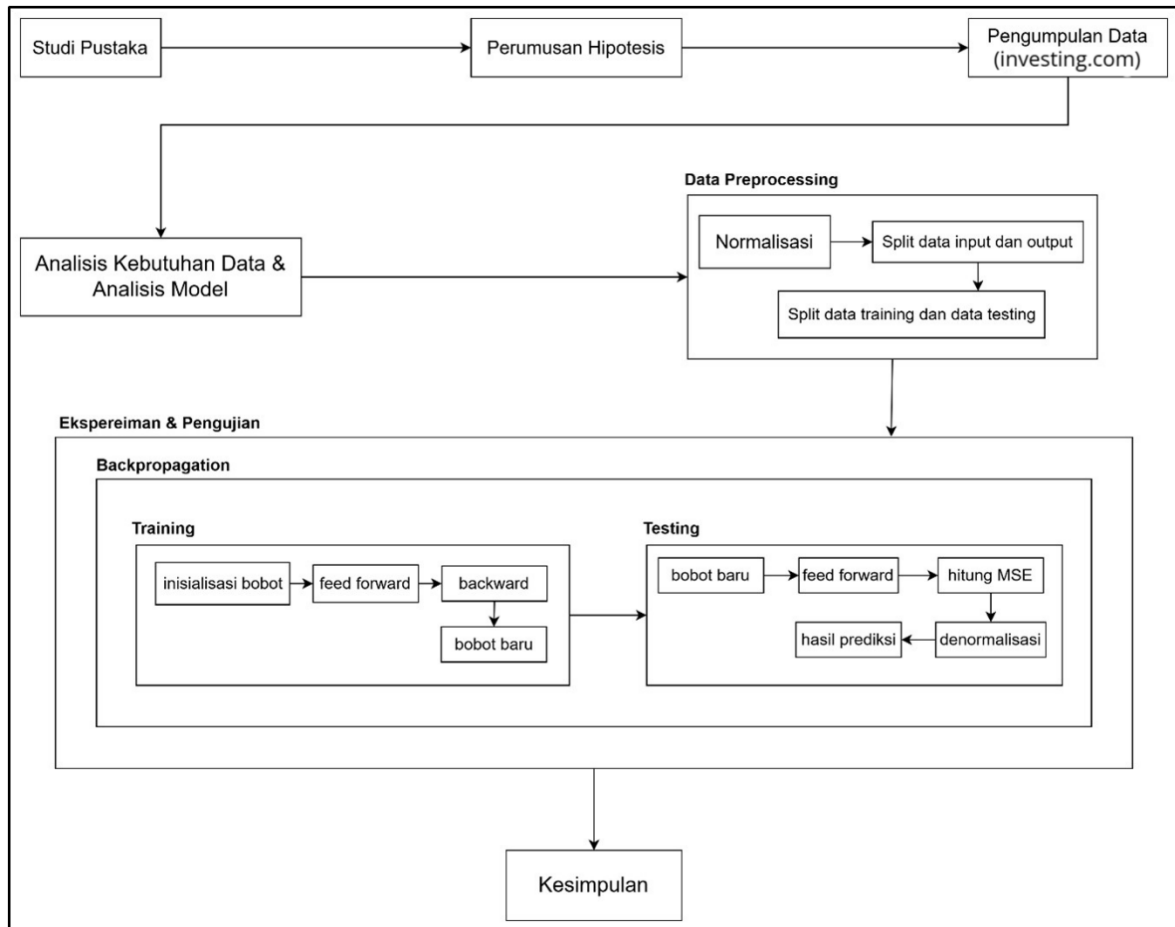
No	Judul dan Nama Peneliti	Tahun	Metode	Hasil
10.	Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (Veri et al., 2022).	2022	<i>Backpropagation Neural Network</i>	<i>Backpropagation</i> diterapkan dalam proses training untuk mengidentifikasi pola informasi yang diberikan dengan baik. Hasilnya pelatihan yang didapatkan memiliki nilai Mean Square Error (MSE) sebesar 0,00099762, pada pengujian jaringan diperoleh nilai MSE sebesar 0,093336. Dengan demikian nilai koefisien korelasi serta nilai MSE yang dihasilkan pada proses pengujian menampilkan kalau jaringan syaraf tiruan propagasi balik sangat baik berdasarkan kelompok kelas nilai MSE untuk memprediksi informasi harga minyak mentah.
11.	Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Cryptocurrency Ethereum Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network (David Wibowo & Somya, 2023).	2023	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Hasil prediksi <i>Cryptocurrency Ethereum</i> menggunakan algoritma <i>backpropagation neural network</i> tersebut dibuat dalam bentuk sistem informasi berbasis website dengan hasil nilai MAPE (<i>Mean Absolute Percentage Error</i>) dari <i>learning rate</i> 0,001 yaitu sebesar 1.4694, 1.4839 dan 1.4727.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN DAN PENGEMBANGAN SISTEM

3.1. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah metode kuantitatif. Penelitian kuantitatif merupakan penelitian yang menggunakan data berupa angka dan analisis. Berikut merupakan tahapan penelitian yang digambarkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Tahapan metodologi penelitian

3.1.1. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk menggali informasi mengenai permasalahan serta metode yang akan digunakan pada penelitian ini. Informasi tersebut berasal dari berbagai referensi jurnal serta buku yang dapat digunakan sebagai acuan dalam melaksanakan penelitian. Dengan adanya informasi ini dapat diketahui kelebihan serta kekurangan metode yang digunakan untuk memprediksi harga emas penutup (*close*) dengan data historis.

3.1.2. Perumusan Hipotesis

Hipotesis pada penelitian ini adalah dengan algoritma backpropagation yang diterapkan untuk melatih jaringan dapat menghasilkan prediksi pada data historis harga emas penutup (*close*). Dengan kata lain, jaringan syaraf tiruan yang dilatih dengan algoritma backpropagation dapat menemukan pola atau hubungan yang ada di dalam data.

3.1.3. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data historis harga emas harian dunia, sejak Januari tahun 2019 sampai dengan April tahun 2025. Data yang digunakan bersifat sekunder, yakni data yang diperoleh dari sumber yang sudah ada. Sumber data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari *investing.com*. Data yang digunakan berjumlah 1629 baris data yang dibagi menjadi 1140 data training dan 489 data testing. Data terdiri dari lima parameter dengan pembagian empat unit sebagai masukan dan satu unit sebagai keluaran atau target. Unit masukan terdiri dari harga emas pembukaan, harga emas tertinggi, harga emas terendah, dan jumlah emas yang terjual pada satu hari. Unit keluaran berupa harga emas penutup pada satu hari. Contoh data harga emas harian dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Contoh Data Harga Emas Harian

No	Open	High	Low	Close	Volume
1	1285	1291	1280.6	1284.1	235330
2	1288.5	1296.9	1286.4	1294.8	244540
3	1296.5	1300.4	1278.1	1285.8	316060
4	1287	1297	1284.1	1289.9	204680
5	1289.9	1291.4	1280.2	1285.9	221920
...
...
1629	3324.5	3337.6	3275.6	3319.1	207720

3.1.4. Analisis Kebutuhan & Analisis Model

Tahapan ini bertujuan untuk mempermudah dalam menganalisis masalah yang digunakan dalam pengerjaan penelitian. Tahapan ini dibagi menjadi beberapa bagian yaitu:

A. Analisis Kebutuhan Data

Analisis kebutuhan data dilakukan untuk membagi data dan variabel masukan yang akan digunakan dalam penelitian. Kebutuhan data yang dilakukan yaitu:

1. Pembagian data

Tahapan ini dilakukan untuk membagi data menjadi data latih dan data uji sebagai berikut:

- Data latih merupakan data yang digunakan pada tahap pelatihan.
- Data uji merupakan data yang digunakan pada tahap pengujian.

2. Variabel Masukan

Variabel masukan digunakan untuk menganalisis variabel apa saja yang akan digunakan pada sistem yang akan dibuat. Variabel tersebut nantinya digunakan

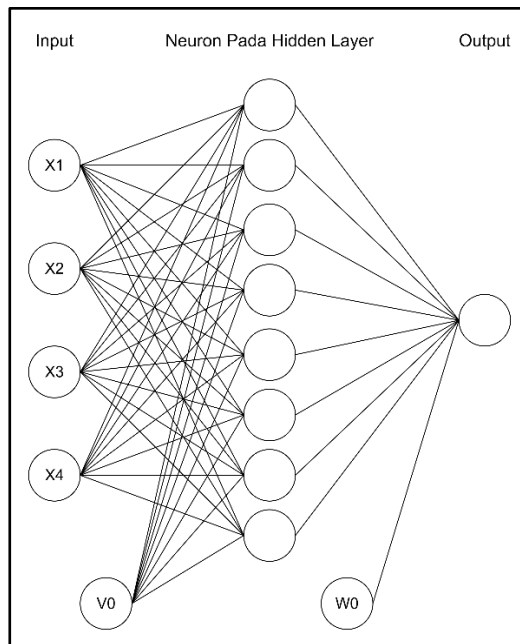
sebagai data masukan yang akan diproses dalam perhitungan backpropagation. Jumlah variabel yang digunakan adalah empat, dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Variable Masukan

Variable	Keterangan
X1	Harga pembukaan emas harian (<i>Open</i>)
X2	Harga tertinggi emas pada satu hari (<i>High</i>)
X3	Harga terendah emas pada satu hari (<i>Low</i>)
X4	Jumlah emas yang terjual pada satu hari (<i>Volume</i>)

B. Analisis Model

Analisis model yang dilakukan pada penelitian ini adalah analisis backpropagation neural network. Arsitektur backpropagation yang digunakan pada penelitian ini adalah 4-8-1. Nilai 4 sebagai jumlah input layer, nilai 8 sebagai neuron pada hidden layer, dan nilai 1 sebagai jumlah output layer. Bentuk arsitektur dapat dilihat pada Gambar 3.2.



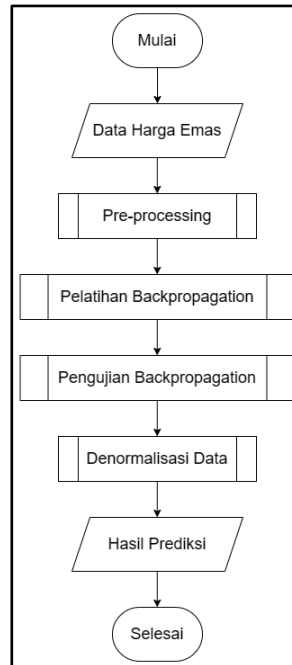
Gambar 3.2. Arsitektur Backpropagation

Sumber : (Santi & Widodo, 2021)

Gambar arsitektur backpropagation diatas terdiri dari 3 lapisan, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. Lapisan input terdiri 4 lingkaran x1 hingga x4 yang merupakan representasi dari variabel input yaitu variabel *open*, *high*, *low*, dan *volume*. Lingkaran v0 merupakan representasi dari bias yang ada pada hidden layer. Garis-garis yang menghubungkan antar lingkaran tersebut merupakan representasi dari bobot dan bias yang digunakan. Garis yang menghubungkan antara lingkaran x ke lingkaran neuron pada hidden layer merupakan bobot pada neuron hidden layer. Hasil dari operasi perhitungan sinyal masukan pada hidden layer diteruskan dan masuk ke lapisan output. Garis yang menghubungkan antara lingkaran neuron hidden layer ke lingkaran output merupakan bobot pada lapisan output yang digunakan untuk menghitung nilai masukan pada lapisan

output. Sementara garis yang menghubungkan antara lingkaran w_0 ke lapisan output merupakan bias pada output layer. Output digambarkan dengan lingkaran paling kanan.

Dalam penelitian ini, prediksi harga emas akan dilakukan dengan menggunakan backpropagation untuk pelatihan data. Flowchart penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.3.

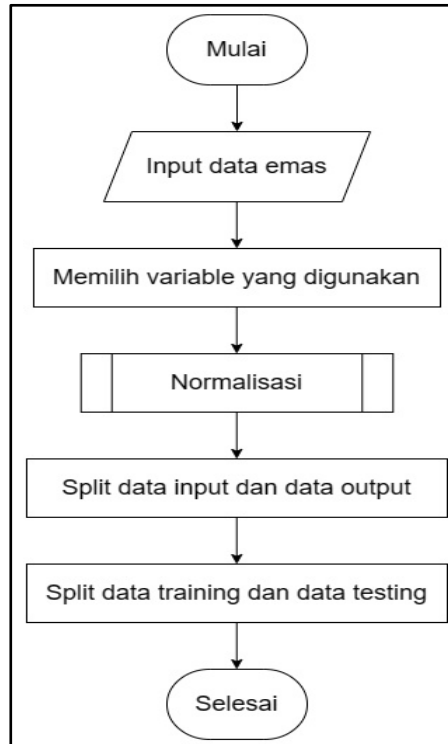


Gambar 3.3. Flowchart Backpropagation

Flowchart diatas menggambarkan tentang proses penelitian yang dilakukan pada penelitian ini yang dimulai dari menginputkan data harga emas yang digunakan yakni data harga emas harian dunia. Kemudian sebelum mengolah data tersebut diperlukan proses preprocessing data. Setelah dilakukan proses preprocessing dilanjutkan dengan proses pelatihan backpropagation, lalu dilanjutkan dengan pengujian backpropagation. setelah melakukan pengujian backpropagation proses terakhir yaitu melakukan denormalisasi data yang akan menghasilkan output yakni hasil prediksi.

3.1.5. Data Preprocessing

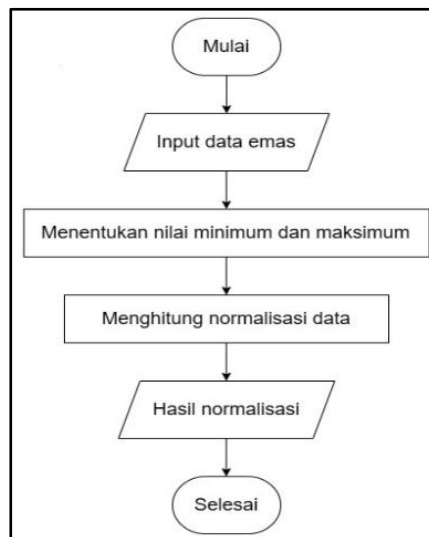
Data yang digunakan adalah data historis harga emas harian. Parameter yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah lima yaitu *open*, *high*, *low*, *volume* dan *close*. Proses preprocessing data dimulai dari mengambil data harga emas kemudian memilih variabel yang digunakan. Setelah memilih variabel yang diperlukan maka perlu dilakukan proses normalisasi. Hasil dari proses normalisasi akan dibagi menjadi data input dan data output. Data tersebut akan dibagi lagi menjadi data training dan data testing. Flowchart preprocessing dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4. Flowchart Pre-processing data

A. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan untuk mendapatkan data dengan ukuran yang lebih kecil dengan mengubah nilai menjadi *range* 0 hingga 1. Tahapan normalisasi dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5. Flowchart Normalisasi Data

Proses normalisasi diawali dengan mengambil data harga emas harian sesuai dengan yang dibutuhkan. Setelah data didapatkan maka akan mencari nilai minimum dan nilai maksimum pada masing-masing variabel. Nilai minimum dan maksimum tersebut digunakan dalam perhitungan normalisasi dengan rumus data dikurangi dengan data

minimum dibagi dengan data maksimum dikurangi dengan data minimum (Lee et al., 2024). Perhitungan normalisasi data menggunakan persamaan (2.1).

$$X_i = \frac{x - (\min)x}{(\max)x - (\min)x}$$

$$X_{11} = \frac{1285 - 1285}{1296.5 - 1285} = 0$$

$$X_{12} = \frac{1288.5 - 1285}{1296.5 - 1285} = 0.30$$

Perhitungan akan dilakukan ke seluruh data yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian. Hasil perhitungan manual dapat dilihat pada Tabel 3.3. dan Tabel 3.4.

Tabel 3.3. Contoh Data Sebelum Normalisasi

No	Open	High	Low	Volume	Close
1	1285	1291	1280.6	235330	1284.1
2	1288.5	1296.9	1286.4	244540	1294.8
3	1296.5	1300.4	1278.1	316060	1285.8
4	1287	1297	1284.1	204680	1289.9
5	1289.9	1291.4	1280.2	221920	1285.9

Keterangan:

Kolom berwarna hijau = *max* value pada setiap variable

Kolom berwarna kuning = *min* value pada setiap variable

Tabel 3.4. Contoh Data Setelah Normalisasi

No	X1	X2	X3	X4	Target
1	0	0	0.30	0.27	0
2	0.30	0.62	1	0.35	1
3	1	1	0	1	0.15
4	0.17	0.63	0.72	0	0.54
5	0.42	0.04	0.25	0.15	0.16

B. Split Data Input dan Output

Split data merupakan proses pembagian data menjadi dua bagian yaitu data input dan data output. Data input berupa data harga emas pembuka, harga emas tertinggi, harga emas terendah, dan jumlah emas yang terjual pada satu hari. Sedangkan data output berupa harga emas penutup.

C. Split Data Training dan Testing

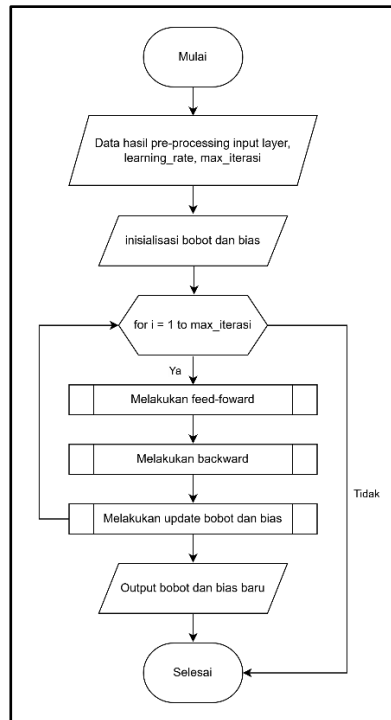
Split data training dan testing merupakan proses pembagian data menjadi dua bagian, dimana data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 1629 baris data yang akan dibagi menjadi 1140 data training dan 489 data testing.

3.1.6. Eksperimen dan Pengujian Metode

Pada eksperimen dan pengujian metode, prediksi harga emas dilakukan dengan menggunakan backpropagation. Dalam pengujian metode, penelitian ini akan mengujikan beberapa skenario.

A. Training

Backpropagation digunakan untuk melakukan pelatihan pada data training, alur pelatihan dengan menggunakan backpropagation digambarkan pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6. Flowchart Pelatihan Backpropagation

1. Inisialisasi bobot dan bias

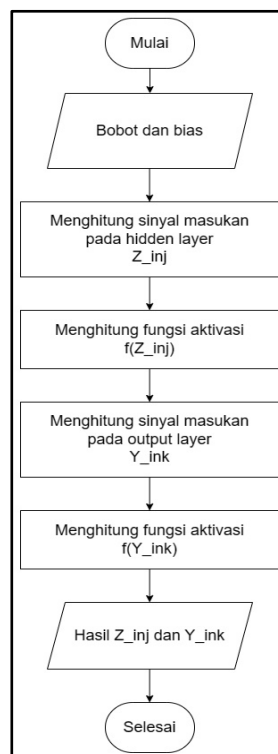
Langkah awal pada proses pelatihan dengan menggunakan backpropagation adalah menginisialisasi semua bobot dan bias awal yang ada pada arsitektur jaringan syaraf tiruan. Inisialisasi bobot dan bias ini dilakukan dengan membangkitkan bilangan secara random sesuai dengan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dibuat. Inisialisasi seluruh bobot dan bias dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5. Contoh Inisialisasi Bobot dan Bias

No	V ₁₁₋₁₈	V ₂₁₋₂₈	V ₃₁₋₃₈	V ₄₁₋₄₈	V ₀₁₋₀₈	W ₀₁₋₀₈	W ₀
1	0.24	0.54	0.73	0.12	0.26	0.83	0.72
2	0.64	0.37	0.86	0.48	0.76	0.48	
3	0.93	0.29	0.52	0.58	0.49	0.28	
4	0.51	0.78	0.36	0.57	0.47	0.18	
5	0.21	0.13	0.42	0.24	0.85	0.77	
6	0.81	0.61	0.52	0.79	0.64	0.21	
7	0.53	0.67	0.22	0.64	0.26	0.56	
8	0.45	0.33	0.64	0.67	0.72	0.82	

2. Proses Pelatihan Feed-forward

Pada proses pelatihan terdapat dua tahapan yaitu feedward dan backward. Tahap feedward pada Gambar 3.7. dimulai dengan menghitung sinyal masukan dengan menjumlahkan semua masukan bobot serta bias. Perhitungan dilakukan dengan menggunakan persamaan (2.3).



Gambar 3.7. Proses Pelatihan Feed-forward

$$Z_{in_11} = 0.26 + (0 \cdot 0.24 + 0 \cdot 0.54 + 0.30 \cdot 0.73 + 0.27 \cdot 0.12) \\ = 0.51$$

Lakukan penjumlahan hingga Z_{in_110} , hasil keseluruhan pada data pertama dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6. Sinyal Input ke Hidden Layer

Z_{in_11}
0.51

Hasil dari penjumlahan bobot akan digunakan sebagai sinyal keluaran pada hidden layer dengan dihitung menggunakan fungsi aktivasi pada persamaan (2.2).

$$f(Z_{in_11}) = \frac{1}{1+e^{-0.51}} = 0.62$$

Perhitungan nilai aktivasi ini dilakukan sejumlah neuron pada hidden layer yang digunakan, dalam perhitungan manual ini jumlah hidden layer yang digunakan adalah 10. Hasil dari perhitungan nilai aktivasi dapat dilihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7. Nilai Fungsi Aktivasi pada Hidden Layer

$f(Z_{in_11})$
0.62

Setelah sinyal keluaran dari hidden layer didapat, sinyal keluaran ini akan disebarkan ke lapisan output. Perhitungan pada output layer menggunakan pada persamaan (2.4).

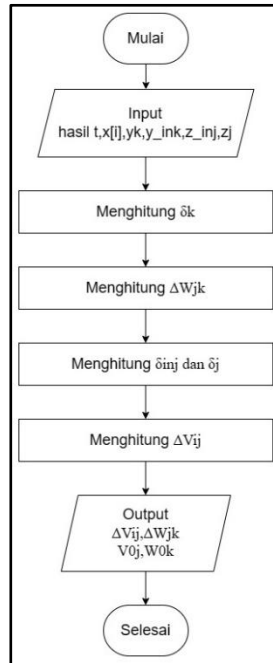
$$\begin{aligned} Y_{in_1} &= 0.72 + (0.62 * 0.83 + 0.75 * 0.48 + 0.68 * 0.28 + 0.67 * 0.18 + 0.73 * 0.77 + \\ &\quad 0.73 * 0.21 + 0.62 * 0.56 + 0.74 * 0.82) \\ &= 3.57 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan di atas dihitung dengan menggunakan fungsi aktivasi pada output layer dengan persamaan (2.5).

$$y_k = f(y_{in_1}) = \frac{1}{1+e^{-3.57}} = 0.97$$

3. Proses Pelatihan Backward

Setelah tahap feedward selesai, tahap selanjutnya adalah tahap backward yang dimulai dengan menghitung nilai error pada setiap unit keluaran dengan menggunakan persamaan (2.6) Proses backward dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8. Proses Pelatihan Backward

Gambar 3.8. ini menggambarkan proses backward yang menggunakan hasil dari proses feedforward untuk menghitung nilai kesalahan. Proses perhitungan nilai kesalahan atau nilai error pada output layer seperti pada perhitungan dibawah ini dengan menggunakan persamaan (2.6).

$$\delta = (0-0.97)f\left(\frac{1}{1+e^{-3.57}}\right)$$

$$\delta = (0-0.97)y_k(1-y_k)$$

$$\delta = (0-0.97)0.97(1-0.97)$$

$$= -0.03$$

Nilai error yang didapatkan digunakan untuk menghitung perbaikan bobot antara hidden layer dengan output layer menggunakan learning rate 0.01 dengan persamaan (2.7).

$$\Delta w_1 = 0.01.(-0.03).0.62 = -0.00018$$

$$\Delta w_2 = 0.01.(-0.03).0.75 = -0.00022$$

Menghitung perbaikan bias dengan learning rate 0.01 dengan persamaan (2.8).

$$\Delta w_{0k} = 0.01.(-0.03) = -0.0003$$

Menghitung faktor δ pada hidden layer berdasarkan error pada hidden layer dengan menggunakan persamaan (2.9).

$$\delta_{inj} = -0.0003 \cdot 0.83 = -0.00024$$

Perhitungan tersebut dilakukan sejumlah neuron hidden layer yang digunakan yaitu sejumlah 10 neuron. Hasil perhitungan neuron hidden layer tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8. Sinyal Input dari Output Layer

$\delta_{in\ 1}$
-0.00024

Selanjutnya menghitung error pada hidden layer dengan persamaan (2.10).

$$\delta_j = -0.00024 * 0.62 * (1 - 0.62) = -0.00005$$

Nilai error dihitung sejumlah neuron pada hidden layer. Hasil dari perhitungan di atas dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9. Nilai Error pada Hidden Layer

δ_1
-0.00005

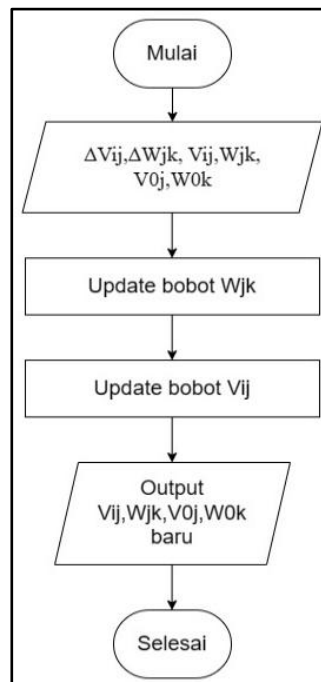
Faktor error yang sudah dihitung digunakan untuk menghitung perbaikan bobot antara input layer dengan hidden layer dengan persamaan (2.11).

$$\Delta v_{11} = 0.01 * (-0.00005) * 0 = 0$$

Menghitung perbaikan bias dengan persamaan (2.12).

$$\Delta v_{01} = 0.01 * (-0.00005) = -0.0000005$$

Tahap terakhir adalah memperbaharui semua bobot dengan melakukan penjumlahan bobot lama dengan delta bobot, dengan persamaan (2.13) dan (2.14) Proses pembaharuan bobot dapat dilihat pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9. Proses Update Bobot dan Bias

Pada gambar flowchart di atas setelah mendapatkan nilai perbaikan bobot dan bias yang didapatkan pada proses backward dilakukan perhitungan untuk update bobot dan bias dengan menggunakan persamaan (2.13) dan (2.14) seperti perhitungan dibawah ini.

$$w_1(\text{new}) = 0.83 + 0 = 0.83$$

$$v_{11}(\text{new}) = 0.24 + (-0.0000005) = 0.23$$

Pembaharuan bobot dan bias dilakukan sejumlah bobot dan bias yang digunakan pada algoritma backpropagation yaitu sejumlah 61 yang merupakan 10 bias pada hidden layer, 40 bobot pada hidden layer, 1 bias pada output layer, dan 10 bobot pada output layer. Hasil perhitungan seluruh bobot dan bias yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.10. dan Tabel 3.11.

Tabel 3.10. Bobot dan Bias Lama

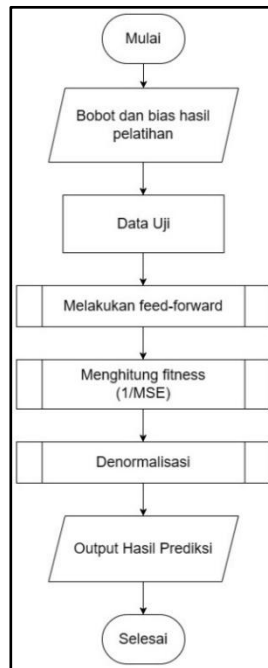
No	V ₁₁₋₁₈	V ₂₁₋₂₈	V ₃₁₋₃₈	V ₄₁₋₄₈	V ₀₁₋₀₈	W ₀₁₋₀₈	W ₀
1	0.24	0.54	0.73	0.12	0.26	0.83	0.72
2	0.64	0.37	0.86	0.48	0.76	0.48	
3	0.93	0.29	0.52	0.58	0.49	0.28	
4	0.51	0.78	0.36	0.57	0.47	0.18	
5	0.21	0.13	0.42	0.24	0.85	0.77	
6	0.81	0.61	0.52	0.79	0.64	0.21	
7	0.53	0.67	0.22	0.64	0.26	0.56	
8	0.45	0.33	0.64	0.67	0.72	0.82	

Tabel 3.11. Bobot dan bias baru

No	V ₁₁₋₁₈	V ₂₁₋₂₈	V ₃₁₋₃₈	V ₄₁₋₄₈	V ₀₁₋₀₈	W ₀₁₋₀₈	W ₀
1	0.23	0.53	0.72	0.11	0.25	0.83	0.71
2	0.63	0.36	0.85	0.47	0.75	0.47	
3	0.92	0.28	0.51	0.57	0.48	0.27	
4	0.50	0.77	0.35	0.56	0.46	0.17	
5	0.20	0.12	0.41	0.23	0.84	0.76	
6	0.80	0.60	0.51	0.78	0.63	0.20	
7	0.52	0.66	0.21	0.63	0.25	0.55	
8	0.44	0.32	0.63	0.66	0.71	0.81	

B. Testing

Setelah mendapatkan bobot dan bias baru langkah selanjutnya adalah melakukan proses pengujian yang dapat dilihat pada Gambar 3.10.

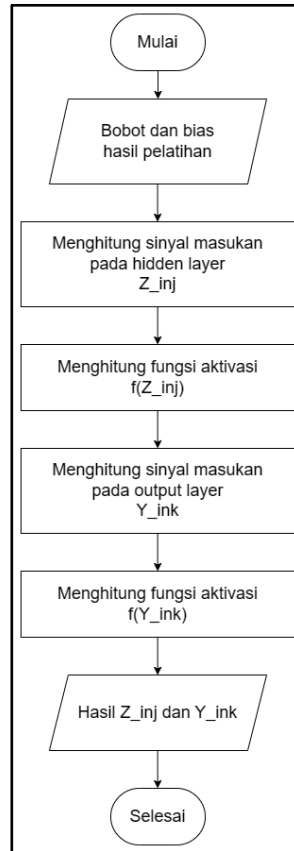


Gambar 3.10. Proses Pengujian Backpropagation

Gambar flowchart menjelaskan bahwa pengujian backpropagation dilakukan dengan menggunakan data uji. Data uji akan diproses dengan proses feed-forward seperti yang sudah dijelaskan pada sub bab algoritma backpropagation.

1. Proses Pengujian Feed-forward

Pada proses pengujian ini tahap feedward dimulai dengan menghitung sinyal masukan dengan menjumlahkan semua masukan bobot dan bias hasil pelatihan sama seperti yang dilakukan sebelumnya pada proses pelatihan feedward. Proses pengujian feedward dapat dilihat pada Gambar 3.11.



Gambar 3.11. Proses Pengujian Feed-forward

Perhitungan feedward dilakukan dengan menggunakan persamaan (2.3). Bobot dan bias hasil pelatihan dapat di lihat pada Tabel 3.12.

Tabel 3.12. Contoh Bobot dan Bias Baru

No	V ₁₁₋₁₈	V ₂₁₋₂₈	V ₃₁₋₃₈	V ₄₁₋₄₈	V ₀₁₋₀₈	W ₀₁₋₀₈	W ₀
1	0.23	0.53	0.72	0.11	0.25	0.83	0.71
2	0.63	0.36	0.85	0.47	0.75	0.47	
3	0.92	0.28	0.51	0.57	0.48	0.27	
4	0.50	0.77	0.35	0.56	0.46	0.17	
5	0.20	0.12	0.41	0.23	0.84	0.76	
6	0.80	0.60	0.51	0.78	0.63	0.20	
7	0.52	0.66	0.21	0.63	0.25	0.55	
8	0.44	0.32	0.63	0.66	0.71	0.81	

$$\begin{aligned}
 Z_{in_1} &= 0.25 + (0 \cdot 0.23 + 0 \cdot 0.53 + 0.30 \cdot 0.72 + 0.27 \cdot 0.11) \\
 &= 0.49
 \end{aligned}$$

Hasil keseluruhan pada data dapat dilihat pada Tabel 3.13.

Tabel 3.13. Sinyal Input ke Hidden Layer

Z_{in_1}
0.49

Hasil dari penjumlahan bobot akan digunakan sebagai sinyal keluaran pada hidden layer dengan dihitung menggunakan fungsi aktivasi pada persamaan (2.2).

$$f(Z_{in_1}) = \frac{1}{1+e^{-0.49}} = 0.62$$

Menghitung nilai aktivasi dilakukan sejumlah hidden layer yaitu sejumlah 1 kali, contoh hasil perhitungan fungsi aktivasi dapat dilihat pada Tabel 3.14.

Tabel 3.14. Nilai Fungsi Aktivasi pada Hidden Layer

$f(Z_{in_1})$
0.62

Setelah sinyal keluaran dari hidden layer didapat, sinyal keluaran ini akan disebarkan ke lapisan output. Perhitungan pada output layer menggunakan pada persamaan (2.4).

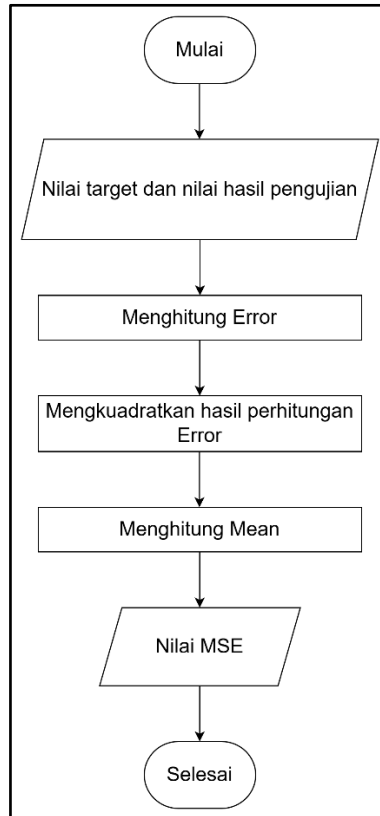
$$\begin{aligned} Y_{in_1} &= 0.71 + (0.62 * 0.83 + 0.75 * 0.47 + 0.68 * 0.27 + 0.67 * 0.17 + 0.73 * 0.76 + \\ &\quad 0.73 * 0.20 + 0.62 * 0.55 + 0.74 * 0.81) \\ &= 3.51 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan di atas dihitung dengan menggunakan fungsi aktivasi pada output layer dengan persamaan (2.5).

$$y_k = f(y_{in_1}) = \frac{1}{1+e^{-3.51}} = 0.97$$

2. Menghitung MSE (Mean Square Error)

Setelah nilai y didapatkan proses selanjutnya adalah menghitung MSE. MSE (Mean Square Error) merupakan proses validasi yang akan menghasilkan nilai keakuratan prediksi. Proses menghitung MSE dapat dilihat pada Gambar 3.12.



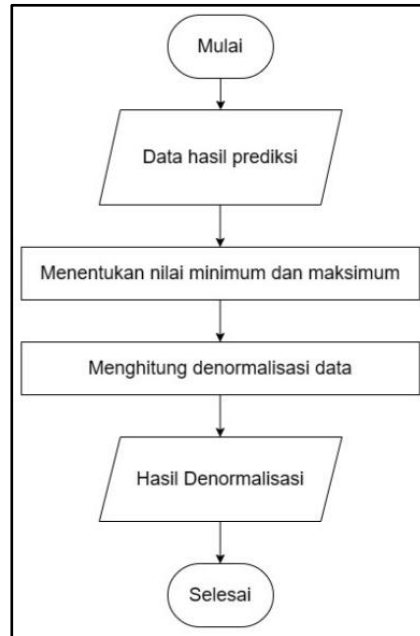
Gambar 3.12. Menghitung MSE

Perhitungan dengan rumus MSE adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{MSE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_n)^2 \\
 &= (0.30 - 0.97)^2 / 1 \\
 &= 0.44
 \end{aligned}$$

3. Denormalisasi

Setelah mendapatkan hasil yang diujikan, data hasil uji tersebut akan dikembalikan ke bentuk semula melalui proses denormalisasi yang dapat dilihat pada Gambar 3.13.



Gambar 3.13. Proses Denormalisasi

Proses denormalisasi menggunakan data harga emas yang sudah dihitung. Kemudian dari data prediksi harga emas tersebut dicari nilai tertinggi dan nilai terendah. Nilai tertinggi dan terendah digunakan untuk mengembalikan data seperti data awal sebelum dilakukan proses normalisasi (Lasijan et al., 2023). Hasil dari denormalisasi inilah yang akan menjadi hasil prediksi harga emas harian.

$$X_i = y_n(X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min}$$

$$0.97 * (1294.8 - 1284.1) + 1284.1 = 1294.5$$

4. Hasil Prediksi Metode Backpropagation

Hasil pengujian dilakukan dengan mencoba dua skenario, yaitu pengujian variasi jumlah neuron pada hidden layer dan pembagian data, serta pengujian pengaruh learning rate dan jumlah iterasi. Dari seluruh pengujian, konfigurasi terbaik diperoleh saat menggunakan 8 neuron pada hidden layer, 30% data untuk testing, learning rate sebesar 0.01, dan 200 iterasi. Kombinasi ini menghasilkan performa model yang paling optimal dalam proses pengujian. Contoh hasil prediksi pada data testing dapat di lihat pada tabel 3.15.

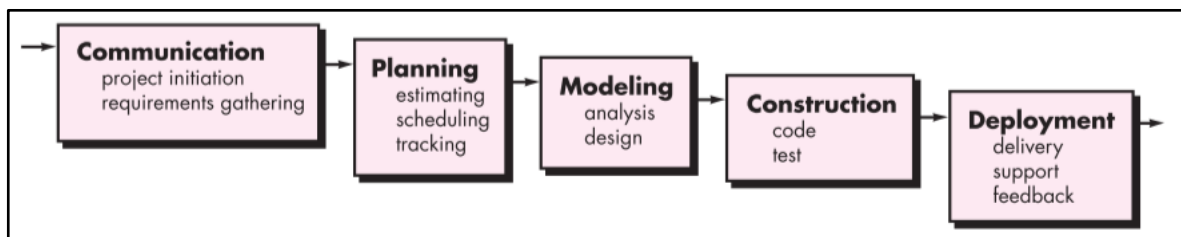
Tabel 3.15. Contoh Hasil Prediksi pada Data Testing

No.	Target	Output Backpropagation
1	1805.7	1784.8
2	1477	1526.1
3	1832.4	1829.5
4	1594.8	1586.2
5	1740.9	1700.6
6	1706.8	1679.8
7	1992.8	1980.6
8	2308.6	2344.9
9	2014.4	2000.5
10	1864.6	1846
...
489	3319.1	3300.2

Pada tabel 3.15 menunjukkan perbandingan hasil prediksi metode backpropagation dengan nilai target sebenarnya. Secara umum, output model cukup mendekati nilai target, yang menandakan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan baik. Beberapa prediksi memiliki deviasi kecil, contoh seperti pada data ke-3 dan ke-7, namun ada juga beberapa kasus dengan selisih yang lebih besar, seperti pada data ke-2 dan ke-5. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model sudah cukup akurat, masih terdapat ruang untuk peningkatan performa melalui penyesuaian parameter atau arsitektur jaringan.

3.2. Metodologi Pengembangan Sistem

Metodologi pengembangan sistem yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *waterfall* (Pressman, 2010). Metode *waterfall* merupakan model yang sistematis dan berurutan, sehingga sangat cocok digunakan untuk pengembangan sistem informasi yang membutuhkan waktu yang tidak panjang. Tahapan pengembangan sistem digambarkan pada Gambar 3.14.



Gambar 3.14. Metodologi pengembangan system

Sumber : (Pressman, 2010)

Pengembangan sistem *waterfall* pada gambar diatas memiliki 5 proses yakni communication, planning, modeling, construction, dan deployment. Proses communication dilakukan dengan mengidentifikasi permasalahan-permasalahan dan informasi yang diperlukan. Planning digunakan untuk menentukan sumber daya dan spesifikasi berdasarkan kebutuhan sistem. Modeling adalah proses menggambarkan model sistem atau proses desain. Construction adalah proses membangun sistem & melakukan pengujian. Proses terakhir adalah Deployment yaitu proses mengirimkan sistem kepada pengguna untuk mendapatkan feedback.

3.2.1. Analisis Perangkat Keras

Perangkat keras yang dibutuhkan untuk pembuatan sistem pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.16.

Tabel 3.16. Spesifikasi Perangkat Keras

No	Perangkat Keras dan Lunak	Keterangan
1.	<i>Processor type</i>	AMD Ryzen 3 7320U <i>Processor</i>
2.	RAM	8 GB DDR4L
3.	<i>Storage</i>	SSD 512 GB
4.	<i>Graphic</i>	AMD Radeon Graphics
5.	Perangkat <i>input</i> dan <i>output</i>	<i>Keyboard, mouse, dan monitor</i>
6.	Koneksi internet	Wifi dan kuota internet
7.	<i>Operating system</i>	Windows 11 64 bit

3.2.2. Analisis Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang dibutuhkan untuk pembuatan sistem pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.17.

Tabel 3.17. Spesifikasi Perangkat Lunak

No	Perangkat Keras dan Lunak	Keterangan
1.	<i>Operatting system</i>	Windows 11 64 bit
2.	Jupyter	Notebook
3.	Microsoft Edge	Web browser
4.	Flask	Framework

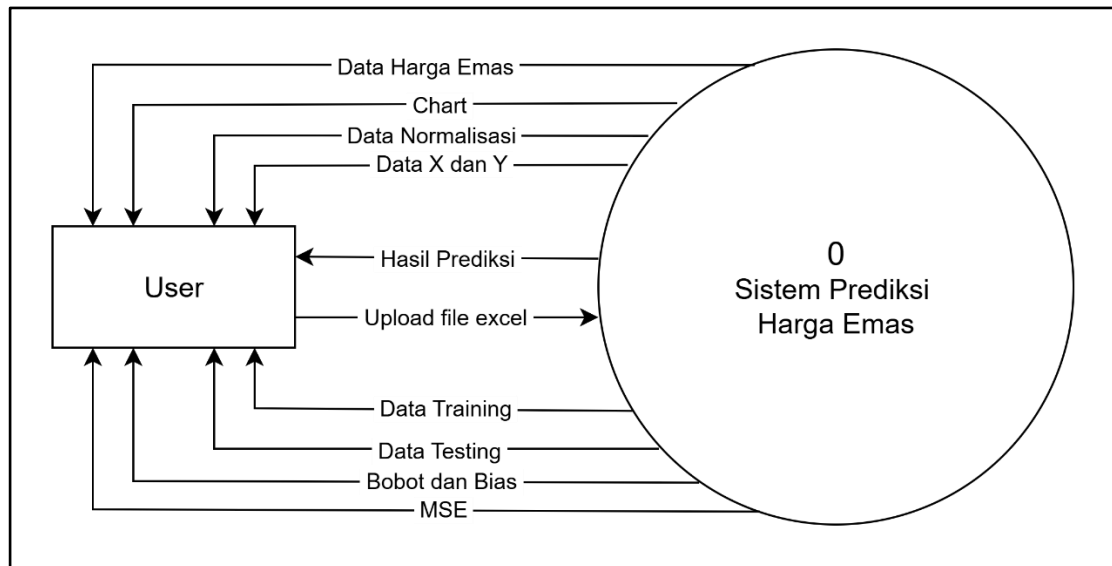
Perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini adalah *operating system windows 11*. Model algoritma dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman python dan untuk tampilan *interface* menggunakan html dan css. Untuk menghubungkan antara html css dengan python dibutuhkan *framework flask*. Sistem yang dibuat pada penelitian ini berbasis *website* sehingga untuk membuka web ini memerlukan web *browser* yaitu chrome.

3.2.3. Perancangan Proses

Perancangan proses pada sistem ini dilakukan dengan menggunakan Data Flow Diagram (DFD). DFD digunakan untuk mempermudah memahami aliran data yang terjadi pada sistem, berikut merupakan DFD pada sistem yang dibangun:

1. DFD level 0

DFD level 0 atau yang disebut dengan diagram *context* berisi aliran data dasar. Dalam sistem ini entitas yang digunakan hanya satu yaitu *user*. DFD level 0 dapat dilihat pada Gambar 3.15.

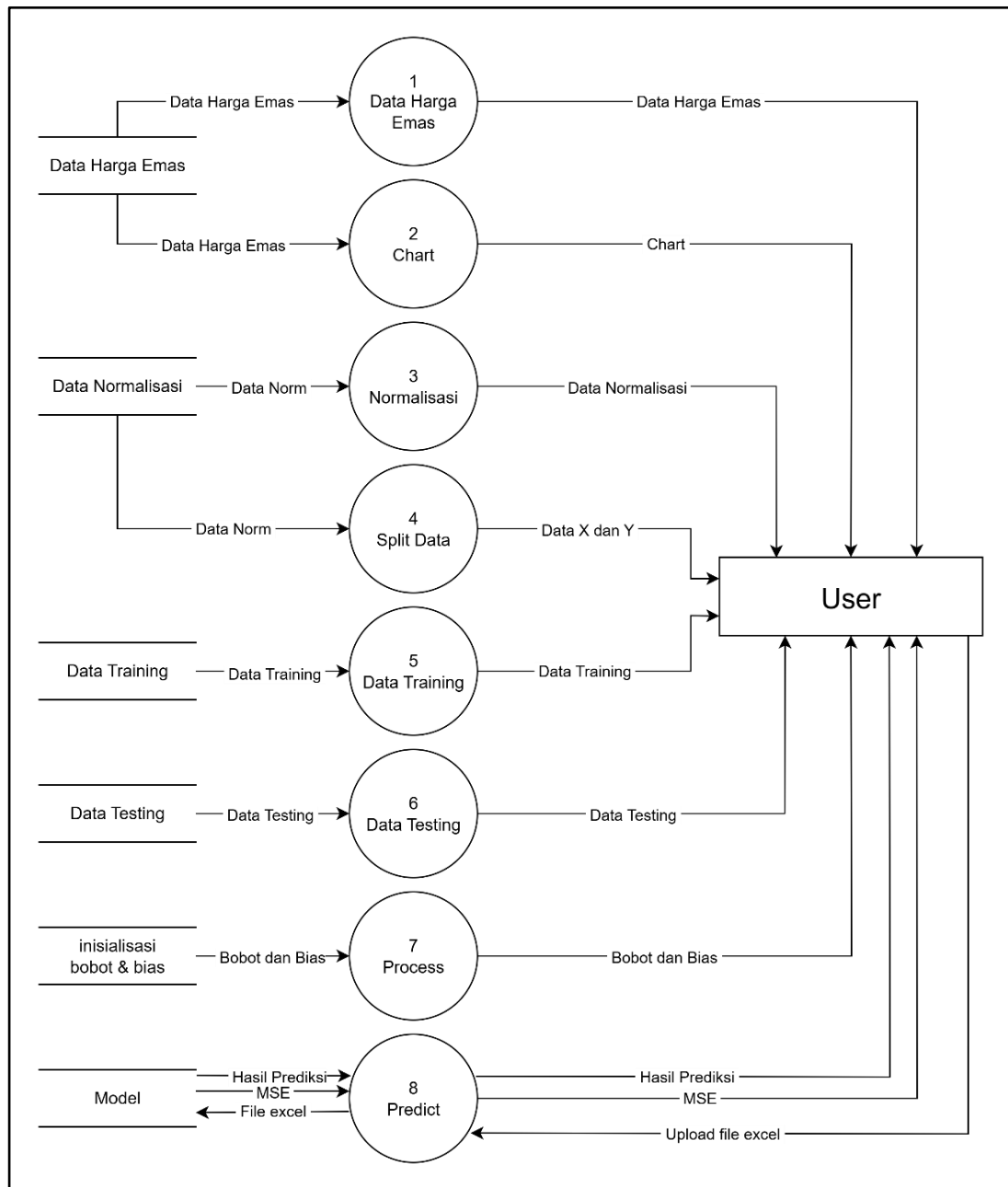


Gambar 3.15. DFD level 0

DFD Level 0 Sistem Prediksi Harga Emas menggambarkan alur utama interaksi antara pengguna dan sistem prediksi. Pengguna mengunggah file excel berisi data harga emas pembuka, harga emas tertinggi, harga emas terendah, dan volume penjualan emas ke dalam sistem. Data tersebut kemudian diproses melalui beberapa tahapan, seperti normalisasi, pemisahan data X dan Y, serta pembagian menjadi data training dan testing. Sistem akan melatih model menggunakan data tersebut hingga menghasilkan bobot dan bias, serta menghitung nilai *error* menggunakan Mean Squared Error (MSE). Hasil prediksi akhir kemudian disajikan kembali kepada pengguna dalam bentuk keluaran. Selain itu, sistem juga menyajikan visualisasi dalam bentuk chart untuk membantu pengguna memahami tren harga emas.

2. DFD level 1

DFD level 1 ini berisi proses aliran data yang lebih kompleks dari DFD level 0. Pada sistem ini terdapat 8 proses yang user dapat akses yaitu, data harga emas, chart, normalisasi, split data, data training, data testing, process bobot dan bias, dan predict. DFD level 1 dapat dilihat pada Gambar 3.16.



Gambar 3.16. DFD level 1

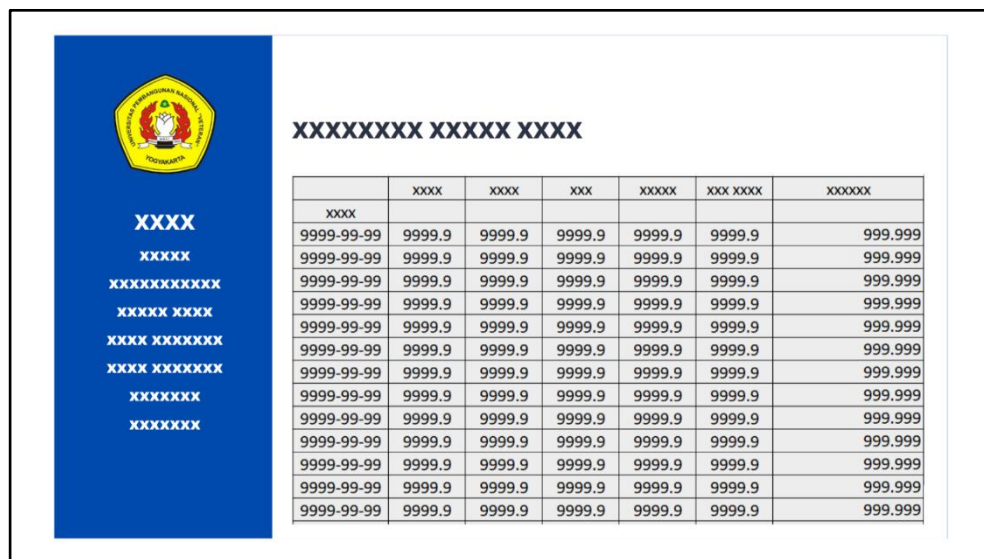
DFD Level 1 Sistem Prediksi Harga Emas menjelaskan secara lebih rinci tahapan proses yang dilakukan oleh sistem. Proses dimulai dari pengambilan data harga emas (Proses 1) yang kemudian divisualisasikan dalam bentuk chart (Proses 2). Selanjutnya, data melalui proses normalisasi (Proses 3) untuk menyamakan skala, lalu dibagi menjadi data X dan Y (fitur dan target) pada Proses 4. Data tersebut kemudian dipisahkan menjadi data training dan testing (Proses 5 dan 6). Pada Proses 7, sistem melakukan pelatihan model untuk menghasilkan bobot dan bias. Akhirnya, pada Proses 8, sistem menggunakan model tersebut untuk melakukan prediksi, menghitung nilai MSE, dan menampilkan hasil prediksi berdasarkan input dari pengguna melalui file excel. Hasil akhir dikembalikan kepada pengguna.

3.2.4. Perancangan Antar Muka

Perancangan antar muka dilakukan dengan tujuan untuk mempermudah interaksi antara pengguna dengan sistem yang dibangun.

1. Halaman Data

Halaman data merupakan halaman yang akan menampilkan data harga emas yang masih belum dilakukan proses pembersihan data. Halaman data dapat dilihat pada Gambar 3.20.



XXXX	XXXX	XXXX	XXX	XXXXX	XXX XXXX	XXXXXX
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999
9999-99-99	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	9999.9	999.999

Gambar 3.17. Halaman Data

2. Halaman Chart

Halaman ini akan menampilkan grafik data harga emas. Halaman chart dapat dilihat pada Gambar 3.21.



Gambar 3.18. Halaman Chart

3. Halaman Normalisasi


Halaman ini akan menampilkan data hasil dari normalisasi data. Data yang ditampilkan merupakan data bersih yang sudah diubah menjadi skala 0 hingga 1. Halaman normalisasi dapat dilihat pada Gambar 3.22.

XXXX	XXXX	XXXX	XXX	XXXXX	XXXXX
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999

Gambar 3.19. Halaman Normalisasi

4. Halaman Split Data

Halaman ini digunakan untuk menampilkan data yang telah dibagi menjadi data input dan data target. Halaman split data dapat dilihat pada Gambar 3.23.



XXXX
XXXXX
XXXXXXXXXXXX
XXXXX XXXX
XXXX XXXXXXX
XXXX XXXXXXX
XXXXXXX
XXXXXXX

XXXX XXXX XXXXXX XXX XXXXXX


XXXXXX XXXXXX

	XXXX	XXXX	XXX	XXXXX	XXXXX
XXXX					
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999

Gambar 3.20. Halaman Split Data

5. Halaman Data Training

Halaman data training digunakan untuk menampilkan data yang digunakan pada proses pelatihan. Halaman data training dapat dilihat pada Gambar 3.24.



XXXX
XXXXX
XXXXXXXXXXXX
XXXXX XXXX
XXXX XXXXXX
XXXX XXXXXX
XXXXXXX
XXXXXXX

XXXX XXXX XXXXXX

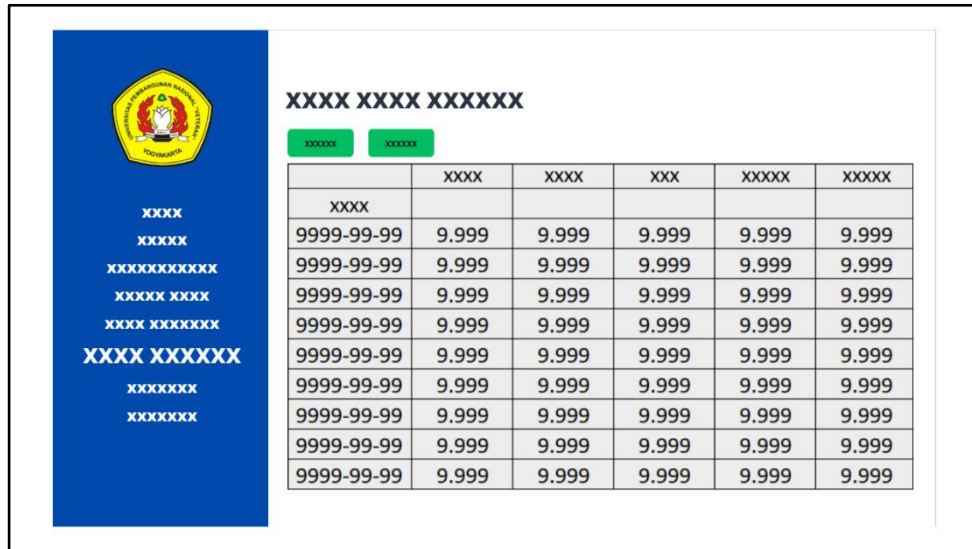
XXXXXX XXXXXX

	XXXX	XXXX	XXX	XXXXX	XXXXX
XXXX					
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999
9999-99-99	9.999	9.999	9.999	9.999	9.999

Gambar 3.21. Halaman Training

6. Halaman Data Testing

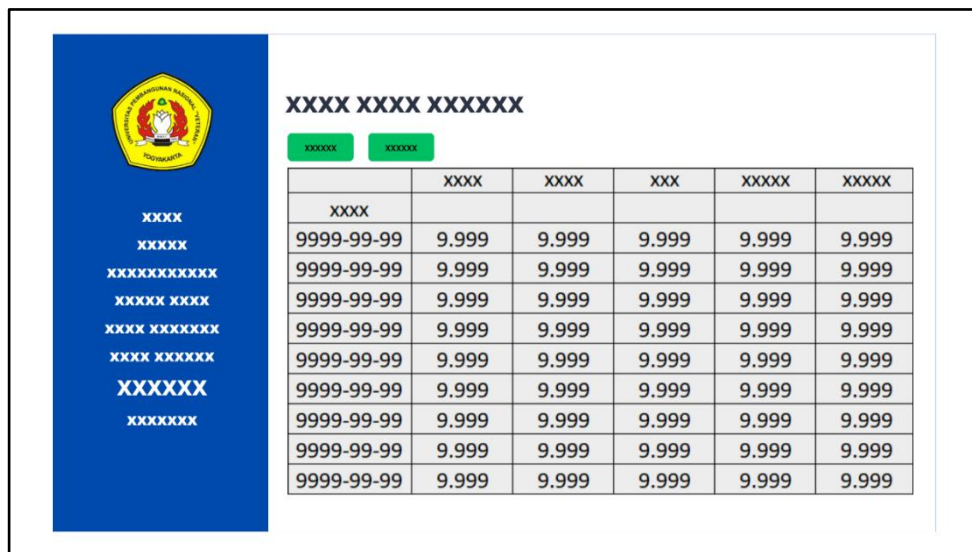
Halaman data testing digunakan untuk menampilkan data yang digunakan pada proses pengujian. Halaman data testing dapat dilihat pada Gambar 3.25.



Gambar 3.22. Halaman Testing

7. Halaman Process

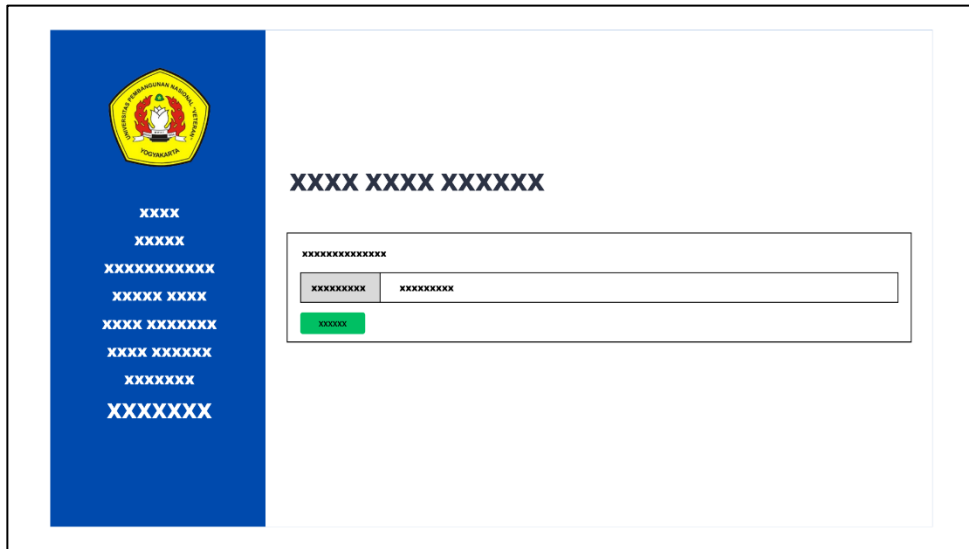
Halaman ini digunakan untuk menampilkan bobot dan bias pada proses pelatihan dengan menggunakan metode backpropagation. Halaman process dapat dilihat pada Gambar 3.26.



Gambar 3.23. Halaman Process

8. Halaman Predict

Halaman ini akan menampilkan form untuk meng-upload file excel yang berisi data harga emas pembuka, high untuk data harga emas tertinggi, low untuk harga emas terendah, dan volume untuk jumlah emas yang terjual pada hari tersebut. Lalu terdapat tombol predict yang berfungsi untuk menampilkan hasil prediksi harga emas. Halaman predict dapat dilihat pada Gambar 3.27.



Gambar 3.24. Halaman Predict

3.2.5. Perancangan Pengujian Metode

Tahap pengujian dilakukan dengan menggunakan beberapa skenario untuk menemukan parameter yang optimal. Pengujian ini dilakukan dengan dua skenario untuk menguji parameter *backpropagation*. Skenario pertama dilakukan dengan menguji pada pembagian data latih dan data uji serta jumlah hidden layer yang digunakan yang ditunjukkan pada Tabel 3.18.

Tabel 3.18. Pengujian Pembagian Data dan Jumlah Neuron pada Hidden Layer

Data Latih	Data Uji	Keterangan	MSE pada jumlah <i>Neuron</i> di <i>Hidden Layer</i>					
			3	4	5	6	7	8
80%	20%	<i>Training</i>						
		<i>Testing</i>						
70%	30%	<i>Training</i>						
		<i>Testing</i>						

Skenario kedua menguji jumlah *iterasi* dan nilai *learning rate* pada algoritma *backpropagation* terhadap nilai MSE yang ditunjukkan pada Tabel 3.19.

Tabel 3.19. Pengujian Pengaruh Iterasi dan Learning Rate

Iterasi	MSE		
	$\alpha=0.001$	$\alpha=0.01$	$\alpha=0.1$
50			
100			
150			
200			

3.2.6. Perancangan Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk menguji sistem yang telah dibangun terhadap rancangan sistem yang telah dibuat. Sistem yang telah dibangun ini diuji dengan menggunakan metode *black box testing* dengan melakukan pengujian pada fungsi tanpa mengetahui pengkodean pada sistem yang dibangun. Pengujian sistem dapat dilihat pada Tabel 3.20.

Tabel 3.20. Pengujian Sistem

No	Halaman	Pengujian	Hasil	
			Berhasil	Gagal
1	Halaman data	Menampilkan data harga emas		
2	Halaman normalisasi	Menampilkan data hasil normalisasi		
3	Halaman <i>training</i>	Menampilkan data <i>training</i>		
4	Halaman <i>testing</i>	Menampilkan data <i>testing</i>		
5	Halaman <i>predict</i>	Menginputkan nilai <i>open</i> , <i>high</i> , <i>low</i> , dan <i>volume</i>		
		Menampilkan hasil prediksi		

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Penelitian

Pada bagian ini akan membahas mengenai hasil implementasi sistem yang sudah dirancang sebelumnya. Terdapat dua bagian utama yaitu implementasi algoritma dan implementasi sistem.

4.1.1. Implementasi Algoritma

Dalam tahap implementasi algoritma untuk memprediksi harga emas akan membahas tahap-tahap mulai dari persiapan data hingga proses pengolahan data menggunakan algoritma backpropagation.

a. Modul Pengambilan Data

Data dalam penelitian ini diperoleh dari situs *investing.com* melalui proses pengunduhan manual, dengan menyimpan data dalam format CSV untuk memudahkan pengolahan lebih lanjut. Selanjutnya, pengambilan data dilakukan melalui pemanggilan fungsi *loadData()*, yang bertugas membaca file CSV menggunakan pustaka *pandas*. File tersebut disimpan secara lokal pada direktori, dan kemudian dikonversi menjadi objek *DataFrame* agar dapat digunakan dalam proses selanjutnya. Algoritma pengunduhan data dapat dilihat pada Modul 4.1.

Algoritma 4.1: Pengambilan Data

```
DEFINE FUNCTION loadData():  
    emas= pd.read_csv('D:/Prediksi/static/data.csv')  
    data= pd.DataFrame(emas)  
    return data  
ENDFUNCTION
```

Modul 4.1. Fungsi Pengambilan Data

b. Modul Preprocessing

Tahap pertama pada prediksi harga emas adalah preprocessing data. Dalam preprocessing data dilakukan proses normalisasi data dan pembagian data. Normalisasi data dilakukan dengan menggunakan metode *min-max scaller*. Pembagian data dilakukan dengan membagi data input, data output, data training, dan data testing. Modul normalisasi data dan pembagian data dapat dilihat pada Modul 4.2. dan Modul 4.3.

Algoritma 4.2: Fungsi Normalisasi

```
DEFINE FUNCTION normData(data):  
    datac=pd.DataFrame(data, columns=['Open', 'High', 'Low', 'Volume','Close'])  
    datac=datac.replace(0, np.nan)  
    dataclear=datac.dropna()  
    dataNorm=(dataclear-dataclear.min())/(dataclear.max()-dataclear.min())  
    return dataclear,dataNorm  
ENDFUNCTION
```

Modul 4.2. Fungsi Normalisasi Data

Algoritma 4.3: Fungsi Split Data

```
DEFINE FUNCTION splitDataHarian(dataNorm):
    x= dataNorm.drop(columns=['Close'])
    xa= np.array(x)
    y_label=dataNorm['Close']
    y=pd.DataFrame(y_label)
    yt=np.array(y)
    Xtrain=xa
    ytrain=yt
    return Xtrain, ytrain
ENDFUNCTION
```

Modul 4.3. Fungsi *Split* Data**c. Modul Backpropagation**

Tahap awal backpropagation adalah inisialisasi nilai bobot dan bias yang digunakan dengan menggunakan nilai *random*. Nilai *random* didapatkan dari *library random* yang disediakan python. Algoritma untuk menginisialisasi bobot dapat dilihat pada Modul 4.4.

Algoritma 4.4: Fungsi Inisialisasi Bobot

```
DEFINE FUNCTION init_weights(self):
    np.random.seed(1) # Seed the random number generator
    SET self.params["W1"] = np.random.randn(self.layers[0], self.layers[1])
    SET self.params['b1'] = np.random.randn(self.layers[1],)
    SET self.params['W2'] = np.random.randn(self.layers[1],self.layers[2])
    SET self.params['b2'] = np.random.randn(self.layers[2],)
    return self.params['W1'],self.params['b1'],self.params['W2'],
    self.params['b2']
ENDFUNCTION
```

Modul 4.4. Fungsi Inisialisasi Bobot

Setelah mendapatkan bobot dan bias awal dengan menggunakan fungsi inisialisasi bobot tersebut dilanjutkan dengan melakukan proses training dengan menggunakan fungsi forward. Dalam fungsi ini terdapat parameter X yang merupakan data training yang akan digunakan. Berikut algoritma dari fungsi forward yang dapat dilihat pada Modul 4.5.

Algoritma 4.5: Fungsi Forward

```
DEFINE FUNCTION forward_propagation(self,X):
    self.z= np.dot(X,self.params["W1"])+self.params['b1']
    self.z2= self.sigmoid(self.z)
    self.z3= np.dot(self.z2,self.params["W2"])+self.params['b2']
    output= self.sigmoid(self.z3)
    return output
ENDFUNCTION
```

Modul 4.5. Fungsi Forward

Proses training dilanjutkan dengan proses backward yang bertujuan untuk mengoreksi nilai kesalahan pada setiap output yang dihasilkan di setiap lapisan. Dalam proses backward ini akan menghasilkan bobot dan bias baru yang dapat digunakan untuk proses testing. Algoritma backward dapat dilihat pada Modul 4.6.

Algoritma 4.6: Fungsi Backward

```
DEFINE FUNCTION backward(self,X,y,output):
    self.output_error=y-output
    self.output_delta=self.output_error* self.sigmoid(output, deriv=True)

    self.z2_error=self.output_delta.dot(self.params["W2"].T)
    self.z2_delta=self.z2_error* self.sigmoid(self.z2, deriv=True)

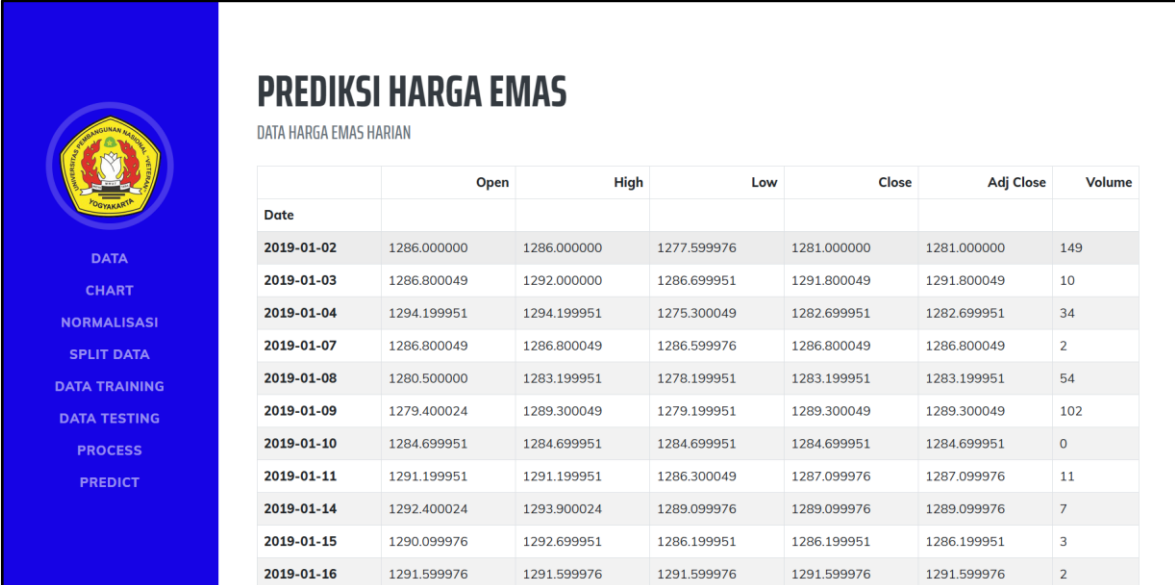
    self.params["W1"] += X.T.dot(self.z2_delta)*self.learning_rate
    self.params["W2"] += self.z2.T.dot(self.output_delta)*self.learning_rate
    self.params["b1"] += self.z2_delta.sum()*self.learning_rate
    self.params["b2"] += self.output_delta.sum()*self.learning_rate
ENDFUNCTION
```

Modul 4.6. Fungsi Backward**4.1.2. Implementasi Perangkat Lunak**

Implementasi perangkat lunak akan menampilkan hasil dari rancangan sistem yang telah dibuat sebelumnya. Secara garis besar implementasi perangkat lunak berupa *user interface* serta penjelasan mengenai fitur-fitur yang ada. Perangkat lunak dibuat berbasis *website* dengan menggunakan flask html. Fitur-fitur yang dapat digunakan antara lain:

1. Halaman Data

Halaman data merupakan halaman pertama yang akan muncul ketika *user* mengakses sistem ini. Data yang akan muncul merupakan data dari hasil *load* dataset yang bersumber dari *investing.com*. Tampilan untuk halaman data dapat dilihat pada Gambar 4.1.



	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
Date						
2019-01-02	1286.000000	1286.000000	1277.599976	1281.000000	1281.000000	149
2019-01-03	1286.800049	1292.000000	1286.699951	1291.800049	1291.800049	10
2019-01-04	1294.199951	1294.199951	1275.300049	1282.699951	1282.699951	34
2019-01-07	1286.800049	1286.800049	1286.599976	1286.800049	1286.800049	2
2019-01-08	1280.500000	1283.199951	1278.199951	1283.199951	1283.199951	54
2019-01-09	1279.400024	1289.300049	1279.199951	1289.300049	1289.300049	102
2019-01-10	1284.699951	1284.699951	1284.699951	1284.699951	1284.699951	0
2019-01-11	1291.199951	1291.199951	1286.300049	1287.099976	1287.099976	11
2019-01-14	1292.400024	1293.900024	1289.099976	1289.099976	1289.099976	7
2019-01-15	1290.099976	1292.699951	1286.199951	1286.199951	1286.199951	3
2019-01-16	1291.599976	1291.599976	1291.599976	1291.599976	1291.599976	2

Gambar 4.1. Halaman Data

2. Halaman Chart

Halaman chart merupakan halaman yang menampilkan grafik candle stick berdasarkan data asli yang didapatkan dari halaman data. Grafik ini mempresentasikan pergerakan harga emas. Terdapat dua warna pada stick yaitu warna merah dan hijau. Merah melambangkan harga emas yang turun dimana harga penutup lebih rendah dari harga pembuka. Sedangkan warna hijau melambangkan harga emas yang naik dimana harga penutup lebih tinggi dari harga pembuka. Halaman grafik dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Halaman Chart

3. Halaman Normalisasi

Halaman normalisasi merupakan halaman yang menampilkan data yang sudah dinormalisasi. Halaman normalisasi data dapat dilihat pada Gambar 4.3.

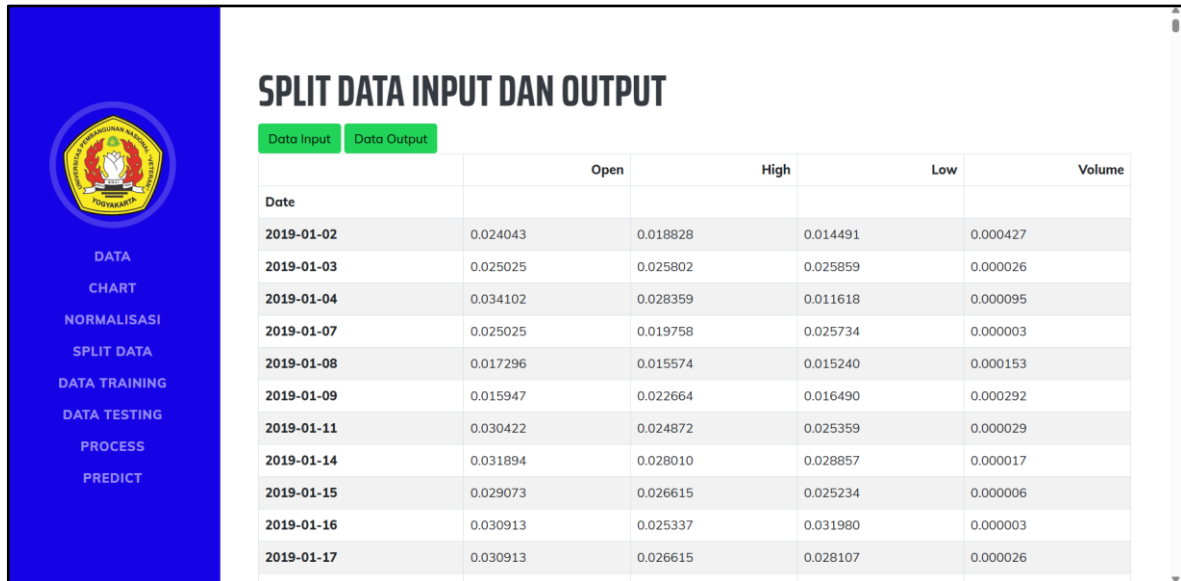
The screenshot shows a web interface for normalized data. The main area is titled 'NORMALISASI DATA'. It displays a table with the following columns: Date, Open, High, Low, Volume, and Close. The data is for the period from 2019-01-02 to 2019-01-18. A sidebar on the left contains navigation links: DATA, CHART, NORMALISASI, SPLIT DATA, DATA TRAINING, DATA TESTING, PROCESS, and PREDICT.

Date	Open	High	Low	Volume	Close
2019-01-02	0.024043	0.018828	0.014491	0.000427	0.014398
2019-01-03	0.025025	0.025802	0.025859	0.000026	0.027689
2019-01-04	0.034102	0.028359	0.011618	0.000095	0.016490
2019-01-07	0.025025	0.019758	0.025734	0.000003	0.021536
2019-01-08	0.017296	0.015574	0.015240	0.000153	0.017105
2019-01-09	0.015947	0.022664	0.016490	0.000292	0.024612
2019-01-11	0.030422	0.024872	0.025359	0.000029	0.021905
2019-01-14	0.031894	0.028010	0.028857	0.000017	0.024366
2019-01-15	0.029073	0.026615	0.025234	0.000006	0.020797
2019-01-16	0.030913	0.025337	0.031980	0.000003	0.027443
2019-01-17	0.030913	0.026615	0.028107	0.000026	0.026704
2019-01-18	0.018278	0.013366	0.019113	0.000006	0.014767

Gambar 4.3. Halaman Normalisasi Data

4. Halaman Split Data

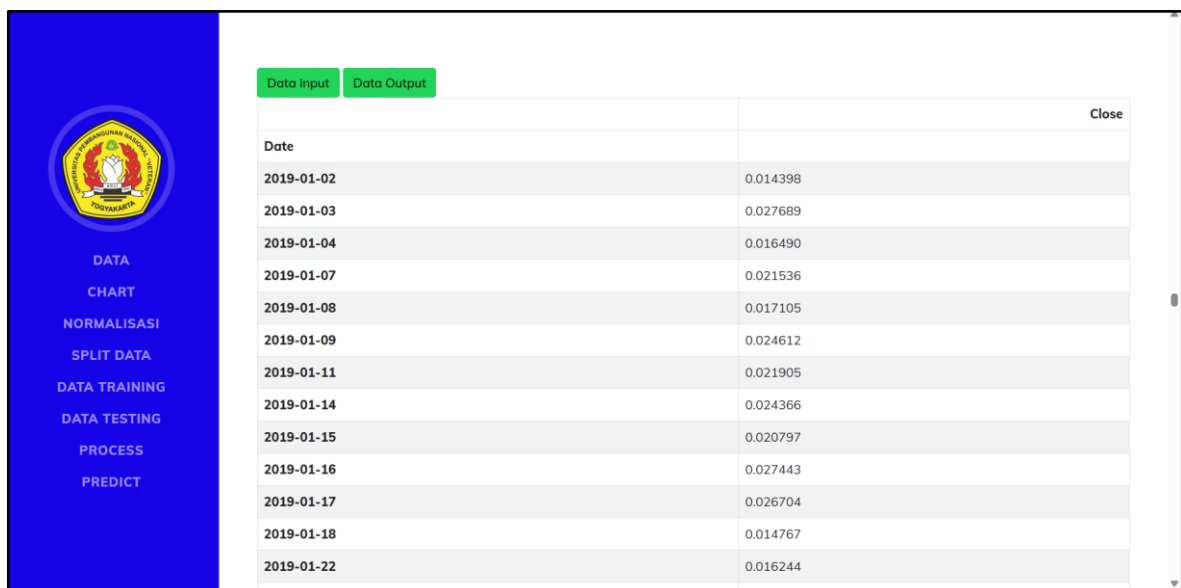
Halaman split data merupakan halaman yang menampilkan pembagian data antara data input dan data output. Dalam halaman ini dibagi menjadi dua bagian yaitu data input dan data output. Halaman input merupakan halaman yang menampilkan data yang menjadi variabel input pada proses prediksi harga emas dengan menggunakan backpropagation. Data input tersebut berupa data harga emas pembuka, harga emas tertinggi, harga emas terendah, serta jumlah emas yang terjual setiap harinya. Halaman data input dapat dilihat pada Gambar 4.4.



	Open	High	Low	Volume
Date				
2019-01-02	0.024043	0.018828	0.014491	0.000427
2019-01-03	0.025025	0.025802	0.025859	0.000026
2019-01-04	0.034102	0.028359	0.011618	0.000095
2019-01-07	0.025025	0.019758	0.025734	0.000003
2019-01-08	0.017296	0.015574	0.015240	0.000153
2019-01-09	0.015947	0.022664	0.016490	0.000292
2019-01-11	0.030422	0.024872	0.025359	0.000029
2019-01-14	0.031894	0.028010	0.028857	0.000017
2019-01-15	0.029073	0.026615	0.025234	0.000006
2019-01-16	0.030913	0.025337	0.031980	0.000003
2019-01-17	0.030913	0.026615	0.028107	0.000026

Gambar 4.4. Halaman Split Data Bagian Input

Halaman output merupakan halaman yang menampilkan data yang menjadi variabel output pada proses prediksi harga emas. Data output berupa harga emas penutup. Halaman data output dapat dilihat pada Gambar 4.5.




Date	
2019-01-02	0.014398
2019-01-03	0.027689
2019-01-04	0.016490
2019-01-07	0.021536
2019-01-08	0.017105
2019-01-09	0.024612
2019-01-11	0.021905
2019-01-14	0.024366
2019-01-15	0.020797
2019-01-16	0.027443
2019-01-17	0.026704
2019-01-18	0.014767
2019-01-22	0.016244

Gambar 4.5. Halaman Split Data Bagian Input

5. Halaman Data Training

Halaman data training merupakan halaman yang menampilkan data yang digunakan untuk proses pelatihan pada algoritma backpropagation. Dalam halaman ini terdapat dua bagian yaitu data training untuk variabel input dan data training untuk variabel output. Halaman data training dapat dilihat pada Gambar 4.6.



DATA

CHART

NORMALISASI

SPLIT DATA

DATA TRAINING

DATA TESTING

PROCESS

PREDICT

DATA TRAINING

Data Input

Data Output

		Open	High	Low	Volume
0	0.904931	0.853556	0.888445	0.001877	
1	0.956452	0.903417	0.958276	0.007232	
2	0.371320	0.347861	0.232480	0.000554	
3	0.557041	0.523826	0.538788	0.001244	
4	0.930201	0.895281	0.947283	0.000678	
5	0.713813	0.686774	0.724422	0.086875	
6	0.805446	0.786611	0.756527	0.001164	
7	0.514966	0.525337	0.524172	0.002460	
8	1.000000	0.950140	1.000000	0.000973	
9	0.239450	0.244770	0.241724	0.004212	
10	0.806796	0.761855	0.812367	0.000066	
11	0.252208	0.235007	0.254466	0.000404	

Gambar 4.6. Halaman Data Training

6. Halaman Data Testing

Halaman data testing merupakan halaman data yang digunakan untuk menampilkan data pada proses pengujian menggunakan algoritma backpropagation. Data testing ini dibagi menjadi data input untuk testing dan data output untuk testing. Halaman data testing dapat dilihat pada Gambar 4.7.

DATA

CHART

NORMALISASI

SPLIT DATA

DATA TRAINING

DATA TESTING

PROCESS

PREDICT

DATA TESTING

Data Input

Data Output

		Open	High	Low	Volume
0	0.810476	0.783008	0.814991	0.001187	
1	0.740432	0.704207	0.752030	0.000855	
2	0.658489	0.622152	0.656340	0.001796	
3	0.774166	0.738726	0.769394	0.006970	
4	0.661923	0.632148	0.657714	0.001646	
5	0.372424	0.383775	0.379763	0.006228	
6	0.686212	0.691771	0.698189	0.002292	
7	0.031649	0.037541	0.032230	0.000179	
8	0.776006	0.756741	0.789881	0.001475	
9	0.690383	0.665040	0.698688	0.005093	
10	0.700319	0.680614	0.713679	0.000173	
11	0.483440	0.454091	0.479825	0.000006	

Gambar 4.7. Halaman Data Testing

7. Halaman Proses

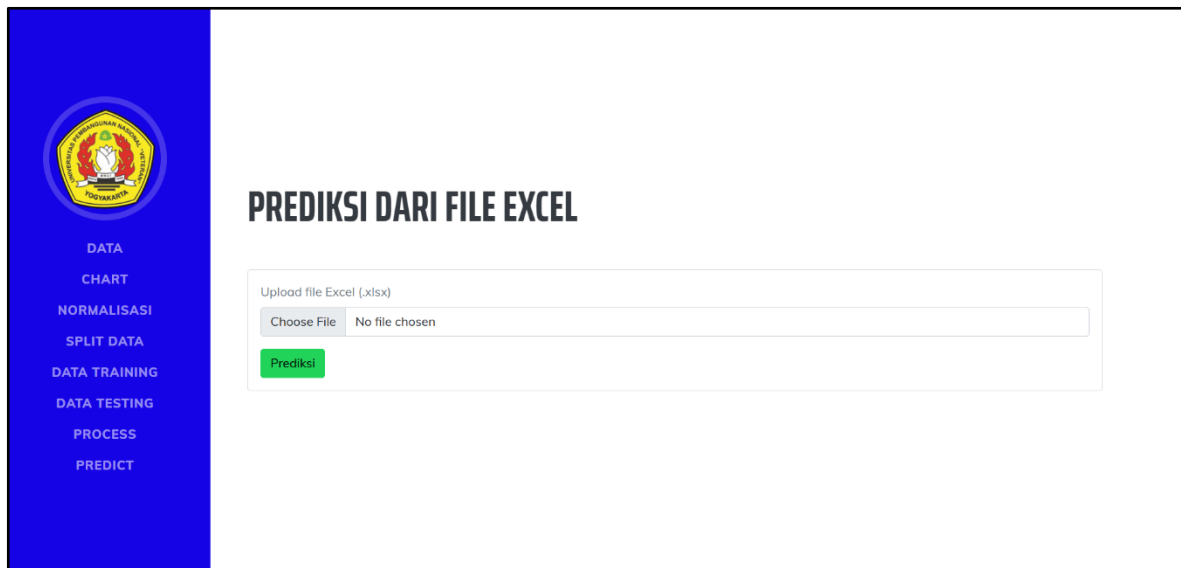
Halaman proses merupakan halaman yang menampilkan proses yang dilakukan algoritma backpropagation. Proses ini menampilkan data bobot dan bias awal, data bobot dan bias terbaru yaitu bobot dan bias yang dihasilkan pada saat proses training pada algoritma backpropagation. Selanjutnya terdapat grafik yang menggambarkan data target dan data output dari pelatihan menggunakan backpropagation. Dalam halaman ini terdapat nilai MSE yang dihasilkan prediksi harga emas dengan menggunakan backpropagation. Halaman proses ini dapat dilihat pada Gambar 4.8.

BACKPROPAGATION										
ROBOT AWAL										
Bobot Input Layer										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	-0.430848	0.494634	-0.209471	0.337952	0.343570	0.592315	-0.123980	0.803555	-0.074449	0.905842
1	0.560671	-0.679882	0.152374	-0.057128	0.823723	0.727705	0.549193	-0.097186	-0.671155	-0.457871
2	-0.490010	0.233991	0.319011	-0.315170	-0.007137	0.009554	-0.510080	-0.232915	-0.569029	0.704197
3	0.858821	-0.622915	0.047206	0.132197	-0.950756	0.198835	0.284645	-0.555624	0.330645	-0.303519
Bias Input Layer										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Bobot Hidden Layer										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	-0.232432	0.0252	0.20367	0.305179	-0.153042	0.006416	0.033581	0.08423	0.151903	0.126704

Gambar 4.8. Halaman Proses

8. Halaman Predict

Halaman predict merupakan halaman yang digunakan untuk melakukan percobaan memprediksi harga emas. Halaman ini akan menampilkan form untuk meng-upload file excel yang bersisi data harga emas pembuka, high untuk data harga emas tertinggi, low untuk harga emas terendah, dan volume untuk jumlah emas yang terjual pada hari tersebut. Lalu terdapat tombol predict yang berfungsi untuk menampilkan hasil prediksi harga emas. Halaman predict dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9. Halaman Predict

4.2. Pengujian

Pengujian dilakukan setelah tahap implementasi dengan tujuan untuk menguji kesesuaian sistem yang dibangun dengan rancangan yang telah dibuat sebelumnya. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan dataset sebesar 1629 data harga emas harian. Pada pengujian algoritma backpropagation terdapat 2 skenario yang digunakan. Dua skenario tersebut adalah skenario pengujian jumlah neuron pada hidden layer dan pembagian data serta skenario pengujian jumlah iterasi dan nilai learning rate untuk menguji kombinasi parameter yang digunakan pada algoritma backpropagation.

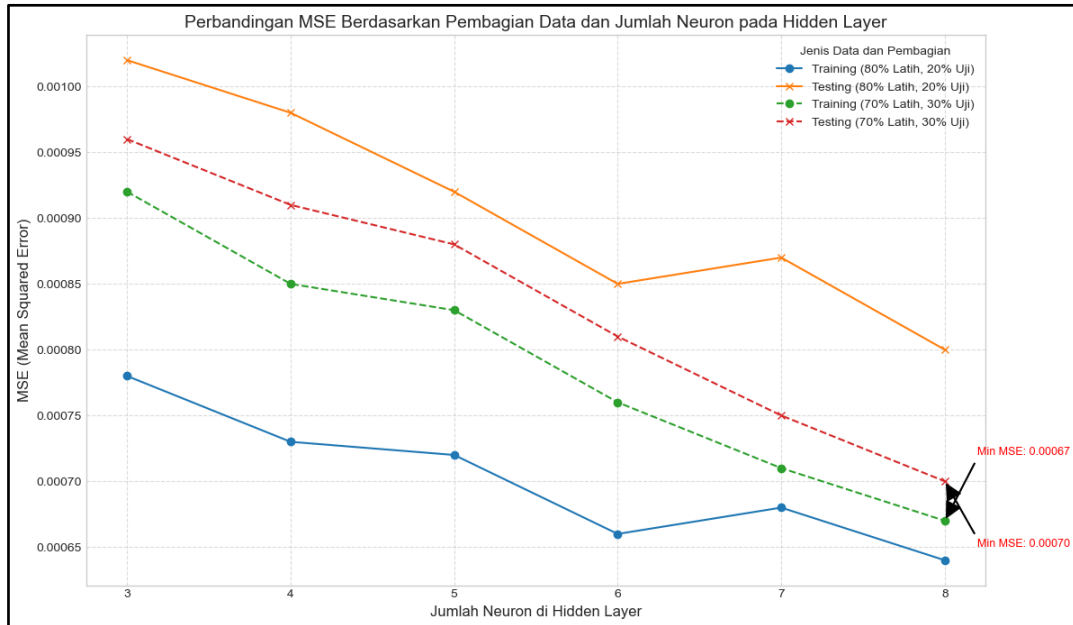
a. Skenario Pengujian Jumlah Neuron pada Hidden Layer dan Pembagian Data.

Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap pembagian data antara data training dan data testing yang digunakan yang dikombinasikan dengan jumlah neuron hidden layer. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Hasil Pengujian Pembagian Data dan Jumlah Neuron pada Hidden Layer

Data Latih	Data Uji	Keterangan	MSE pada jumlah <i>Neuron</i> di <i>Hidden Layer</i>					
			3	4	5	6	7	8
80%	20%	<i>Training</i>	0.00078	0.00073	0.00072	0.00066	0.00068	0.00064
		<i>Testing</i>	0.00102	0.00098	0.00092	0.00085	0.00087	0.00080
70%	30%	<i>Training</i>	0.00092	0.00085	0.00083	0.00076	0.00071	0.00067
		<i>Testing</i>	0.00096	0.00091	0.00088	0.00081	0.00075	0.00070

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, pembagian data latih dan uji serta jumlah neuron pada hidden layer menghasilkan nilai MSE terendah pada pembagian data 70% untuk data training dan 30% untuk data testing, dengan neuron pada hidden layer sejumlah 8 neuron. Grafik hasil pengujian berdasarkan perbandingan pembagian data dan jumlah neuron pada hidden layer dapat dilihat pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10. Grafik Perbandingan Berdasarkan Pembagian Data dan Jumlah Neuron

Grafik pada Gambar 4.10 menunjukkan perbandingan nilai Mean Squared Error (MSE) berdasarkan variasi jumlah neuron pada hidden layer dan pembagian data pelatihan-pengujian (training-testing). Terdapat dua skenario pembagian data yang diuji: 80% data latih & 20% data uji (garis biru dan oranye), serta 70% data latih & 30% data uji (garis hijau dan merah). Sumbu X menunjukkan jumlah neuron pada hidden layer dari 3 hingga 8, sedangkan sumbu Y menunjukkan nilai MSE. Dari grafik terlihat bahwa penambahan jumlah neuron cenderung menurunkan nilai MSE, baik untuk data training maupun testing. Hasil terbaik diperoleh pada konfigurasi dengan 8 neuron dan pembagian data 80:20, yaitu MSE training sebesar 0.00067 dan MSE testing sebesar 0.00070, ditandai dengan anotasi dan penanda hitam pada grafik. Ini menunjukkan bahwa model dengan 8 neuron memiliki performa paling baik dan stabil dalam melakukan generalisasi, karena selisih MSE antara data training dan testing sangat kecil. Sementara itu, pada skenario 70:30, meskipun tren penurunan MSE tetap ada, nilainya cenderung lebih tinggi, yang menandakan bahwa proporsi data latih yang lebih sedikit dapat mengurangi efektivitas model dalam belajar.

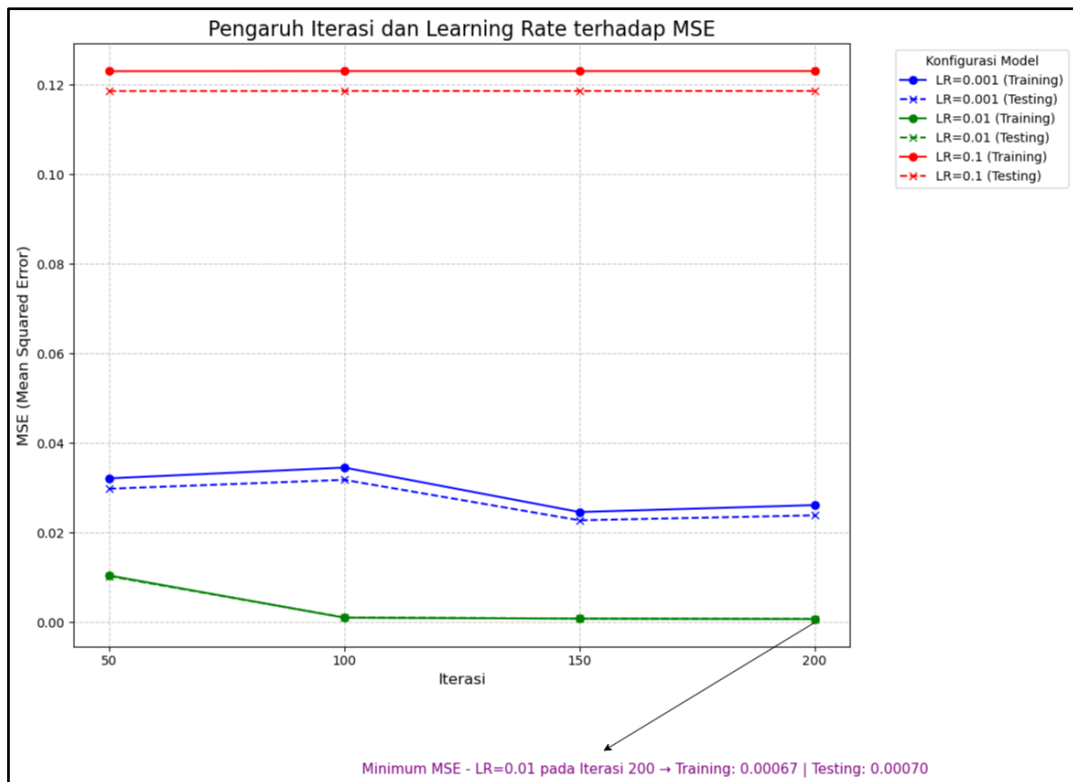
b. Skenario Pengujian Jumlah Iterasi dan Nilai Learning Rate.

Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap jumlah iterasi yang digunakan dan nilai learning rate. Iterasi merupakan jumlah proses backpropagation dilakukan pada seluruh data yang digunakan dalam proses training. Hasil pengujian jumlah iterasi dan nilai learning rate dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Hasil Pengujian Pengaruh Iterasi dan Learning Rate

Iterasi	Keterangan	MSE		
		a=0.001	a=0.01	a=0.1
50	Training	0.03208	0.01040	0.12299
	Testing	0.02976	0.01024	0.11855
100	Training	0.03449	0.00098	0.12302
	Testing	0.03175	0.00102	0.11858
150	Training	0.02456	0.00075	0.12302
	Testing	0.02271	0.00078	0.11858
200	Training	0.02611	0.00067	0.12302
	Testing	0.02382	0.00070	0.11858

Hasil dari pengujian pengaruh iterasi dan nilai learning rate menghasilkan nilai MSE terendah pada kombinasi 200 kali iterasi dan learning rate sebesar 0.01. Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa learning rate dengan nilai 0.01 menghasilkan error yang lebih rendah dibandingkan nilai learning rate lainnya yang diuji. Grafik pengujian, pengaruh iterasi dan learning rate dapat dilihat pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11. Grafik Pengaruh Iterasi dan Learning Rate

Grafik pada Gambar 4.11 menunjukkan pengaruh iterasi dan learning rate terhadap nilai Mean Squared Error (MSE) pada proses training dan testing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa konfigurasi learning rate sebesar 0.01 menghasilkan kinerja terbaik, ditandai dengan nilai MSE terkecil pada iterasi ke-200, yaitu sebesar 0.00067 untuk training dan 0.00070 untuk testing. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki

kemampuan generalisasi yang sangat baik. Sebaliknya, learning rate sebesar 0.1 menghasilkan MSE yang tinggi dan cenderung stabil, menandakan bahwa nilai tersebut terlalu besar sehingga model gagal belajar secara optimal. Sementara itu, learning rate 0.001 memberikan hasil yang cukup stabil namun tidak seoptimal 0.01. Secara keseluruhan, kombinasi learning rate yang tepat dan jumlah iterasi yang cukup terbukti berpengaruh signifikan dalam menurunkan nilai MSE.

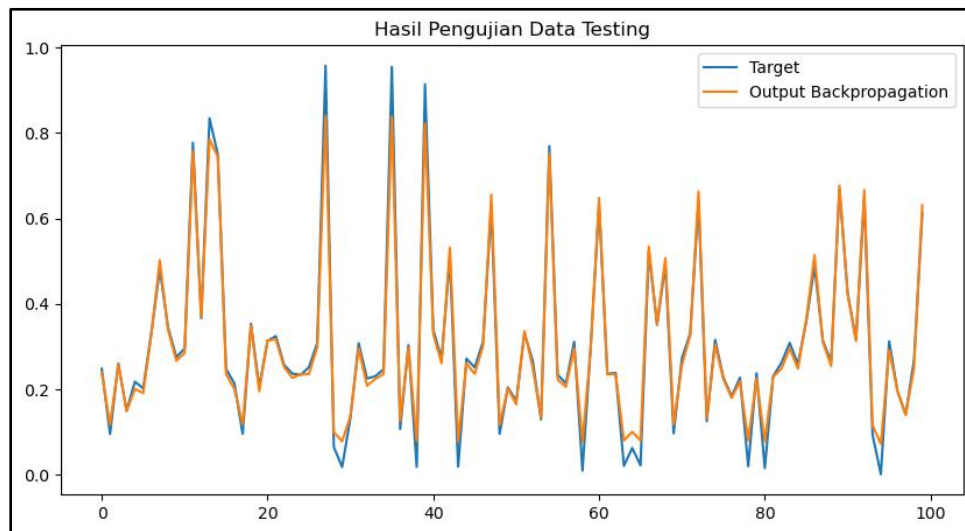
4.3. Pembahasan

Penelitian ini secara mendalam mengeksplorasi potensi dan efektivitas algoritma backpropagation neural network dalam memprediksi harga emas penutup (*close*). Pergerakan harga emas yang terkenal volatil dan seringkali tidak dapat diprediksi dengan metode konvensional menimbulkan tantangan signifikan dalam pengambilan keputusan investasi. Oleh karena itu, membuat model prediksi yang akurat dan andal menjadi sangat relevan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model backpropagation yang diimplementasikan memiliki kapabilitas yang signifikan dalam mengidentifikasi dan mempelajari pola-pola kompleks yang tersembunyi dalam data historis harga emas, yang pada akhirnya menghasilkan prediksi yang cukup baik.

Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 1629 baris data harga emas harian dunia, mencakup periode waktu yang cukup panjang, yaitu dari Januari tahun 2019 sampai dengan April tahun 2025. Setiap baris data memuat lima variabel utama: open (harga emas pembuka), high (harga emas tertinggi), low (harga emas terendah), close (harga emas penutup), dan volume (volume transaksi emas yang terjual). Dalam konstruksi model prediksi, empat variabel pertama open, high, low, dan volume difungsikan sebagai input bagi jaringan saraf, menyediakan informasi kontekstual yang komprehensif mengenai pergerakan harga pada hari tersebut. Sementara itu, variabel close ditetapkan sebagai target prediksi, yaitu nilai yang ingin diperkirakan oleh model. Proses pembagian dataset menjadi dua bagian penting dengan 70% dari data digunakan untuk tahap pelatihan (training), di mana model belajar dari pola-pola yang ada, dan 30% sisanya digunakan untuk tahap pengujian (testing).

Setelah serangkaian eksperimen, penelitian ini mengidentifikasi kombinasi parameter optimal untuk model backpropagation. Arsitektur jaringan saraf yang paling efektif adalah dengan menggunakan satu hidden layer yang terdiri dari 8 neuron. Konfigurasi ini terbukti mampu menangkap kompleksitas hubungan non-linear antara variabel input dan harga penutup tanpa menimbulkan risiko *overfitting* yang berlebihan. Lebih lanjut, hyperparameter kunci lainnya yang dioptimalkan adalah learning rate sebesar 0.01 dan jumlah iterasi sebanyak 200. Pemilihan learning rate yang presisi ini memungkinkan model untuk melakukan penyesuaian bobot secara efisien, menghindari loncatan terlalu besar yang bisa melewati titik optimal (*overshooting*) maupun langkah terlalu kecil yang bisa memperlambat konvergensi secara signifikan. Sementara itu, 200 iterasi memberikan model cukup kesempatan untuk mengeksplorasi ruang solusi dan mencapai konvergensi yang stabil.

Kombinasi parameter optimal ini secara konsisten menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) yang cukup rendah, menjadi indikator utama akurasi model. Pada proses pelatihan, nilai MSE tercatat sebesar 0.00067, dan pada proses pengujian, nilai MSE mencapai 0.00070. Nilai MSE yang cukup kecil ini mengindikasikan bahwa perbedaan rata-rata antara harga emas penutup aktual (target) dan harga yang diprediksi oleh model (output backpropagation) sangat minim. Hal ini menegaskan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang cukup kecil dan secara efektif mampu mendekati nilai target. Grafik hasil pengujian pada data testing dapat di lihat pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12. Grafik Hasil Pengujian Pada Data Testing

Validasi visual dari kinerja model ini lebih lanjut diperkuat oleh Gambar 4.12, di mana dua garis-garis biru merepresentasikan data target aktual dan garis oranye merepresentasikan hasil prediksi model yang hampir tumpang tindih. Kedekatan visual antara kedua garis ini secara intuitif menunjukkan keakuratan dari prediksi model backpropagation dalam melacak pergerakan harga emas yang sebenarnya.

Secara keseluruhan, penelitian ini tidak hanya berhasil membuat sebuah model prediksi harga emas penutup yang cukup baik menggunakan algoritma backpropagation neural network, tetapi juga memberikan wawasan berharga mengenai pengaruh hyperparameter tertentu, khususnya learning rate, terhadap kinerja model. Kontribusi signifikan dari penelitian ini terletak pada penyediaan alat bantu prediktif yang dapat diandalkan bagi investor dan pelaku pasar, memungkinkan mereka untuk membuat keputusan yang lebih strategis dalam menghadapi volatilitas pasar emas.

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Telah dibangun model menggunakan metode backpropagation neural network untuk memprediksi harga emas penutup (*close*) dengan arsitektur backpropagation 4-8-1. Nilai 4 sebagai jumlah input layer, nilai 8 sebagai neuron pada hidden layer, dan nilai 1 sebagai jumlah output layer.
2. Prediksi menggunakan metode backpropagation neural network mampu berfungsi dengan baik dalam memprediksi harga emas penutup (*close*).
3. Pengujian dilakukan dengan 2 skenario. Skenario pengujian yang pertama yaitu pengujian jumlah neuron pada hidden layer dan pembagian data, sedangkan skenario pengujian yang kedua adalah pengujian pengaruh jumlah iterasi dan nilai learning rate.
4. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa prediksi harga emas penutup (*close*) menggunakan algoritma backpropagation menghasilkan nilai MSE paling rendah sebesar 0.00067 pada proses training dan 0.00070 pada proses testing dengan menggunakan dataset sejumlah 1629 data yang dibagi menjadi 70% data training dan 30% data testing. Parameter lain yang digunakan yaitu 8 neuron pada hidden layer, learning rate 0.01, dan iterasi sejumlah 200.

5.2. Saran

Penelitian ini tidak terlepas dari kekurangan sehingga penulis menyarankan kepada pengembang selanjutnya untuk dapat mempertimbangkan saran yang diberikan. Adapun saran yang diberikan adalah nilai error yang dihasilkan dalam penelitian ini masih terhitung tinggi, hal ini diakibatkan karena nilai random yang digunakan belum menggunakan nilai random yang optimal sehingga untuk pengembang selanjutnya disarankan menambahkan metode optimasi untuk mencari nilai random yang lebih optimal agar hasil prediksi lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Abu-Doush, I., Ahmed, B., Awadallah, M. A., Al-Betar, M. A., & Rababaah, A. R. (2023). Enhancing multilayer perceptron neural network using archive-based harris hawks optimizer to predict gold prices. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 35(5). <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.101557>
- Andy Santoso & Seng Hansun. (2019). Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network. *Jurnal Rekayasa Sistem Dan Teknoogi Informasi*, 3(2), 313–318.
- Anggraeni, P. D., Rosadi, D., Hermansyah, & Rizal, A. A. (2020). Prediksi Harga Emas Dunia Di Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Model Arima. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 20(1), 71–84.
- Anisa Aulia, Bella Aprianti, Yusuf Supriyanto, & Chaerur Rozikin. (2022). Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Regression (Svr) dan Linear Regression (LR). *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 8(5), 84–88.
- Ariesta Putri, M., & Setiawan Wibisono, I. (2019). Implementasi Neural Network Backpropagation Untuk Memprediksi Kurs Valuta Asing. *Jurnal Prodi Teknik Informatika UNW "Multimatrix"*, 2(1).
- David Wibowo, Y. S., & Somya, R. (2023). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Cryptocurrency Ethereum Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 10(1), 273. <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Dwi Oktavia. (2021). *Penerapan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Harga Emas* [Universitas Lampung].
- Hafid Akbar Fikri. (2023). Prediksi Harga Emas Dengan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 7(1), 182–189.
- Hafiz Denasputra. (2019). Prediksi Arah Pergerakan Index Saham Indonesia Menggunakan Backpropagation Yang Dioptimalkan Dengan Algoritma Genetika. *E-Proceeding of Engineering*, 6(2), 9923.
- Izati, N. A., Warsito, B., & Widiharhi, T. (2019). Prediksi Harga Emas Menggunakan Feed Forward Neural Network Dengan Metode Extreme Learning Machine. *Jurnal Gaussian*, 8(2), 171–183. <http://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Kurniawati, Y., & Muhajir, M. (2022). Optimization of Backpropagation Using Harmony Search for Gold Price Forecasting. *Pakistan Journal of Statistics and Operation Research*, 18(3), 589–599. <https://doi.org/10.18187/pjsor.v18i3.3915>

- Lasijan, T. G., Santoso, R., & Hakim, A. R. (2023). Prediksi Harga Emas Dunia Menggunakan Metode Long-Short Term Memory. *Jurnal Gaussian*, 12(2), 287–295. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.2.287-295>
- Lee, Y., Shin, D. W., & Choi, J. E. (2024). Forecasting realized volatility using data normalization and recurrent neural network. *Communications for Statistical Applications and Methods*, 31(1), 105–127.
- Lyu, Z., Yu, Y., Samali, B., Rashidi, M., Mohammadi, M., Nguyen, T. N., & Nguyen, A. (2022). Back-Propagation Neural Network Optimized by K-Fold Cross-Validation for Prediction of Torsional Strength of Reinforced Concrete Beam. *Materials*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/ma15041477>
- Nadir, R. A., & Sukmana, R. N. (2023). Sistem Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data Time Series Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN). *Digital Transformation Technology*, 3(2), 426–437.
- Naufal, A. Y., Tafrikan, M., & Rachmawati, A. K. (2023). Implementasi Backpropagation ANN dan Algoritma Genetika Terhadap Estimasi Pendapatan Agen Ekspedisi Pengiriman Barang. *Walisongo Journal of Information Technology*, 5(1), 65–78. <https://doi.org/10.21580/wjit.2023.5.1.14452>
- Novita, R., & Putri, A. (2021). Analisis Algoritma Backpropagation Neural Network dalam Permalan Jumlah Benih Ikan. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Dan Manajemen Sistem Informasi*, 7(2), 201–207.
- Pressman, R. S. (2010). *Software Engineering A Practitioner's Approach Seventh Edition*. <https://www.academia.edu/download/55724555/roger.pdf>
- Primandani Arsi & oko Prayogi. (2020). Optimasi Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Neural Network Berbasis Algoritma Genetika. *JURNAL INFORMATIKA*, 7(1). <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- Rachman, Arif & Yochanan, Elisha & Samanlangi, Andi & Purnomo, & Hery. (2024). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D* (S. Ag., M. Pd., M.Si. Dr. Bambang Ismaya, Ed.). CV Saba Jaya Publisher.
- Ramadoni Syahputra, Febrian Dhimas Syahfitra, Karisma Trinanda Putra, & Indah Soesanti. (2020). Prediksi Beban Listrik Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Tipe Propagasi-Balik. *Semesta Teknika*, 23(2), 143–155. <https://doi.org/10.18196/st.232264>
- Ranti Vidia Mahyunis. (2022). *Penerapan Artificial Neural Network (ANN) Menggunakan Algoritma Backpropagation Dengan Membandingkan Empat Fungsi Aktivasi Dalam Memprediksi Harga Emas [UNIVERSITAS LAMPUNG]*.

- Regi Apriandi, Mochammad Bagus Insan, Fahri Rizmawan, Havizh As Haq, Kholison Ansharulloh Azizi, & Dimas Dwi Priyono. (2022). Perancangan Aplikasi Prediksi Harga Emas, Perak, Dolar, Menggunakan Algoritma Regression Berbasis Web. *Jurnal Sistem Informasi Dan Manajemen (JURSIMA)*, 10(3), 15–22.
- Santi, N., & Widodo, S. (2021). Algoritma Neural Network Backpropagation Untuk Prediksi Harga Saham Pada Tiga Golongan Perusahaan Berdasarkan Kapitalisasinya. *Faktor Exacta*, 14(3), 131. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i3.9365>
- Sholeh, R. F., Dermawan, B. A., & Maulana, I. (2021). Peramalan Harga Emas Di Indonesia Menggunakan Algoritma Double Exponential Smoothing Damped Trend Forecasting Gold Price In Indonesia Using Double Exponential Smoothing Damped Trend Algorithm. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, 4(2), 328–339.
- Susi Handayani, Taslim, & Dafwen Toresa. (2022). Convolutional Neural Network – Long Short Term Memory Untuk Prediksi Harga Emas Indonesia. *Indonesian Journal of Computer Science*, 11(3), 901–911.
- Untoro, A. B. (2020). Prediksi Harga Saham Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, 6(2), 103–111.
- Veri, J., Surmayanti, S., & Guslendra, G. (2022). Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 503–512.
- Verma, S., Thampi, G. T., & Rao, M. (2020). ANN based method for improving gold price forecasting accuracy through modified gradient descent methods. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 9(1), 46–57. <https://doi.org/10.11591/ijai.v9.i1.pp46-57>
- Wibawa, A. P., Izdihar, Z. N., Utama, A. B. P., Hernandez, L., & Havaluddin. (2021). Min-Max Backpropagation Neural Network to Forecast e-Journal Visitors. *3rd International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication, ICAIIC 2021*, 52–58. <https://doi.org/10.1109/ICAIIIC51459.2021.9415197>
- Wulan Prima Safitri. (2023). *Implementasi Neural Network Backpropagation Untuk Memprediksi Harga Kelapa Sawit* [Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim]. <http://etheses.uin-malang.ac.id/52436/7/19650005.pdf>
- Yuan, F. C., Lee, C. H., & Chiu, C. (2020). Using market sentiment analysis and genetic algorithm-based least squares support vector regression to predict gold prices. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 13(1), 234–246. <https://doi.org/10.2991/ijcis.d.200214.002>

- Yunita Shara Lubis, Andi Marwan Elhanafi, & Haida Dafitri. (2021). Implementasi Root Mean Square Error Untuk Melakukan Prediksi Harga Emas Dengan Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron. *Prosiding SNASTIKOM: Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi*, 8, 332–336.
- Zakaria Alameera, Mohamed Abd Elaziz, Ahmed A. Ewees, Haiwang Ye, & Zhang Jianhua. (2019). Forecasting gold price fluctuations using improved multilayer perceptron neural network and whale optimization algorithm. *School Of Resources And Environmental Engineering, Wuhan University Of Technology, Resources Policy*, 61, 250–260.