

JARINGAN SYARAF TIRUAN PREDIKSI HARGA PASAR TEH MENGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION*

PENULIS

¹⁾Dinda Mayang Sari, ²⁾Muhammad Ikhsan, ³⁾Raissa Amanda Putri

ABSTRAK

Teh, minuman yang berasal dari daun *Camellia Sinensis* Asia Timur, memiliki beragam cita rasa, kandungan nutrisi, dan manfaat kesehatan, termasuk menurunkan risiko penyakit jantung, kanker, dan diabetes, serta meningkatkan kinerja fisik dan mental. Perannya dalam ekonomi nasional sangat signifikan, mencakup kontribusi terhadap pendapatan nasional, lapangan kerja, ekspor, dan penerimaan pajak. Namun, pasar teh sering kali tidak stabil karena dipengaruhi oleh tingkat permintaan pembeli yang cenderung menurun, merugikan perusahaan. Untuk mengatasi masalah ini, diterapkan Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi harga pasar teh berdasarkan data historis harga dari tahun 2018 hingga 2022. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur terbaik adalah 16-5-16, dengan akurasi mencapai 99% dan MSE *training* sebesar 1.1187. Ini menegaskan bahwa metode *Backpropagation* efektif dalam prediksi harga pasar teh. Harapannya, penelitian ini dapat memberikan panduan kepada PTPN IV Unit Teh untuk mengoptimalkan keuntungan dan mengurangi kerugian penjualan teh di masa depan.

Kata Kunci

Prediksi, Harga, Metode *Backpropagation*

AFILIASI

Program Studi

^{1,2)}Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi

³⁾Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi

Nama Institusi

¹⁻³⁾Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Alamat Institusi

¹⁻³⁾Jl. Lapangan Golf, Desa Durian Jangak, Kec. Pancur Batu Kabupaten Deli Serdang

KORESPONDENSI

Penulis

Dinda Mayang Sari

Email

dindamayangsari206@gmail.com

LICENSE



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

I. PENDAHULUAN

Industri perkebunan, khususnya sektor perkebunan teh, memainkan peran penting dalam ekonomi Indonesia. Kontribusinya terhadap pendapatan nasional, penyediaan lapangan kerja, ekspor, dan penerimaan pajak sangat signifikan[1]. Namun, tantangan besar dihadapi oleh industri ini, termasuk fluktuasi harga pasar yang tidak stabil dan penurunan hasil panen yang mempengaruhi kualitas dan penjualan produk teh, baik di pasar lokal maupun ekspor[2]. Tanaman teh dapat tumbuh di Indonesia berdasarkan faktor iklim yang ada. Perkebunan teh yang terletak di daerah tropis tidak akan mampu bertahan dalam musim kemarau yang panjang. Namun, jika ditanam di dataran rendah, pohon teh akan mengalami musim hujan yang cukup lama. Pohon teh memerlukan daerah dengan curah hujan rata-rata antara 2000mm sampai 2500mm per tahun[3].

Proses pemanenan atau pengambilan pucuk daun teh sering kali mengalami penurunan hasil panen setiap harinya sehingga mempengaruhi penjualan baik di pasar lokal maupun ekspor luar negeri[4]. Sementara itu, teh asal Sumatera Utara menjadi favorit di pasar Amerika Serikat dan Eropa karena kualitasnya yang tinggi. Masalah timbul ketika harga pasar produk teh mengalami anjlok dan kerugian yang menurun bahkan sebagian lahan akan dialihkan menjadi lahan sawit karena lebih menguntungkan secara finansial. Hal ini disebabkan oleh tidak stabilnya harga pasar teh karena ditentukan oleh tingkat permintaan pembeli yang cenderung menurun sehingga merugikan perusahaan[5]. Oleh karena itu, diperlukan solusi untuk mengatasinya yang salah satunya mengetahui harga teh pada tahun mendatang dengan melakukan prediksi terhadap harga pasaran teh. Dengan memprediksi harga teh pada tahun mendatang, pengelola dapat menurunkan tingkat kerugian jika terjadi penurunan harga teh dan meningkatkan produksi untuk mencapai keuntungan yang lebih besar jika harga teh mengalami kenaikan di masa depan. Salah satu metode peramalan yang efektif adalah algoritma *Backpropagation*. Algoritma ini merupakan metode pembelajaran terbimbing dengan banyak lapisan dan memanfaatkan kesalahan *output* untuk menyesuaikan nilai bobot ke belakang setelah melakukan propagasi maju terlebih dahulu[6]. Metode ini juga menerapkan pengajaran berfokus pada JST untuk menemukan beban optimal di setiap neuron dengan tujuan meminimalkan kesalahan melalui data *training* sebelumnya[7]. Keunggulan dari algoritma ini adalah kemampuannya dalam merumuskan pengalaman dan pengetahuan peramalan sehingga dapat membantu prediksi harga pasar teh di masa depan[8].

Beberapa kasus penelitian sebelumnya dilakukan oleh Petty Indrayati Sijabaat, Yuhandri, Gunadi Widi Nucahyono dan Anita Sindar pada Jurnal Teknologi informasi dan Komunikasi Digital Zone tahun 2020[9]. Mereka menggunakan algoritma *Backpropagation* untuk meramalkan harga komoditas berdasarkan karakteristik konsumen produk kopi lokal nasional. Prediksi menunjukkan bahwa metode *Backpropagation* berhasil dengan tingkat akurasi mencapai 99.99%. Perkiraan harga kopi turun dari harga sebenarnya sebesar 74.205 menjadi 73.668 berhasil dihasilkan melalui penerapan metode tersebut. Pada kasus yang lain juga telah melakukan uji perbandingan metode yang salah satunya dilakukan oleh Nur Nufi'iyah pada Jurnal Seminar Nasional Inovasi dan Aplikasi Teknologi di Industri (SENIATI) yang memprediksi harga emas[10]. Prediksi ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93% pada metode regresi linear, 95% pada metode *Backpropagation*, dan 1% dengan metode Fuzzy Mamdani. Dari hasil tersebut dapat diketahui bahwa tingkat akurasi dalam memprediksi menggunakan algoritma *Backpropagation* mampu mencapai kinerja yang lebih unggul daripada metode regresi linear atau Fuzzy Mamdani.

Dengan mempertimbangkan latar belakang tersebut, penting untuk mencari solusi yang dapat membantu industri perkebunan teh mengatasi tantangan ini dan meningkatkan daya saingnya. Penulis tertarik untuk melakukan penelitian yang mengusulkan penerapan algoritma *Backpropagation* dalam memprediksi harga pasar teh. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi dalam meningkatkan efisiensi industri perkebunan teh, membantu pengelola perkebunan dalam mengambil keputusan yang lebih baik, serta meningkatkan daya saing produk teh Indonesia di pasar global.

II. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, dikembangkan sebuah model prediksi yang menerapkan metode *Backpropagation* untuk memprediksi harga teh di tahun mendatang dengan baik. Penelitian ini menggunakan prosedur kerja seperti yang terlihat dalam ilustrasi pada Figur 1.



Gambar 1. Prosedur Kerja Penelitian

Berikut dijelaskan prosedur kerja penelitian yang dilakukan untuk memandu pengumpulan data, analisis, perancangan, pengujian, dan penerapan guna mencapai hasil yang diharapkan.

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif yang terdiri dari metode deret waktu (*time series*) dan metode kausal (*explanatory*). Metode deret waktu melakukan prediksi masa depan berdasarkan data masa lalu tanpa mempertimbangkan faktor-faktor yang memengaruhinya[11]. Di sisi lain, metode kausal mengasumsikan bahwa faktor yang diprediksi memiliki keterkaitan sebab-akibat dengan beberapa variabel independen[12]. Prosedur pengumpulan data dalam penelitian ini melibatkan:

- 1) Penelitian Pustaka: Melalui pencarian jurnal dan *e-Book* secara *online* untuk menemukan referensi dan dasar teori dari berbagai sumber di internet. Tujuannya adalah untuk menghimpun informasi dari sumber-sumber langsung serta sumber-sumber lainnya.
- 2) Wawancara: Proses interaksi tatap muka antara peneliti dan narasumber, khususnya staf atau karyawan bagian pemasaran di PT Nusantara IV Unit Teh, untuk mendapatkan informasi dan data terkait penelitian.
- 3) Observasi: Melalui pengamatan langsung di kantor SPBUN PTPN IV Tobasari dan interaksi dengan bagian pemasaran untuk mendapatkan data penjualan teh yang diperlukan dalam memprediksi harga pasar teh, serta data numerik lainnya.

2.2 Analisis Kebutuhan

Proses analisis kebutuhan untuk mendapatkan data yang diperlukan untuk mengembangkan sistem agar dapat berjalan[13]. Analisis kebutuhan pada aplikasi prediksi harga pasar teh didasarkan pada informasi dari sumber yang ada, penghitungan, dan penggunaan metode tertentu. Dengan demikian, penyelesaian masalah sistem ini dapat dicapai untuk mencapai tujuan penelitian.

2.3 Perancangan

Perencanaan sistem dilaksanakan dengan mempertimbangkan kebutuhan yang diperlukan. Perencanaan sistem informasi adalah strategi yang terstruktur untuk memastikan pemenuhan kebutuhan informasi dengan cara yang optimal secara efisien dan efektif[14]. Perancangan sistem ini menggunakan alur dari algoritma *Backpropagation*, sedangkan implementasi sistem dilakukan menggunakan Matlab. Matlab (*matrix laboratory*) adalah perangkat lunak yang terutama dirancang untuk menangani persoalan matematika dengan solusi yang efektif.

2.4 Pengujian

Pengujian sistem bertujuan untuk menguji kinerja sistem dan mengetahui secara cepat dan efektif kemampuan dalam memprediksi harga pasar teh. Setelah dilakukan prediksi harga pasar teh, dilakukan validasi model untuk mengecek kemiripan hasil peramalan dengan metode deret waktu lainnya dievaluasi. Tingkat keakuratan model diukur menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang melibatkan 12 periode data penjualan teh bulanan yang dirangkum menjadi data tahunan, untuk kemudian dianalisis keakuratannya dalam memprediksi harga pasar teh menggunakan metode JST.

2.5 Penerapan

Penerapan sistem memfasilitasi prediksi harga teh di masa depan, membantu pengelola mengelola risiko kerugian, dan merespons kenaikan harga dengan peningkatan produksi[15]. Tujuannya adalah untuk mengurangi kerugian perusahaan dan mencegah konversi kebun teh menjadi perkebunan sawit, mempertahankan nilai historis dan ekonomis serta fungsi pariwisata kebun teh.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelumnya, bab telah menguraikan proses prediksi Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan menggunakan algoritma *Backpropagation* melalui perhitungan matematika atau secara manual. Pada bagian Hasil dan Pembahasan, terdapat analisis solusi berdasarkan rumusan tersebut. Selain itu, pembahasan juga merangkum tahapan perancangan sistem, diagram alir sistem, dan implementasi sistem.

3.1 Analisis Kebutuhan

Pada analisis data, dikumpulkan data yang akan diolah menggunakan algoritma *Backpropagation*. Algoritma *Backpropagation* dipilih sebagai metode untuk melakukan prediksi, sehingga penulis melakukan analisis dan prediksi peningkatan harga pasar teh menggunakan algoritma *Backpropagation*.

Variabel penjualan produk teh menjadi kriteria utama ketika melakukan evaluasi, penggunaan jaringan saraf tiruan menjadi relevan dalam proses pengambilan keputusan. Berikut pada tabel 1 daftar variabel dalam prediksi penjualan produk teh:

Tabel 1. Variabel Prediksi Penjualan Teh

No	Variabel	Jenis Teh
1	X1	GRADE I BOPI (1Kg)
2	X2	GRADE I BOP (1Kg)
3	X3	GRADE I BOPF (1Kg)
4	X4	GRADE I BP (1Kg)
5	X5	GRADE I BT (1Kg)
6	X6	GRADE I PF (1Kg)
7	X7	GRADE I DI (1Kg)
8	X8	GRADE II BPII (1Kg)
9	X9	GRADE II BTII (1Kg)
10	X10	GRADE II PFII (1Kg)
11	X11	GRADE II DUST III (1Kg)
12	X12	GRADE III RBO (1Kg)
13	X13	Butong Celup
14	X14	Butong Tea (1Kg)
15	X15	Tobasari Celup
16	X16	Tobasari Tea (1Kg)

Data *input* diperoleh dari Perusahaan PTPN IV Nusantara Unit Teh, sedangkan data target prediksi penjualan dari tahun 2018 hingga 2022. Data tersebut terdiri dari 16 data berdasarkan jenis produk teh, masing-masing dengan 16 variabel, serta target data untuk tahun berikutnya. Selanjutnya, data ini akan dinormalisasi ke rentang antara 0 dan 1 sebelum dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan algoritma *Backpropagation* pada jaringan saraf tiruan.

3.2 Perhitungan Manual

Prosedur manual ini menguraikan langkah-langkah manual untuk jaringan saraf tiruan dalam memprediksi harga pasar teh menggunakan algoritma *Backpropagation*. Data mengenai harga pasar produk teh telah dikelompokkan berdasarkan tahun penjualannya dan harga pada setiap tahunnya. Data ini akan dipergunakan sebagai data latih dan data uji. Karena menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner (logsig) yang hanya menerima nilai 0 dan 1, maka data harga akan dinormalisasi lebih lanjut. Berikut ini merupakan contoh data yang telah diolah dan nilai rata-ratanya disajikan dalam Tabel 2 di bawah.

Tabel 2. Data Penjualan Produk Tahun Per Tahun

Produk Teh/Satuan	Tahun				
	2018	2019	2020	2021	2022
GRADE I BOPI/Kg	28228.42	25229.58	22317.00	27473.08	20868.75
GRADE I BOP/Kg	20968.08	17895.58	20531.92	16840.08	21266.33
GRADE I BOPF/Kg	22854.67	18938.00	18795.50	15789.42	14945.76
GRADE I BP/Kg	45802.92	33042.50	40495.17	41336.08	36363.83
GRADE I BT/Kg	19761.33	16969.83	18013.58	16744.33	15087.42
GRADE I PF/Kg	19279.08	18024.25	18850.58	16773.50	16626.25
GRADE I DI/Kg	21293.20	12236.30	19278.70	19336.80	17879.80
GRADE II BPII/Kg	32031.58	24949.33	31965.21	19892.42	12450.75
GRADE II BTII/Kg	17692.25	16228.10	15490.08	12298.20	5127.17
GRADE II PFII/Kg	22605.25	18897.42	13271.17	14097.80	13679.25
GRADE II DUST III/Kg	17913.67	13623.50	11980.25	14746.08	15628.42
GRADE III RBO/Kg	15958.58	15369.08	10374.08	1666.67	14266.67
Butong Celup/bks	5551.81	5061.67	4851.93	4931.88	54871.00
Butong Tea/Kg	22454.50	24455.34	30454.25	48292.80	48090.90
Tobasari Celup/bks	6825.92	6055.90	5975.21	5755.90	5463.10
Tobasari Tea/Kg	31667.10	30961.70	38677.34	46464.12	46527.00

1) Menormalisasi dan *Input* Data

Untuk mentransformasikan sejumlah data real tersebut, digunakan fungsi rumus sebagai berikut:

$$x^1 = \frac{0.8(x^1 - b)}{(a - b)} + 0.1$$

Keterangan: x = nilai *actual*
 α = nilai maksimum
b = nilai minimum

Tahap Normalisasi dilakukan dengan memasukkan data *Input* dan *Real* ke dalam alat seperti *Microsoft Excel*, di mana alat tersebut akan melakukan proses normalisasi sesuai dengan perintah pengguna.

Tabel 3. Data *Training* 2018 – 2021

Produk Teh	Tahun			Target
	2018	2019	2020	2021
GRADE I BOPI (1Kg)	0.5557	0.5043	0.4543	0.5428
GRADE I BOP (1Kg)	0.4312	0.3785	0.4237	0.3603
GRADE I BOPF (1Kg)	0.4635	0.3963	0.3939	0.3423
GRADE I BP (1Kg)	0.8573	0.6383	0.7662	0.7806
GRADE I BT (1Kg)	0.4105	0.3626	0.3805	0.3587
GRADE I PF (1Kg)	0.4022	0.3807	0.3948	0.3592
GRADE I DI (1Kg)	0.4367	0.2814	0.4022	0.4032
GRADE II BPII (1Kg)	0.6210	0.4995	0.6199	0.4127
GRADE II BTII (1Kg)	0.3750	0.3498	0.3372	0.2824
GRADE II PFII (1Kg)	0.4593	0.3956	0.2991	0.3133
GRADE II DUST III (1Kg)	0.3788	0.3052	0.2770	0.3244
GRADE III RBO (1Kg)	0.3452	0.3351	0.2494	0.1000
Butong Celup	0.1667	0.1583	0.1547	0.1560
Butong Tea (1Kg)	0.4567	0.4910	0.5939	0.9000
Tobasari Celup	0.1885	0.1753	0.1739	0.1702
Tobasari Tea (1Kg)	0.6147	0.6026	0.7350	0.8686

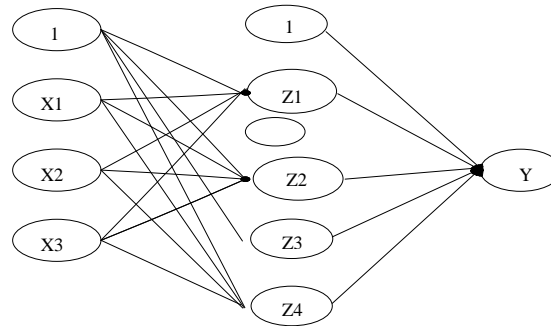
Tabel 4. Data *Testing* 2019 - 2022

Produk Teh	Target	
	2021	2022
GRADE I BOPI (1Kg)	0.4880	0.3887
GRADE I BOP (1Kg)	0.3282	0.3947
GRADE I BOPF (1Kg)	0.3124	0.2997
GRADE I BP (1Kg)	0.6965	0.6217
GRADE I BT (1Kg)	0.3267	0.3018
GRADE I PF (1Kg)	0.3272	0.3249
GRADE I DI (1Kg)	0.3657	0.3438
GRADE II BPII (1Kg)	0.3740	0.2622
GRADE II BTII (1Kg)	0.2599	0.1520
GRADE II PFII (1Kg)	0.2869	0.2806
GRADE II DUST III (1Kg)	0.2967	0.3099
GRADE III RBO (1Kg)	0.1000	0.2895
Butong Celup	0.1491	0.9000
Butong Tea (1Kg)	0.8011	0.7981
Tobasari Celup	0.1615	0.1571
Tobasari Tea (1Kg)	0.7736	0.7745

Perhitungan data pelatihan terdiri dari data tahun 2018 hingga 2021. Data sampel yang digunakan berasal dari tabel 3 di atas, yaitu data aktual untuk jenis teh *Grade I BOPI* dengan harga sebesar 28228.42. Nilai maksimum data pelatihan terdapat pada jenis teh *Buitong Tea* sebesar 48292.8, sementara nilai minimumnya terdapat pada jenis teh *Grade III RBO* sebesar 1666.6667. Tahap Normalisasi data uji sama dengan normalisasi data pelatihan, namun data uji terdiri dari data tahun 2019 hingga 2022 yang tercantum dalam tabel 4 di atas.

2) Perancangan Manual Jaringan Saraf Tiruan

Tahap berikutnya adalah merancang arsitektur Jaringan Saraf Tiruan menggunakan algoritma *Backpropagation*. Dalam hal ini menggunakan beberapa mode jaringan *multi-layer* (banyak lapisan) yang digunakan untuk mendapatkan arsitektur terbaik adalah 4-4-1, 4-4-16, 16-4-16, 16-8-16 dan 16-16-16. Model dengan arsitektur 4-4-1 bisa diperhatikan pada ilustrasi 2 di bawah ini.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan *Backpropagation*

Proses perhitungan secara manual terbatas pada sampel data *input* saja dan hanya untuk satu *epoch Backpropagation*. Berikut adalah tahapan-tahapan yang dilakukan:

a) Tahap Inisialisasi

Pada tahap inisialisasi ini, dilakukan pendahuluan data *input*, penentuan bobot dari *input* ke lapisan tersembunyi, serta ke lapisan *output*. Nilai *input* akan diwakili sebagai X1-Xn, dan akan digunakan:

Tabel 5. Kebutuhan *Input*

Goal	0.001
Epoch	1000
Learning Rate	0.1

Tabel 6. Variabel *Input*

<i>Input</i>	x1	x2	x3	x4
x	0.5557	0.5043	0.4543	0.5428

Tabel 6. Bobot yang Diberikan dari *Input Layer* ke *Hidden Layer*

BOBOT				
V1	0.0293	0.1312	0.1239	0.1457
V2	0.3119	0.3765	0.3615	0.2287
V3	0.0941	0.2276	0.3567	0.5061
V4	0.3784	0.3489	0.4902	0.3876

Tabel 7. Bobot yang Diberikan dari *Hidden Layer* ke *Output Layer*

BOBOT	W1	W2	W3	W4
Y	0.3773	0.5671	0.8655	0.9432

Tabel 8. Bias yang Diberikan dari *Input* Ke *Hidden Layer*

BIAS	1	2	3	4
Vj	0.8765	0.6876	0.9976	0.7984

Tabel 9. Bias Dari *Hidden Layer* ke *Output Layer*

BIAS	
Wj	0.8611

Tabel 10. Target Untuk Prediksi

Target	
2022	0.3887

b) Tahap 1: Perhitungan Maju:

Proses *feedforward* melibatkan perhitungan nilai output dari unit-unit yang tersimpan di dalam lapisan tersembunyi menggunakan rumus berikut:

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n Z_i V_{ij}$$

$$\begin{aligned} Z_{in1} &= V_{j1} + (X_1 * V_{1.1}) + (X_2 * V_{1.2}) + (X_3 * V_{1.3}) + (X_4 * V_{1.4}) \\ &= 0,8765 + (0,5557 * 0,0293) + (0,5043 * 0,1312) + (0,4543 * 0,1239) + (0,5428 * 0,1457) \\ &= 1,0943199 \end{aligned}$$

Dihitung sampai Z_{in1} dengan mendapatkan hasil $z_{in1} = 1.0943199$, $z_{in2} = 1.33915959$, $z_{in3} = 1.60142994$, $z_{in4} = 1.61771429$.

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *output* dengan menerapkan fungsi aktivasi yang telah dipilih, dimana fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *sigmoid biner* yang memiliki persamaan, sebagaimana rumus berikut:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{-x_{net^j}}}$$

$$Z_1 = \text{sigmoid}[1.0943199] = \frac{1}{1 + e^{(-1.0943199)}} = 0.749194314$$

Dilakukan perhitungan hingga Z_4 dengan mendapatkan hasil $Z_1 = 0.749194314$, $Z_2 = 0.792351702$, $Z_3 = 0.832218144$, $Z_4 = 0.834479661$

Perhitungan nilai *output* pada unit y_k (dimana k adalah indeks unit dari 1 hingga m) dilakukan dengan memanfaatkan nilai bobotnya sesuai dengan rumus berikut:

$$y_{in_k} = W_{k0} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk}$$

$$\begin{aligned} Y_{in} &= W_j + (Z_1 * W_1) + (Z_2 * W_2) + (Z_3 * W_3) + (Z_4 * W_4) \\ &= 0,8611 + (0,749194314 * 0,3773) + (0,792351702 * 0,5671) + (0,832218144 * 0,8655) + \\ &\quad (0,834479661 * 0,9432) \\ &= 3,100479685 \end{aligned}$$

Selanjutnya, nilai *output* dihitung dengan menerapkan fungsi aktivasi:

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

$$Y_k = \text{sigmoid}[3.100479685] = \frac{1}{1 + e^{(-3.100479685)}} = 0.956912527$$

Lakukan perhitungan nilai kesalahan yang terjadi antara *output* aktual dengan *output* yang diinginkan, baik pada lapisan tersembunyi maupun pada lapisan *output*. *Output* yang diharapkan dalam bentuk masih ternormalisasi dengan rumus sebagai berikut: $error = target - Y$

Dimana target diambil dari data normalisasi di tahun 2022

$$Error = 0.3887 - 0.956912527 = -0.56821253$$

Kemudian nilai *error* di kuadratkan sebagai berikut:

$$Error = (-0.56821253)^2 = 0.323130437$$

c) Tahap 2: Perhitungan Mundur:

Setiap unit *output* (y_k , dengan k adalah indeks dari 1 hingga m) menerima pola target yang cocok dengan pola *input*, dan setelah itu dilakukan perhitungan kesalahan. Faktor δ dihitung pada unit *output* berdasarkan kesalahan dari setiap unit *output* y_k , dengan menggunakan rumus berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k) * (y_k) * (1 - y_k)$$

$$\delta_1 = (0.3887 - 0.956912527) * 0.956912527 * (1 - 0.956912527) = -0.02342794$$

Setiap modifikasi pada bobot W_{jk} dihitung (yang akan digunakan untuk memperbarui bobot W_{jk}) dengan laju pembelajaran (*learning rate*) $\alpha = 0,01$, menggunakan rumus berikut:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

$\Delta W0 = 0,01 * -0.02342794 = -0.0002096$, dan dilakukan perhitungan sehingga didapat :
 $\Delta W1 = -0.000157261$, $\Delta W2 = -0.000166668$, $\Delta W3 = -0.000174898$, dan $\Delta W4 = -0.000175528$.

Delta masukan dari setiap (Z_j , dimana j adalah indeks dari 1 hingga p) dihitung dari neuron pada lapisan di atasnya dengan menggunakan rumus berikut:

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_{kwk_j}$$

$$\delta_{in1} = -0.02342794 * 0.3773 = -0.0088394 \quad \delta_{in2} = -0.02342794 * 0.5671 = -0.013286$$

$$\delta_{in3} = -0.02342794 * 0.8655 = -0.0202769 \quad \delta_{in4} = -0.02342794 * 0.9432 = -0.0220972$$

Langkah selanjutnya adalah mengalikan nilai yang tersimpan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi kesalahan, sesuai dengan rumus berikut:

$$\delta_k = \delta_{in} * \left(\frac{1}{1+e^{-z_j}} \right) * \left(1 - \left(\frac{1}{1+e^{-z_j}} \right) \right)$$

$\delta_1 = -0.0088394 * \left(\frac{1}{1+e^{-0.749194314}} \right) * \left(1 - \left(\frac{1}{1+e^{-0.749194314}} \right) \right) = -0.00166$, melalui perhitungan tersebut ke keseluruhan mendapatkan hasil aktivasi pembaharuan bobot $\delta_2 = -0.00219$, $\delta_3 = -0.00251$, dan $\delta_4 = -0.00269$.

Lakukan perhitungan untuk koreksi nilai bobot *output*, yang nantinya akan digunakan untuk memperbarui v_{ij} , dengan menggunakan rumus berikut:

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_j x_i$$

Tabel 11. Hasil Koreksi Bobot Output

	$\Delta V1$	$\Delta V2$	$\Delta V3$	$\Delta V4$
1	-9.22462E-06	-8.37138E-06	-7.54138E-06	-9.01048E-06
2	-1.21698E-05	-1.10442E-05	-9.94917E-06	-1.18873E-05
3	-1.57263E-05	-1.42717E-05	-1.28567E-05	-1.53612E-05
4	-1.69489E-05	-1.53812E-05	-1.38562E-05	-1.65554E-05

Hitung koreksi nilai bobot *input* ke *hidden* yang kemudian digunakan untuk memperbarui v_{ij} menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\Delta V_{j0} = \alpha \delta_j$$

Didapatkan hasil $\Delta V1 = -0.000188498$, $\Delta V2 = -0.000216106$, $\Delta V3 = -0.000284605$, dan $\Delta V4 = -0.000253657$

Tabel 12. Hasil Koreksi Bobot Input ke Hidden

	Δv_j
1	-1.660E-05
2	-2.190E-05
3	-2.830E-05
4	-3.050E-05

Perubahan bobot *input* terjadi saat terhubung dengan lapisan tersembunyi, dengan menggunakan rumus berikut:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij}$$

Tabel 13. Hasil Perubahan Bobot Input ke Hidden

	1	2	3	4
V1	0.029290775	0.311891629	0.094092459	0.37839099
V2	0.13118783	0.376488956	0.227590051	0.348888113
V3	0.123884274	0.361485728	0.356687143	0.490184639
V4	0.145683051	0.228684619	0.506086144	0.387583445

Bobot pada lapisan tersembunyi mengalami penyesuaian ketika terhubung ke lapisan *output*, sesuai dengan rumus berikut:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk}$$

$$W1(\text{baru}) = 0.3773 + -0.00017552 = 0.37712448 \quad W2(\text{baru}) = 0.5671 + -0.00018563 = 0.56691437$$

$$W3(\text{baru}) = 0.8655 + -0.00019497 = 0.86530503 \quad W4(\text{baru}) = 0.9432 + -0.0001955 = 0.9430045$$

Perubahan terjadi pada bias awal ketika terhubung ke lapisan tersembunyi, mengikuti rumus berikut:

$$V_{j0}(\text{baru}) = V_{j0}(\text{lama}) + \Delta V_{j0}$$

$$V_{j1} = 0.8765 + -0.0000166 = 0.8764834$$

$$V_{j2} = 0.6876 + -0.0000219 = 0.6875781$$

$$V_{j3} = 0.9976 + -0.0000283 = 0.9975717$$

$$V_{j4} = 0.7984 + -0.0000305 = 0.7983695$$

Penyesuaian dilakukan pada bias awal saat tersambung dengan lapisan tersembunyi, mengacu pada rumus berikut:

$$W_{j0}(\text{bias baru}) = W_0(\text{bias lama}) + \Delta W_0$$

$$W_k = W_j + \Delta W_0 = 0,8611 + -0.0002343 = 0.8608657$$

Pelatihan dilakukan hingga mencapai seluruh iterasi yang telah ditetapkan. Pada setiap iterasi, dimulai dari iterasi pertama, seluruh data digunakan untuk menghitung dan mengevaluasi model hingga mencapai iterasi terbaik atau hasil latihan yang optimal. Hasil akhir dari pelatihan, termasuk bobot dan bias terakhir dari iterasi terakhir, akan digunakan dalam tahap pengujian. Namun, untuk pengujian pada iterasi pertama, bobot dan bias yang digunakan adalah hasil dari iterasi pertama. Proses perhitungan pada setiap iterasi berlangsung dengan cara yang sama seperti pada iterasi pertama.

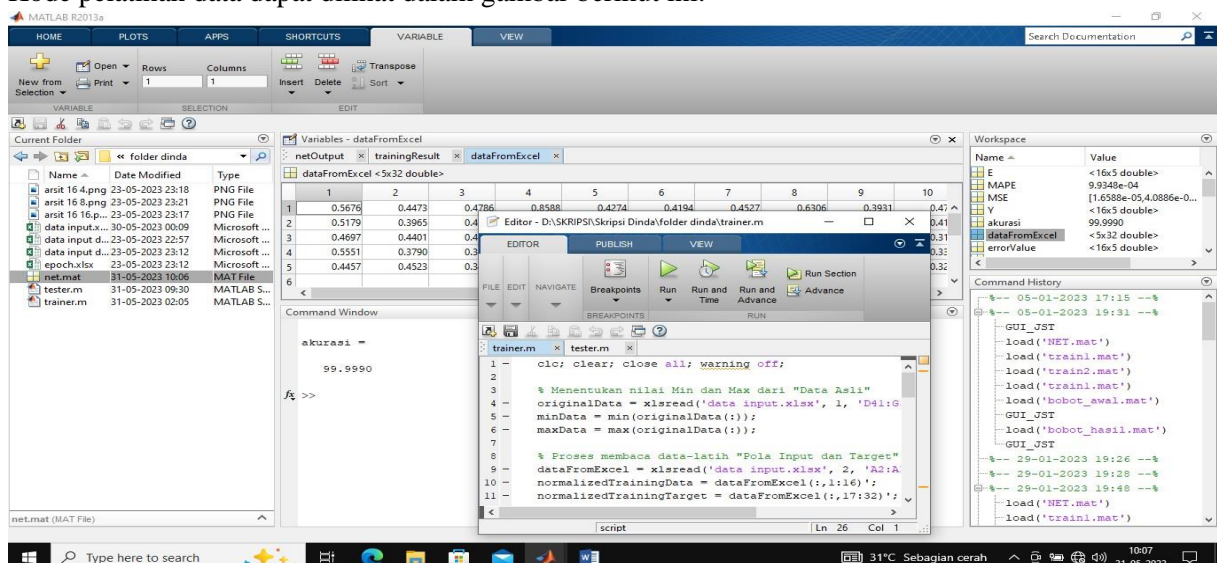
Setelah menyelesaikan perubahan bobot dan bias pada iterasi kedua, nilai baru untuk kedua parameter tersebut akan dihasilkan melalui proses pelatihan lanjutan. Pelatihan jaringan akan berlanjut secara berkelanjutan sampai mencapai nilai *output* dan tingkat kesalahan yang minimal. Nilai iterasi kedua, dengan nilai sebesar 0.8610556, menunjukkan bahwa data sedang dipelajari untuk meningkatkan kinerja saat diuji.

3.3 Perancangan dan Pengujian

Setelah menyelesaikan tahap perhitungan manual dan merancang aplikasi program, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian sistem aplikasi yang telah dikembangkan dengan menggunakan Matlab R2013a.

1) Koding Data *Training*

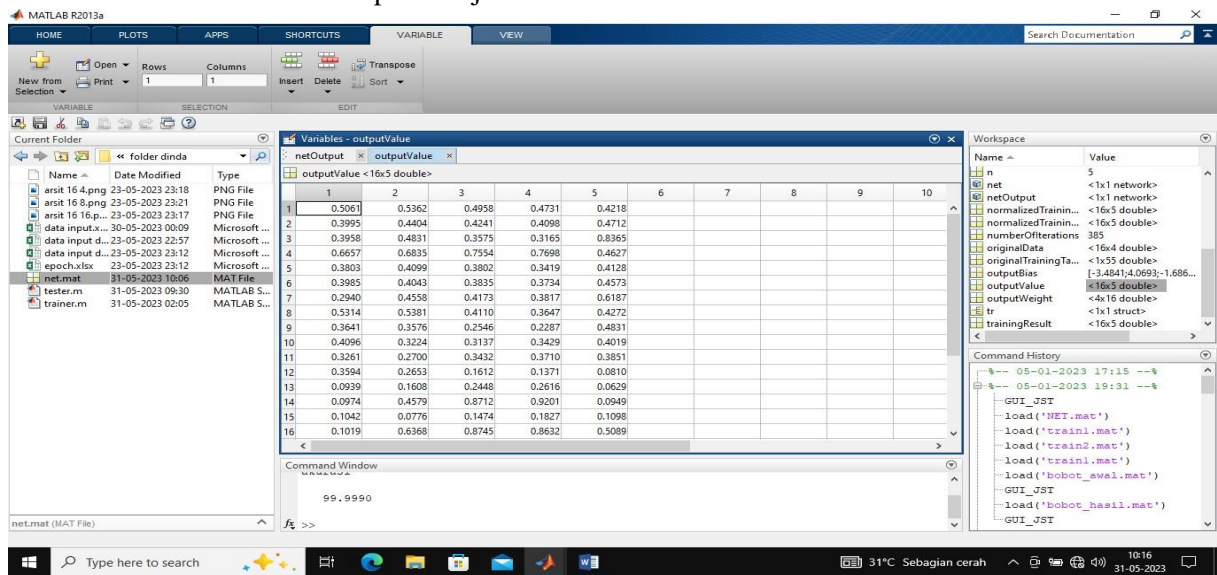
Kode pelatihan data dapat dilihat dalam gambar berikut ini.



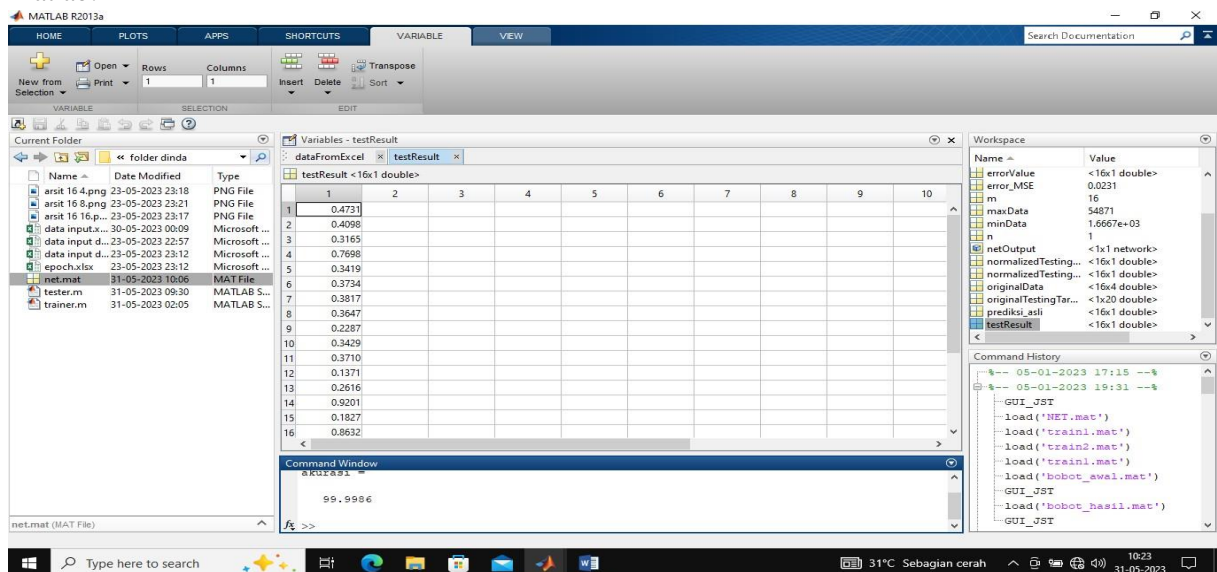
Gambar 3. Koding Data *Training*

2) Hasil *Output Training Data*

Inputan data Training yang sudah dinormalisasi yang akan dihitung di dalam tool Matlab 2016b sehingga didapat pada gambar di bawah menjelaskan bahwa hasil *output* dari *Training data* yang sudah dilakukan oleh Matlab melalui pembelajaran data.

Gambar 4. *Output Data Training*3) *Output Testing Data*

Inputan data Testing yang sudah dinormalisasi yang akan dihitung di dalam tool Matlab 2016b sehingga pada gambar 5. berikut menjelaskan bahwa hasil *output* dari *Testing data* yang sudah dilakukan oleh Matlab.

Gambar 5. *Output Testing Data*

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Jaringan saraf tiruan dengan Algoritma *Backpropagation* yang telah dilatih dan diuji dengan baik akan menghasilkan keluaran yang masuk akal jika diberi masukan yang serupa dengan pola yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian. Sifat generalisasi ini membuat proses pelatihan dan pengujian lebih efisien karena tidak perlu dilakukan pada seluruh data. Jaringan saraf tiruan dengan Algoritma *Backpropagation* dapat diperluas generalisasinya dengan memperkenalkan lapisan tersembunyi tambahan (*hidden layer*) dalam model Windrow-Hoff. Standar Algoritma *Backpropagation* menggunakan algoritma penurunan gradien (*gradient descent*). Variasi terhadap model standar dilakukan dengan mengganti algoritmanya dengan algoritma lain.

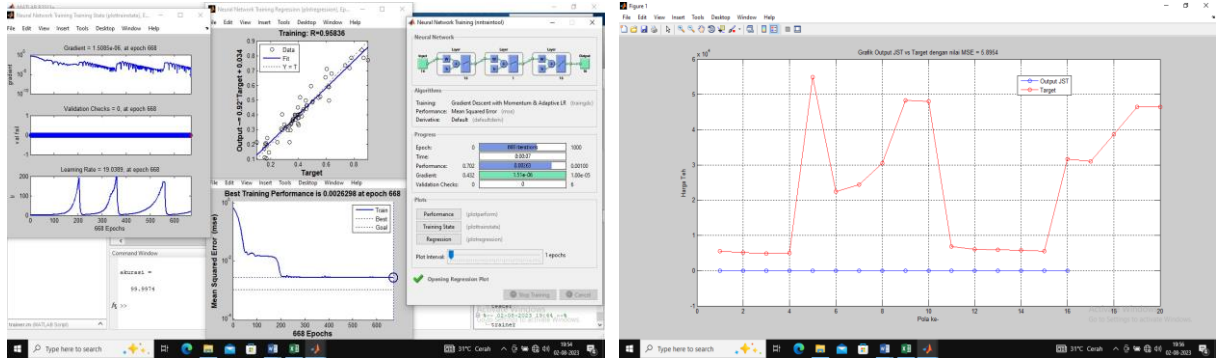
3.4 Hasil Penerapan

Hasil pada penelitian ini yaitu untuk penjabaran secara detail mengenai tampilan hasil antarmuka pengguna, pengujian, dan penerapan.

3.4.1 Tampilan Hasil Prediksi Menggunakan Sistem Matlab

Berdasarkan dari proses tahapan hitungan manual dan rancangan program aplikasi, selanjutnya adalah melakukan tahapan pengujian sistem aplikasi yang telah dibangun menggunakan Matlab R2013a. Di bawah ini akan dijelaskan tampilan program yang telah dibangun.

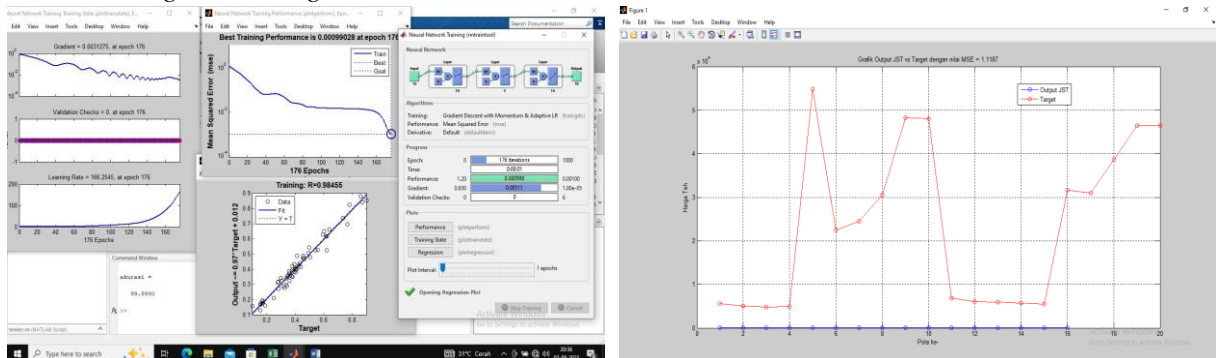
1) Hasil *Training* dan *Testing* Arsitektur 16-1-16



Gambar 6. Hasil *Training* dan *Testing* Arsitektur 16-1-16

Dari hasil *training* arsitektur 16-1-16 berhenti pada iterasi ke-668 pada waktu 0:00:07 dengan performansi 0.00263, untuk *gradient* sendiri sebesar $1.501e-06$ dengan validasi *check* 0 dan *learning rate* sebagai pembelajaran sebanyak 19.0389 yang menghasilkan akurasi sebesar 99.9974%.

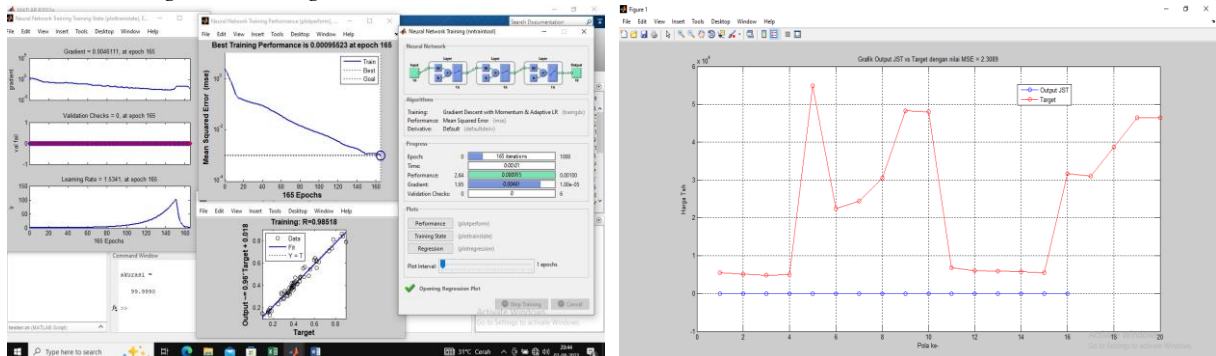
2) Hasil *Training* dan *Testing* Arsitektur 16-5-16



Gambar 7. Hasil *Training* dan *Testing* Arsitektur 16-5-16

Dari hasil *training* arsitektur 16-5-16 berhenti pada iterasi ke-176 pada waktu 0:00:01 dengan performansi 0.000990, untuk *gradient* sendiri sebesar 0.00313 dengan validasi *check* 0 dan *learning rate* sebagai pembelajaran sebanyak 166.2545 yang menghasilkan akurasi sebesar 99.99%.

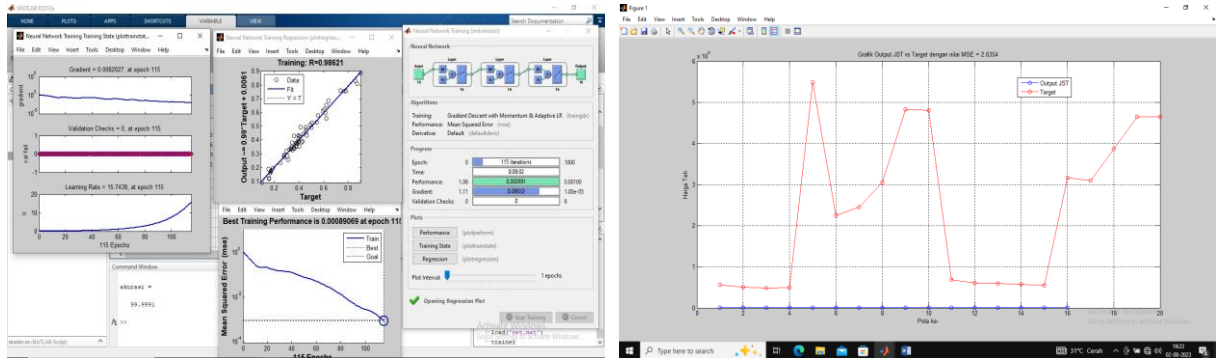
3) Hasil *Training* dan *Testing* Arsitektur 16-10-16



Gambar 8. Hasil *Training* dan *Testing* Arsitektur 16-10-16

Dari hasil *training* arsitektur 16-16-16 berhenti pada iterasi ke-165 pada waktu 0:00:01 dengan performansi 0.000955, untuk *gradient* sendiri sebesar 0.00461 dengan validasi *check* 0 dan *learning rate* sebagai pembelajaran sebanyak 1.5341 yang menghasilkan akurasi sebesar 99.99%.

4) Hasil Training dan Testing Arsitektur 16-16-16



Gambar 8. Hasil Training dan Testing Arsitektur 16-16-16

Dari hasil *training* arsitektur 16-16-16 berhenti pada iterasi ke-115 pada waktu 0:00:01 dengan performansi 0.000891, untuk *gradient* sendiri sebesar 0.00820 dengan validasi *check* 0 dan *learning rate* sebagai pembelajaran sebanyak 15.7438 yang menghasilkan akurasi sebesar 99.99%.

Penilaian model arsitektur terbaik dilihat dari beberapa aspek seperti *epoch*, *error* minimum, dan akurasi kebenaran. Untuk lebih jelasnya, dapat dilihat pada Tabel 14 di bawah ini.

Tabel 14. Rekapitulasi Model Arsitektur

No	Arsitektur	Epoch	Training	
			MSE	Akurasi
1	16-1-16	668	5.8954	99 %
2	16-5-16	176	1.1187	99 %
3	16-10-16	165	2.6534	99 %
4	16-16-16	115	2.3089	99%

Dari hasil pengujian data Laporan Penjualan tersebut, dapat kita lihat pada arsitektur 16-5-16 yang menunjukkan dari target dikurangi dengan *output* JST bahwa MSE terkecil sebesar 1.1187 membuktikan tingkat kesalahan pada arsitektur tersebut rendah. Dari data yang didapat, bahwa *performance* perhitungan jaringan saraf tiruan dengan Algoritma *Backpropagation* adalah 99%.

Penggunaan jaringan saraf tiruan dengan menggunakan algoritma *Backpropagation* dapat diterapkan untuk menganalisis peningkatan penjualan Teh dengan mempertimbangkan model arsitektur terbaik dari rangkaian proses pelatihan dan pengujian yang dilakukan.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian, ditemukan bahwa penerapan metode *Backpropagation* sangat bergantung pada penggunaan data historis penjualan teh yang relevan. Data ini kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan perbandingan 90:10. Data latih digunakan untuk melatih jaringan saraf tiruan *Backpropagation* agar dapat menghasilkan prediksi harga dengan akurasi yang optimal. Selanjutnya, dalam percobaan pelatihan data, ditemukan bahwa arsitektur jaringan saraf tiruan terbaik adalah 16-5-16, yang mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 99% dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) *training* sebesar 1.1187. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan metode *Backpropagation* dengan arsitektur yang tepat dapat memberikan hasil prediksi harga pasar teh yang sangat akurat dan dapat diandalkan.

REFERENSI

- [1] I. R. . Anjarsari, “Rekayasa budidaya dan penanganan pascapanen untuk meningkatkan kualitas teh Indonesia sebagai minuman fungsional kaya antioksidan,” *J. Kultiv.*, vol. 21, no. 2, pp. 152–158, 2022.
- [2] D. Setiyaningsih, “PERAN SERTIFIKASI DALAM TATA KELOLA GLOBAL VALUE CHAIN INDUSTRI TEH,” *Indep. J. Polit. Indones. dan Glob.*, vol. 2, no. 2, pp. 0–9, 2021.
- [3] Murdaningsih and J. I. . Hutubessy, “Pengelolaan Agroekosistem Tanaman Kopi di Desa Wologai Tengah - Kecamatan Detusoko Kabupaten Ende,” *J. Panrita Abdi*, vol. 5, no. 4, pp. 690–697, 2021.
- [4] L. H. Ula, N. M. Suyastiri, and H. H. Utami, “ANALISIS RISIKO PRODUKSI DAUN TEH BASAH BERDASARKAN PEMETIKAN MEKANIK DAN MANUAL PADA PT PERKEBUNAN NUSANTARA IX KEBUN SEMUGIH KABUPATEN PEMALANG,” *J. Din. Sos. Ekon.*, vol. 20, no. 1, pp. 81–95, 2019.
- [5] M. Wicaksana, “ANALISIS PERBANDINGAN KINERJA KEUANGAN PADA INDUSTRI SEKTOR PERKEBUNAN PERIODE 2014 – 2019 (STUDI PERBANDINGAN: PT LONDON SUMATERA INDONESIA TBK TERHADAP PT SALIM IVOMAS PRATAMA TBK),” *J. Ilmu Manaj. Terap.*, vol. 2, no. 3, pp. 364–378, 2021.
- [6] R. M. Firzatullah, A. Nurkholis, A. Rubhasy, and R. Shara, “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Uang Kuliah Tunggal Universitas XYZ Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *PETIR J. Pengkaj. dan Penerapan Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 170–180, 2021.
- [7] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurmaningsih, A. A. J. Sinlae, R. Ridlo, and A. Hakim, “Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 388–395, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.4066.
- [8] W. R. A. Situmorang and M. Jannah, “Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Hasil Panen Padi Pada Desa Pagar Jati Dengan Metode Backpropagation,” *JIKOMSI [Jurnal Ilmu Komput. dan Sist. Informasi]*, vol. 3, no. 3, pp. 167–175, 2021.
- [9] P. I. Sijabat, G. W. Nurcahyo, and A. Sindar, “Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional,” *J. Teknol. Inf. Komun. Digit. Zo.*, vol. 11, no. 1, pp. 96–107, 2020.
- [10] N. Nafi'iyah, “Perbandingan Regresi Linear, Backpropagation Dan Fuzzy Mamdani Dalam Prediksi Harga Emas,” *Semin. Nas. Inov. DAN Apl. Teknol. DI Ind.*, pp. 291–296, 2016.
- [11] F. Wahyu and B. Hendrik, “Perbandingan Algoritma Time Series Dan Fuzzy Inference System Dalam Analisis Data Deret Waktu,” *J. Penelit. Teknol. Inf. Dan Sains*, vol. 1, no. 3, pp. 16–24, 2023.
- [12] I. Rahmi and H. Yozza, “ANALISIS KAUSAL MASA STUDI MAHASISWA PROGRAM STUDI MATEMATIKA UNIVERSITAS ANDALAS DENGAN MENGGUNAKAN METODE CART,” *J. Mat. Sains, dan Teknol.*, vol. 21, no. 1, pp. 22–34, 2020.
- [13] M. Z. Batubara and M. I. P. Nasution, “Sistem Informasi Online Pengelolaan Dana Sosial Pada Rumah Yatim Sumatera Utara,” *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 5, no. 3, pp. 164–171, 2023.
- [14] Syahrani tazli and Samsudin, “SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS PERSEBARAN PONDOK PESANTREN KABUPATEN LANGKAT DAN BINJAI MENGGUNAKAN LEAFLET,” *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 2621–1467, 2023.
- [15] M. D. A. Syahputra, H. Santoso, and F. H. Sibrani, “Implementasi Sistem Pengelolaan Persediaan dengan Algoritma FIFO Pada Gudang Sparepart Sepeda Motor,” *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 1, pp. 168–176, 2024.