

ISSN (ONLINE) 2598-9936



INDONESIAN JOURNAL OF INNOVATION STUDIES

**PUBLISHED BY
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SIDOARJO**

Table Of Contents

Journal Cover	1
Author[s] Statement	3
Editorial Team	4
Article information	5
Check this article update (crossmark).....	5
Check this article impact	5
Cite this article	5
Title page	6
Article Title.....	6
Author information	6
Abstract	6
Article content	7

Originality Statement

The author[s] declare that this article is their own work and to the best of their knowledge it contains no materials previously published or written by another person, or substantial proportions of material which have been accepted for the published of any other published materials, except where due acknowledgement is made in the article. Any contribution made to the research by others, with whom author[s] have work, is explicitly acknowledged in the article.

Conflict of Interest Statement

The author[s] declare that this article was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Copyright Statement

Copyright © Author(s). This article is published under the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0) licence. Anyone may reproduce, distribute, translate and create derivative works of this article (for both commercial and non-commercial purposes), subject to full attribution to the original publication and authors. The full terms of this licence may be seen at <http://creativecommons.org/licences/by/4.0/legalcode>

Indonesian Journal of Innovation Studies

Vol. 26 No. 4 (2025): October
DOI: 10.21070/ijins.v26i4.1756

EDITORIAL TEAM

Editor in Chief

Dr. Hindarto, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Managing Editor

Mochammad Tanzil Multazam, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Editors

Fika Megawati, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Mahardika Darmawan Kusuma Wardana, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Wiwit Wahyu Wijayanti, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Farkhod Abdurakhmonov, Silk Road International Tourism University, Uzbekistan

Bobur Sobirov, Samarkand Institute of Economics and Service, Uzbekistan

Evi Rinata, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

M Faisal Amir, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Dr. Hana Catur Wahyuni, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

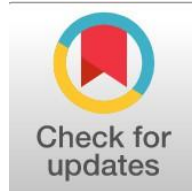
Complete list of editorial team ([link](#))

Complete list of indexing services for this journal ([link](#))

How to submit to this journal ([link](#))

Article information

Check this article update (crossmark)



Check this article impact (*)



Save this article to Mendeley



(*) Time for indexing process is various, depends on indexing database platform

Algorithm Comparison for Estimating Chili Pepper Production in North Sulawesi Province

Perbandingan Algoritma untuk Estimasi Produksi Cabai Rawit di Provinsi Sulawesi Utara

Matthew Albert Alexander Musung, 21210069@unima.ac.id, (1)
Program Studi Teknik Informatika, Universitas Negeri Manado, Indonesia

Alfiansyah Hasibuan, alfiansyahhasibuan@unima.ac.id, ()
Program Studi Teknik Informatika, Universitas Negeri Manado, Indonesia

⁽ⁱ⁾ Corresponding author

Abstract

Background: Chili pepper production in North Sulawesi Province plays a vital role in regional food supply yet experiences frequent fluctuations due to natural and seasonal factors. **Specific background:** These production instabilities have led to difficulties in market price control and agricultural planning, prompting the need for accurate predictive models. **Knowledge gap:** Previous studies have compared regression and neural network algorithms in various domains, but little research has focused on local agricultural commodities such as chili peppers in North Sulawesi. **Aims:** This study compares the performance of Multiple Linear Regression and Backpropagation algorithms in estimating chili pepper production using statistical data from the North Sulawesi Statistics Agency (2018–2023). **Results:** Evaluation using R-squared (R^2) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) shows that Backpropagation achieved $R^2 = 0.846$ and $MAPE = 3.235\%$, outperforming Multiple Linear Regression ($R^2 = 0.228$; $MAPE = 6.875\%$). **Novelty:** The study uniquely applies machine learning algorithms to a regional agricultural context characterized by nonlinear and fluctuating production data. **Implications:** The findings demonstrate the potential of Backpropagation as a reliable predictive tool for developing intelligent agricultural systems that support production planning and food security policy in North Sulawesi.

Highlight

- ♦ Backpropagation shows higher accuracy than Multiple Linear Regression.
- ♦ Estimation uses agricultural data from North Sulawesi Province.
- ♦ Model supports predictive systems for food production planning.

Keywords

Backpropagation, Chili Production, Multiple Linear Regression, Prediction Model, North Sulawesi

Published date: 2025-10-28

I. Pendahuluan

Komoditas cabai rawit berperan penting dalam konsumsi bahan pokok masyarakat sehari-hari dan memiliki nilai ekonomi tinggi. Produksi cabai rawit sering mengalami fluktuasi signifikan akibat faktor alam seperti cuaca, serangan hama, serta perubahan pola tanam, yang menyebabkan ketidakpastian pasokan dan harga di pasar. Ketidakpastian ini berdampak negatif bagi petani, konsumen, dan pemerintah daerah dalam perencanaan distribusi dan pengambilan kebijakan.

Salah satu yang menyebabkan harga cabai rawit naik ataupun turun yaitu memiliki ketidakseimbangan antar permintaan dan penawaran. Biasanya, harga cabai meningkat pada saat ada hari libur keagamaan. Misalnya, dilansir dari detik.com bahwa harga cabai rawit di Kabupaten Sidoarjo mengalami pelonjakan harga yang tajam hingga menyentuh Rp. 130.000,- per kilogram yang dikarenakan pelonjakan permintaan menjelang Hari Raya Idul Adha [1]. Hal ini terjadi karena permintaan naik drastis, sementara pasokan cabai dari pemasok tetap normal atau bahkan berkurang.

Secara regional, Sulawesi Utara adalah salah satu provinsi yang memiliki potensi besar dalam sektor pertanian, termasuk produksi cabai rawit. Namun berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Sulawesi Utara, dalam beberapa tahun terakhir produksi cabai rawit di Sulawesi Utara mengalami ketidakstabilan produksi yang berdampak pada pasokan dan harga cabai rawit di pasar lokal.

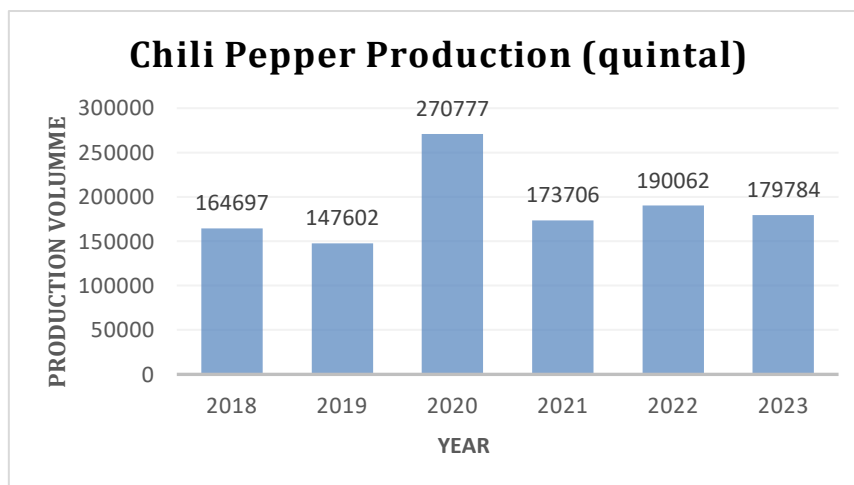


Figure 1. Produksi Cabai Rawit Sulawesi Utara Tahun 2018-2023

Hal ini membuat pemerintah Provinsi Sulawesi Utara mengambil langkah yaitu mengimpor pasokan cabai rawit dari luar Provinsi Sulawesi. Misalnya pada tahun 2019, Pemerintah Sulawesi Utara mengimpor pasokan cabai rawit dari Surabaya untuk mengendalikan inflasi harga cabai rawit akibat dari jumlah pasokan cabai rawit yang belum mencukupi [2]. Hal ini membuktikan adanya ketergantungan pada manajemen produksi cabai rawit. Oleh karena itu perlu dilakukan prakiraan atau estimasi terhadap jumlah produksi cabai rawit di masa yang akan datang di Provinsi Sulawesi Utara. Terdapat beberapa pendekatan metode statistik dalam melakukan estimasi di masa depan diantaranya yaitu jaringan syaraf tiruan (JST) dan regresi linear berganda.

Adapun beberapa penelitian yang telah diselesaikan dengan menggunakan beberapa algoritma untuk estimasi atau prediksi yang dapat mendukung penelitian ini. Pada penelitian yang menggunakan metode Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dalam memprediksi harga minyak sayuran data kaggle dengan regresi linear berganda dan backpropagation, dalam penelitian ini algoritma regresi linear dapat memperoleh hasil MAPE sebesar 38,9% sedangkan backpropagation memperoleh 20,9% [3]. Kemudian penelitian tentang perbandingan metode regresi linear dan neural network backpropagation dalam prediksi nilai ujian nasional siswa SMP menggunakan software R, menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,55% untuk algoritma backpropagation dan 3,94% untuk regresi linear [4]. Selanjutnya pada penelitian prediksi jumlah pendaftar jemaah umrah menggunakan backpropagation dan regresi linear pada PT. Hajar aswad mubaroq dengan skor akurasi MAPE 19,74% [5]. Penelitian lain yaitu prediksi produksi beras di Kabupaten Minahasa Provinsi Sulawesi Utara dan hasil prediksi dari algoritma regresi linear berganda dalam penelitian ini menunjukkan akurasi prediksi sebesar 10,61% [6]. Lalu penelitian selanjutnya tentang prediksi beban listrik dengan menggunakan metode backpropagation, dalam penelitian ini mendapatkan hasil nilai MAPE terbesar didapat dengan nilai 4,32 %. Dan nilai MAPE terkecil didapat dengan nilai 2,71% [7].

Kebaruan penelitian ini terletak pada penggunaan data produksi cabai rawit di Provinsi Sulawesi Utara yang memiliki karakteristik geografis, iklim dan pola tanam yang berbeda dibandingkan wilayah lain, sehingga menghasilkan model estimasi yang lebih kontekstual dan adaptif terhadap kondisi local. Selain itu, penelitian ini juga mengintegrasikan pendekatan perbandingan algoritma secara kuantitatif dengan analisis tingkat keseluruhan (error rate) menggunakan metode Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk menentukan algoritma paling optimal dalam estimasi produksi. Melalui pendekatan ini, hasil yang diperoleh diharapkan tidak hanya memperlihatkan perbandingan kinerja kedua algoritma, tetapi juga memberikan dasar bagi pengembangan system prediktif yang dapat membantu pemerintah daerah dan petani dalam

merencanakan produksi serta mengantisipasi fluktuasi pasokan dan harga di masa mendatang.

Penerapan algoritme dalam penelitian ini memiliki konteks penting dalam mendukung pengambilan keputusan di bidang pertanian berbasis system cerdas atau system informasi prediktif. Melalui perbandingan antara algoritma regresi linear berganda dan backpropagation, penelitian ini berupaya mengembangkan model estimasi produksi cabai rawit yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika faktor-faktor pertanian, seperti curah hujan, suhu, kelembapan, dan luas panen. Hasil estimasi tersebut dapat diintegrasikan ke dalam system informasi prediktif yang membantu petani, dinas pertanian, dan pemangku kebijakan dalam merencanakan produksi, mengantisipasi resiko gagal panen, serta mengoptimalkan distribusi sumber daya pertanian. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada aspek teknis perbandingan algoritma, tetapi juga memberikan kontribusi nyata terhadap penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam meningkatkan efisiensi dan ketetapan pengambilan keputusan di sector pertanian berbasis data.

Dalam penelitian ini akan membandingkan dua algoritma yaitu algoritma regresi linear berganda dan algoritma backpropagation. Peneliti melakukan perbandingan algoritma tersebut berdasarkan penelitian terdahulu yang dijabarkan di paragraf-paragraf sebelumnya, yang menunjukkan bahwa kedua algoritma tersebut memiliki tingkat akurasi yang akurat untuk melakukan estimasi atau prediksi. Oleh karena itu penulis mengangkat judul “Perbandingan Algoritma Multiple Linear Regression dengan Algoritma Backpropagation dalam Estimasi Produksi Cabai Rawit di Provinsi Sulawesi Utara.” Setelah membandingkan kedua algoritma tersebut dan mengidentifikasi salah satu algoritma yang memiliki akurasi terbaik dan error terkecil.

II. Metode

Dalam penelitian ini, menggunakan 4 langkah yang harus dilakukan yaitu terdiri dari studi literatur, pengumpulan data, perbandingan algoritma, dan analisis hasil.

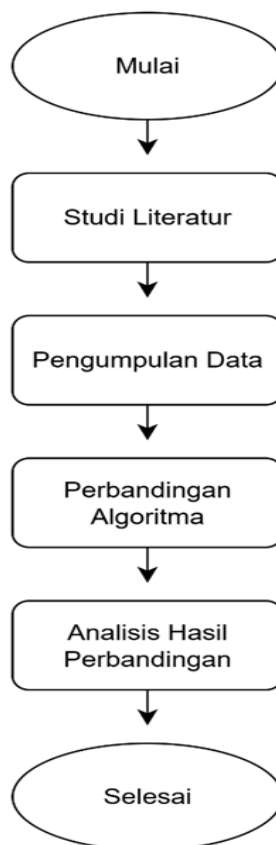


Figure 2. Tahapan Penelitian

Dalam tahapan penelitian metode penelitian dapat dijelaskan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada proses melakukan studi literatur melibatkan pencarian teori dari dalam berbagai publikasi mulai dari buku, jurnal, artikel, video tutorial, dan sumber terkait penelitian lainnya [8]. Hasil dari tahap literatur ini akan digunakan sebagai acuan

dalam menunjang penelitian ini.

2. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, dilakukan pengambilan data pada situs halaman resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Utara. Data yang diperoleh berupa data historis produksi cabai rawit di Provinsi Sulawesi Utara dengan rentang waktu yang dimulai dari tahun 2018-2023, Sebagai berikut:

Tahun	Luas Lahan (Ha)	Jumlah Produksi (Ku)
2018	4160	164697.0
2019	3375	147602.0
2020	4036	270777.0
2021	3221	173706.0
2022	4443	190062.2
2023	4429	179784.1

Table 1. Data Historis Produksi Cabai Rawit Sulawesi Utara Tahun 2018-2023

3. Perbandingan Algoritma

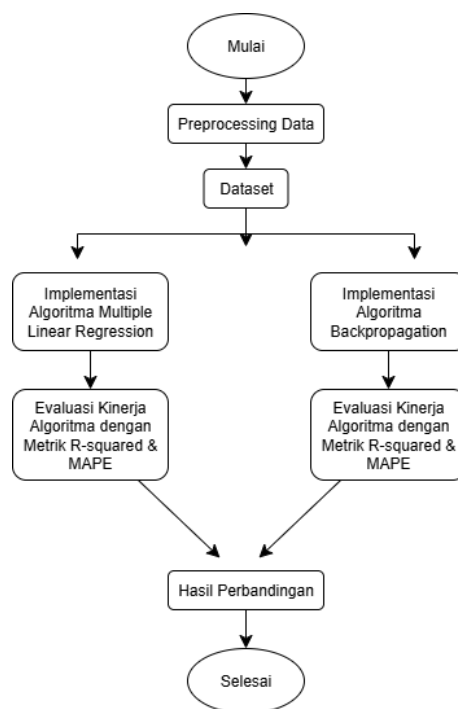


Figure 3. Tahapan Perbandingan Algoritma

Beberapa tahap yang dilakukan dalam perbandingan algoritma yaitu sebagai berikut:

a. Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang akan digunakan dalam perbandingan algoritma memiliki kualitas tinggi guna meningkatkan kinerja algoritma. Pengolahan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan library Pandas untuk analisis data Excel dan Numpy untuk manipulasi array.

1) Data Reduction

Fase data reduction dilakukan penghapusan atribut yang tidak diperlukan dalam proses implementasi model algoritma [9]. Pada awal penelitian ini memiliki 3 atribut yaitu Tahun, Luas Panen (Ha), Jumlah Produksi (Ku). Pada tahap awal tersebut penulis menghapus atribut yang tidak perlukan yaitu atribut Luas Panen (Ha). Selanjutnya atribut yang dipilih untuk digunakan adalah Tahun dan Jumlah Produksi.

Tahun	Jumlah Produksi (Ku)
2018	164697.0
2019	147602.0
2020	270777.0
2021	173706.0
2022	190062.2
2023	179784.1

Table 2. Hasil Data Reduction

2) Augmentasi Data

Tujuan regenerasi data, adalah langkah augmentasi untuk meningkatkan jumlah variasi data yang digunakan untuk melatih algoritma [10]. Pada penelitian ini menggunakan library pandas dan numpy dari bahasa Python untuk melakukan regenerasi data. Data harian dibuat menggunakan library Numpy berdasarkan data tahunan dari jumlah data cabai rawit yang sudah melewati tahap reduction data.

Tahun	Bulan	Hari	Jumlah Produksi (Ku)
2018	1	1	544.7232
2018	1	2	533.4038
2018	1	3	544.9182
2018	1	4	557.8169
2018	1	5	528.6204
2018	1	6	527.5502
2018	1	7	555.3285
2018	1	8	541.3238
2018	1	9	520.6413
2018	1	10	535.5998
...	...	...	...
...	...	...	...
...	...	...	...
2023	12	2182	491.6303
2023	12	2183	494.3512
2023	12	2184	517.5974

2023	12	2185	464.2132
2023	12	2186	520.1655
2023	12	2187	476.1251
2023	12	2188	493.4768
2023	12	2189	491.1337
2023	12	2190	506.412
2023	12	2191	473.8489

Table 3. Hasil Augmentasi Data

4. Dataset

Split validation adalah evaluasi model yang dilakukan dengan cara membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu data latih (training) dan data uji (testing). Pembagian dataset untuk data latih dan data uji pada umumnya yang sering digunakan adalah dengan rasio dataset berkisar pada 60%-40%, 70%-30%, 80%-20%, atau 90%-10% dari jumlah seluruh dataset [11].

Data Training	Data Testing	Total Data
1753	438	2191

Table 4. Split Data

5. Implementasi Algoritma

a. Algoritma Multiple Linear Regression

Multiple Linear Regression adalah teknik statistik yang menggunakan beberapa variabel penjelas untuk memprediksi hasil dari variabel respon. Tujuan dari Multiple Linear Regression adalah untuk memodelkan hubungan linier antara variabel penjelas (independen) dan variabel respon (dependen) [12].

Rumus dasar algoritma regresi linear berganda adalah sebagai berikut:

$$Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_n X_n + e \quad (1)$$

Keterangan:

Y = Variabel terikat yang ingin diprediksi.

a = Konstanta, yaitu nilai Y ketika semua variabel bebas (X) bernilai nol.

$b_1, b_2, \dots, b_n$ = Koefisien regresi, yaitu seberapa besar perubahan Y setiap satu unit perubahan pada variabel bebas yang bersangkutan dengan $X_1, X_2, \dots, X_n$

$X_1, X_2, \dots, X_n$ = Variabel bebas atau prediktor yang digunakan untuk memprediksi Y.

e = Residual atau error, yaitu perbedaan antara nilai Y yang diamati dengan nilai Y yang diprediksi oleh model.

b. Algoritma Backpropagation

Algoritma Backpropagation atau propagasi mundur adalah algoritma yang mengukur kesalahan yang terjadi pada setiap

lapisan jaringan dan menyesuaikan bobot sesuai dengan kesalahan tersebut. Backpropagation salah satu bagian dari jaringan syaraf tiruan dan juga termasuk dalam pembelajaran terawasi (Supervised Learning).

Backpropagation menggunakan Jaringan Multi layer yaitu jaringan yang memiliki lebih dari satu lapisan tersembunyi dan memiliki kemampuan dalam memecahkan permasalahan yang lebih rumit dari lapisan tunggal [13]. Jaringan Multi layer terdiri atas tiga lapisan yang dihubungkan oleh bobot bobot, yaitu Lapisan masukan (input layer), lapisan tersembunyi (hidden layer), lapisan keluaran (output layer) . Lapisan Masukan (Input Layer) Pada lapisan masukan ini dilakukan pemasukan data dari jaringan saraf luar

1) Lapisan tersembunyi (Hidden Layer), Lapisan tersembunyi berada di tengah antara lapisan masukan dan keluaran, lapisan ini bertugas untuk menangani data data yang masuk dan menghasilkan output pada lapisan keluaran.

2) Lapisan Keluaran (Output Layer), Lapisan ini adalah yang memiliki hasil nilai dari masalah atau data yang telah dimasukkan pada awal lapisan masukan

3) Lapisan Keluaran (Output Layer), Lapisan ini adalah yang memiliki hasil nilai dari masalah atau data yang telah dimasukkan pada awal lapisan masukan [14].

Terdapat tiga fase pelatihan yang ada dalam algoritma Backpropagation: fase feedforward, fase backpropagation, dan perubahan nilai bobot. Tiga fase ini dilakukan secara berulang hingga mendapatkan keluaran nilai yang hampir mencapai target atau sama dengan target, sehingga menghasilkan kesalahan kecil. Bobot yang diperoleh akan digunakan dalam proses pengujian [15].

1) Inisialisasi bobot awal dengan menggunakan bilangan acak kecil

2) Apabila kondisi berhenti tidak terpenuhi, maka lakukan langkah 3 –9

Tahap Feedforward

3) Seluruh unit masukan (X_i $i= 1...n$) disebarkan ke seluruh lapisan tersembunyi.

4) Semua unit pada lapisan tersembunyi (Z_j , $j=1...p$) menjumlahkan bobot dari sinyal masukan

$$Z_{inj} = v_{j0} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij} \quad (2)$$

Dimana:

Z_{inj} = Nilai keluaran pada lapisan unit

$Z_j X_i$ = Nilai masukan di lapisan unit masukan

V_{j0} = Bias mulai layers input ke hidden layer

V_{ij} = Bobot mulai layers input ke hidden layer

Dalam menghitung sinyal keluarannya dapat diterapkan fungsi aktivasi berikut:

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

Keterangan :

Z_j = Nilai keluaran unit Z_j , Kemudian teruskan sinyal keluaran ke seluruh unit pada hidden layer

5) Setiap unit keluaran (Y) menjumlahkan bobot sinyal yang masuk

$$Y_{ink} = w_{0k} + \sum_{j=1}^q Z_j W_{jk} \quad (4)$$

Keterangan:

Y_{ink} = nilai keluaran

Ywok = bias dari hidden layer hingga output layer

wjk = bobot dari hidden layer hingga output layer

$$y = f(Y_{ink}) = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{ink})}} \quad (5)$$

Keterangan:

y = Nilai keluaran di unit Y

Backpropagation

6) Setiap unit dari output (y) akan memperoleh pola target dimana saling terhubung dengan pola input data training, hitung nilai kesalahan:

$$\delta_k = (t_k - y) f'(Y_{ink}) = (t_k - y)(1 - y) \quad (6)$$

Keterangan:

δ_k = faktor kesalahan di lapisan keluaran

t_k = nilai target kemudian Menggunakan koreksi bobot untuk memperbaiki nilai w_{jk}

$$\Delta_{jk} = a \delta_k z_j \quad (7)$$

Keterangan:

$\Delta_{w_{jk}}$ = nilai koreksi bobot pada lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran dan mengirim δ_k ke unit lapisan tersembunyi.

7) Semua unit tersembunyi ($z_j, j=1 \dots q$) jumlahkan bobot setiap neuron dari unit hidden layer.

$$\delta_{inj} = \sum_{j=1}^q \delta_k W_{jk} \quad (8)$$

Keterangan:

δ_j = nilai menghitung

lalu mengkalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk mendapatkan nilai kesalahan:

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

δ_j = nilai aktivasi kesalahan lapisan tersembunyi

Menghitung koreksi bobotnya untuk memperbaiki nilai V_{ij}

$$\Delta_{vij} = a \delta_j x_i \quad (10)$$

Perbaiki bobot untuk selanjutnya.

8) Setiap unit keluaran ($y_k, k=1 \dots m$) memperbaiki bobot dan bias ($j=0 \dots q$):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk} \text{ lama} + \Delta_{jk} \quad (11)$$

Keterangan:

$w_{jk}(\text{baru})$ = nilai bias dan bobot baru dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran

Tiap unit tersembunyi ($Z_j=1 \dots q$) memperbaiki bias dan bobotnya:

$$v_{ij}(\text{baru}) = V_{ij} \text{ lama} + \Delta_{ij} \quad (12)$$

Keterangan:

nilai bobot dan bias baru ke lapisan tersembunyi dari lapisan masukan.

Kondisi Berhenti

9) Pada langkah pengujian kondisi henti tidak hanya disebabkan oleh maksimum iterasi tetapi juga dipengaruhi oleh nilai akurasi yang memiliki hasil sama atau kurang dengan nilai akurasi target.

Penentuan Parameter Model dan Justifikasi Pemilihan

Penentuan parameter model dilakukan untuk memperoleh hasil estimasi yang optimal dan stabil. Pada algoritma Multiple Linear Regression, parameter utama berupa konstanta (intercept) dan koefisien regresi diperoleh melalui metode Ordinary Least Squares (OLS) yang meminimalkan kuadrat kesalahan antara nilai actual dan prediksi. Uji asumsi klasik seperti normalitas, multikolinearitas, dan homoskedastisitas dilakukan guna memastikan validitas model. Pada algoritma backpropagation, parameter pelatihan meliputi learning rate, momentum, jumlah hidden layer, jumlah neuron, dan epoch. Learning rate kecil (0.01-0.10) dipilih untuk menjaga stabilitas konvergensi, sementara momentum digunakan agar pembaruan bobot lebih cepat dan tidak terjebak pada local minima. Struktur jaringan menggunakan satu hidden layer dengan jumlah neuron yang ditentukan melalui pendekatan trial and error berdasarkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) terendah. Kinerja kedua algoritma dibandingkan menggunakan metric MAPE dan R-Squared. Nilai MAPE yang rendah menunjukkan akurasi tinggi, sedangkan R-squared mendekati penyediaan parameter yang tepat, model diharapkan mampu menghasilkan estimasi produksi cabai rawit yang akurat dan dapat diterapkan dalam sistem informasi prediktif berbasis kecerdasan buatan di sektor pertanian.

6. Evaluasi Kinerja Algoritma

Pada tahap ini, dilakukan evaluasi dari hasil pengujian data pada fase implementasi algoritma yang telah dibandingkan dua model algoritma yang berbeda, yaitu linear multiple regression dan backpropagation. Evaluasi kinerja algoritma menggunakan nilai error dilakukan untuk menentukan seberapa baik kinerja dari kedua algoritma. Pada tahap evaluasi ini menggunakan metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan R-squared.

a. Mean Absolute Percentage Error

MAPE merupakan salah satu metode perhitungan kesalahan error peramalan. Metode ini menghitung selisih antara data aktual dengan data hasil peramalan kemudian diabsolutkan selanjutnya dibagi dengan jumlah data yang ada. Tujuan dari MAPE adalah mencari nilai perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan [16]. Nilai MAPE dapat dihitung dengan persamaan berikut.

$$Mape = \sum_{t=1}^n \left| \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \right| \frac{100}{n} \quad (13)$$

Keterangan:

A_t = Aktual permintaan ke t

F_t = hasil peramalan ke t

N = besarnya data peramalan

Dimana terdapat simbol absolut pada rumus MAPE menunjukkan bahwa nilai negatif hasil perhitungan akan tetap bernilai positif.

b. R-squared

Evaluasi model algoritma menggunakan koefisien determinasi, atau R-squared, untuk menentukan model mana yang paling baik dalam menjelaskan variabel-variabel dalam data. Nilai R-squared antara 0 dan 1, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan model yang lebih baik [17]. Berikut merupakan persamaan R-squared:

$$R = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (14)$$

SSE (Sum of Squared Errors) = jumlah kuadrat selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi.

SST (Sum of Squares Total) = jumlah kuadrat selisih antara nilai sebenarnya dan rata-rata nilai sebenarnya.

III. Hasil dan Pembahasan

The outcomes of the empirical research model data analysis are as follows. The tests performed include 1) Loading Factor Test

ISSN 2598-9936 (online), <https://ijins.umsida.ac.id>, published by Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Copyright © Author(s). This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY).

Results (Outer Model), 2) Mediation Test (Intervening), and 3) Inner Model Hypothesis Test (Outer Model).

Loading Factor Test Results (Outer Model)

Pada tahap pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kedua algoritma diimplementasikan yaitu: algoritma multiple linear regression dan algoritma backpropagation untuk melakukan pelatihan model pada data latih, dan pengujian model pada data uji yang telah dipisahkan pada tahap split validation. Pada tahap implementasi algoritma terdapat library, function, dan class dari dalam bahasa pemrograman Python, dan yang harus dimasukkan adalah pandas, linearregression, sklearn.metrics, MLPRegressor, dan matplotlib.pyplot.

Berdasarkan hasil implementasi model kedua algoritma multiple linear regression dan Backpropagation pada data pelatihan mendapatkan hasil:

Model	R ²	MAPE
Backpropagation	0.858	2.953
Multiple Linear Regression	0.211	6.384

Table 5. Hasil Data Latih

Selanjutnya, dilakukan evaluasi menggunakan data uji terkait model dari tahap implementasi algoritma yang telah dibandingkan dengan data uji dari dua model algoritma yang berbeda, yaitu multiple linear regression dan backpropagation. Evaluasi kinerja algoritma dilakukan untuk mengukur seberapa baik kinerja dari kedua algoritma dengan penilaian performa yang digunakan yaitu nilai error. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE), model dengan MAPE terendah merupakan algoritma dengan kinerja yang baik. Hasil evaluasi kinerja ini akan digunakan untuk menentukan model yang lebih efektif dalam memprediksi produksi cabai rawit.

Model	R ²	MAPE
Backpropagation	0.846	3.235
Multiple Linear Regression	0.228	6.875

Table 6. Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan tabel evaluasi model untuk kedua algoritma menggunakan data uji, menghasilkan perbandingan yang menunjukkan bahwa algoritma backpropagation memiliki kinerja yang lebih baik daripada multiple linear regression dalam proses pengujian algoritma. Untuk nilai error pengujian data uji dengan metrik evaluasi R² dan MAPE pada model algoritma multiple linear regression yaitu sebesar 0.228 dan 6.875% dibandingkan dengan backpropagation didapatkan R² dan MAPE sebesar 0.846 dan 3.235%.

Perbedaan hasil ini menunjukkan bahwa algoritma backpropagation lebih unggul karena memiliki kemampuan untuk menangkap hubungan nonlinier antara variable masukan dan keluaran yang kompleks, sedangkan regresi linier hanya mampu memodelkan hubungan linier sederhana. Dalam konteks data produksi cabai rawit yang dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi cuaca, luas panen serta variabilitas musiman yang bersifat fluktuatif, pola hubungan antarvariabel tidak selalu bersifat linier. Jaringan saraf tiruan dengan mekanisme pembelajaran berlapis pada algoritma backpropagation mampu menyesuaikan bobot secara dinamis melalui proses iteratif, sehingga dapat meminimalkan kesalahan prediksi lebih efektif dibandingkan regresi linier. Selain itu, nilai R² yang tinggi pada model backpropagation menunjukkan bahwa algoritma ini mampu menjelaskan proporsi variansi data actual yang lebih besar, menandakan kemampuannya dalam memberikan estimasi yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika data pertanian. Dengan demikian, backpropagation dinilai lebih tepat digunakan untuk system prediksi hasil produksi pertanian berbasis kecerdasan buatan dibandingkan metode regresi tradisional.

Hasil ini juga sejalan dengan teori performa neural network, di mana model dengan arsitektur berlapis memiliki kemampuan universal approximation untuk mempelajari fungsi nonlinier yang rumit. Secara teoritis, jaringan saraf seperti backpropagation dapat menyesuaikan parameter internal (bobot dan bias) melalui proses gradient descent hingga menemukan representasi optimal dari pola data yang sulit ditangkap oleh model statistik klasik. Hal ini menjelaskan mengapa model nonlinier lebih sesuai untuk data pertanian yang cenderung fluktuatif akibat pengaruh cuaca, curah hujan, kesuburan tanah, serta faktor eksternal lain yang tidak berdistribusi secara linier. Sementara itu, regresi linier berganda hanya memberikan pendekatan terbaik dalam konteks hubungan linier, sehingga cenderung kurang adaptif terhadap variasi ekstrem dalam data. Dengan memahami teori ini, hasil penelitian tidak hanya menunjukkan keunggulan empiris backpropagation, tetapi juga memperkuat dasar teoritis bahwa algoritma berbasis jaringan saraf tiruan lebih efektif

digunakan untuk system prediksi cerdas di bidang pertanian modern.

Hasil penelitian ini juga konsisten dengan studi-studi sebelumnya yang menunjukkan bahwa algoritma Backpropagation unggul dalam menangani data pertanian dengan pola nonlinier dan tingkat variasi tinggi. Namun, temuan ini memberikan kontribusi baru karena fokus pada konteks lokal, yaitu komoditas cabai rawit di Provinsi Sulawesi Utara, yang belum banyak dieksplorasi dalam penelitian serupa. Keberhasilan model Backpropagation dalam konteks ini memperkuat bukti empiris bahwa pendekatan berbasis kecerdasan buatan lebih adaptif untuk data produksi komoditas daerah yang dinamis.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pemerintah daerah dan pelaku pertanian untuk merancang sistem prediksi produksi cabai rawit yang lebih akurat sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengendalian harga, distribusi, dan kebijakan pangan. Ke depan, model ini juga dapat dikembangkan untuk komoditas pertanian lainnya, serta diintegrasikan ke dalam decision support system berbasis machine learning guna meningkatkan efisiensi perencanaan dan keberlanjutan sektor pertanian di wilayah Sulawesi Utara.

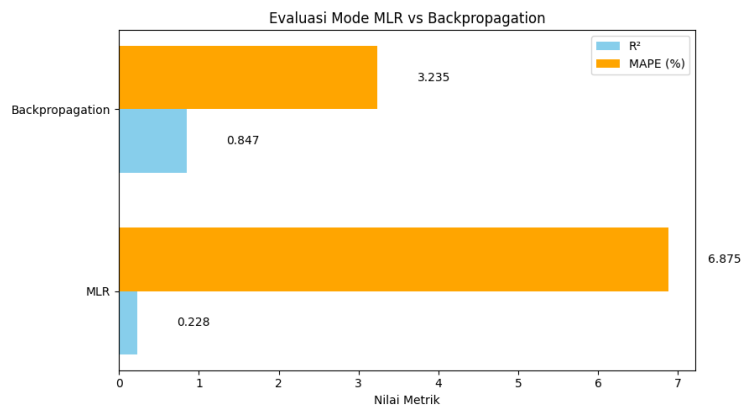


Figure 4. Visualisasi hasil metrik R^2 dan MAPE.

IV. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan perbandingan antara algoritma multiple linear regression dan backpropagation menggunakan data historis cabai rawit dari tahun 2018 hingga 2023. Berdasarkan hasil evaluasi model untuk kedua algoritma menggunakan data uji, dapat ditentukan bahwa algoritma backpropagation memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan model algoritma multiple linear regression. Untuk nilai error pengujian data uji (test) dengan metrik evaluasi MAPE pada model algoritma multiple linear regression yaitu sebesar 6.875% dibandingkan dengan backpropagation didapatkan MAPE sebesar 3.235% yang mana masuk dalam kategori sangat akurat.

Penelitian ini membuka peluang pengembangan system prediksi pertanian berbasis machine learning untuk mendukung kebijakan ketahanan pangan daerah. Dengan hasil yang diperoleh, pendekatan berbasis kecerdasan buatan seperti algoritma backpropagation dapat menjadi solusi inovatif dalam membantu pemerintah dan petani mengantisipasi fluktuasi hasil panen serta meningkatkan efisiensi perencanaan di sector pertanian.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih sebesar besarnya penelitian “Perbandingan Algoritma Multiple Linear Regression dengan Algoritma Backpropagation dalam Estimasi Produksi Cabai Rawit di Provinsi Sulawesi Utara” dapat diselesaikan dengan baik. Penulis menyampaikan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Utara yang telah membantu dalam penyediaan data yang dibutuhkan. Dan penulis mengucapkan terima kasih kepada semua yang telah mendukung maupun memberikan semangat hingga penelitian ini dapat terselesaikan. Semoga karya ini dapat bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan praktik di bidang informatika dan pertanian.

References

1. www.detik.com, “H-1 Lebaran, Harga Cabai Rawit di Pasar Sidoarjo Tembus Rp 130 Ribu per Kg,” 2025. <https://www.detik.com/jatim/bisnis/d-7848510/h-1-lebaran-harga-cabai-rawit-di-pasar-sidoarjo-tembus-rp-130-ribu-per-kg> (accessed Jul. 08, 2025).
2. www.manado.tribunnews.com, “Sulut Impor Cabai dari Surabaya: Begini Penjelasan Gubernur Olly,” 2019. <https://manado.tribunnews.com/2019/11/06/sulut-impor-cabai-dari-surabaya-begini-penjelasan-gubernur-olly> (accessed Jul. 09, 2025).
3. N. Nafi'iyah and N. N. Aulia, “Prediksi Harga Minyak Sayuran Data Kaggle Dengan Regresi Linear Berganda Dan Backpropagation,” J. SISFOTENIKA, vol. 12, no. 2, pp. 136–145, 2022, [Online]. Available: <http://sisfotenika.stmikpontianak.ac.id/index.php/ST>
4. Masruroh and K. F. Mauladi, “Perbandingan Metode Regresi Linear Dan Neural Network Backpropagation Dalam

Prediksi Nilai Ujian Nasional Siswa Smp Menggunakan Software R,” Joutica, vol. 5, no. 1, p. 331, 2020, doi: 10.30736/jti.v5i1.347.

5. M. H. Fikri, I. Permana, M. R. Mundzir, and M. Megawati, “Prediksi Jumlah Pendaftar Jemaah Umrah Menggunakan Backpropagation dan Regresi Linear pada PT. Hajar Aswad Mubaroq,” MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci., vol. 4, no. 4, pp. 1209–1217, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1371.
6. O. S. H. Raharusun and A. Hasibuan, “Sistem Prediksi Produksi Beras Menggunakan Multiple Linear Regression untuk Optimalisasi Ketahanan Pangan di Kabupaten Minahasa,” JOINTER J. Informatics Eng., vol. 5, no. 02, pp. 36–40, 2024, doi: 10.53682/jointer.v5i02.376.
7. F. Rohman, M. S. Al Amin, and Emidiana, “Prediksi Beban Listrik Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation,” J. Surya Energy, vol. 5, no. 2, pp. 55–60, 2022, doi: 10.32502/jse.v5i2.3092.
8. H. Snyder, “Literature review as a research methodology: An overview and guidelines,” J. Bus. Res., vol. 104, no. March, pp. 333–339, 2019, doi: 10.1016/j.jbusres.2019.07.039.
9. D. Kuiziniene et al., “A comparative study of feature selection and feature extraction methods for financial distress identification,” PeerJ Comput. Sci., vol. 10, pp. 1–44, 2024, doi: 10.7717/PEERJ-CS.1956.
10. A. Shmuel, O. Glickman, and T. Lazebnik, “Data Augmentation for Deep Learning Regression Tasks by Machine Learning Models,” pp. 1–14, 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2501.03654>
11. Y. Xu and R. Goodacre, “On Splitting Training and Validation Set: A Comparative Study of Cross-Validation, Bootstrap and Systematic Sampling for Estimating the Generalization Performance of Supervised Learning,” J. Anal. Test., vol. 2, no. 3, pp. 249–262, 2018, doi: 10.1007/s41664-018-0068-2.
12. L. M. Ginting, M. M. Sigirow, E. D. Manurung, and J. J. P. Sinurat, “Perbandingan Metode Algoritma Support Vector Regression dan Multiple Linear Regression Untuk Memprediksi Stok Obat,” J. Appl. Technol. Informatics Indones., vol. 1, no. 2, pp. 29–34, 2021, doi: 10.54074/jati.vii2.36.
13. G. Ramadhona, B. D. Setiawan, and F. A. Bachtiar, “Prediksi Produktivitas Padi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 2, no. 12, pp. 6048–6057, 2018.
14. M. Li, “Comprehensive Review of Backpropagation Neural Networks,” Acad. J. Sci. Technol., vol. 9, no. 1, pp. 150–154, 2024, doi: 10.54097/51y16r47.
15. E. Kurniawan et al., “Implementation of Backpropagation Method With Nguyen Widrow,” vol. 6, no. 1, pp. 49–54, 2019, doi: 10.25126/jtiik.20196904.
16. S. Ayunda, “Prediksi Jumlah Produksi Kelapa Sawit di Provinsi Riau Menggunakan Metode Double Moving Average,” Indones. Counc. Prem. Stat. Sci., vol. 3, no. 2, p. 62, 2024, doi: 10.24014/icopss.v3i2.32269.
17. A. T. Lumataw and G. C. Rorimpandey, “Sistem Prediksi Pengadaan Barang Menggunakan Algoritma Regresi Linier,” J. Inf. Syst. Manag., vol. 5, no. 2, pp. 194–198, 2024, doi: 10.24076/joism.2024v5i2.1402.