

# Application Of Demand Forecasting To Determine The Need For Purple Sweet Potatoes In The Stik Telo Ungu

## Penerapan Peramalan Permintaan Terhadap Penentuan Kebutuhan Ubi Ungu Pada Industri Stik Telo Ungu

Rafly Rizquallah <sup>1)</sup>; Ahmad Haris Hasanuddin Slamet <sup>2)</sup>; Septine Brillyantina <sup>3)</sup>;  
Sekar Ayu Wulandari <sup>4)</sup>

<sup>1,2,3,4)</sup> Program Studi Manajemen Agroindustri, Politeknik Negeri Jember

Email: <sup>1)</sup> [raflvyganteng61@gmail.com](mailto:raflvyganteng61@gmail.com); <sup>2)</sup> [ahmad.haris@polije.ac.id](mailto:ahmad.haris@polije.ac.id); <sup>3)</sup> [septine.brillyantina@polije.ac.id](mailto:septine.brillyantina@polije.ac.id)  
<sup>4)</sup> [sekar.avu@polije.ac.id](mailto:sekar.avu@polije.ac.id)

### ARTICLE HISTORY

Received [06 September 2025]

Revised [18 Oktober 2025]

Accepted [20 Oktober 2025]

### KEYWORDS

Potato, Forecasting, ANN, Material.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



### ABSTRAK

UMKM Gunung Lirang merupakan salah satu UMKM yang bergerak di bidang pengolahan makanan ringan. Produk UMKM Gunung Lirang yang memiliki permintaan cukup tinggi adalah stik telo ungu. Permintaan stik telo ungu mengalami fluktuasi sehingga menyebabkan ketidakpastian bahan baku yang dibutuhkan. Optimalisasi dalam menentukan kebutuhan bahan baku diperlukan pada UMKM Gunung Lirang agar kebutuhan ubi ungu tercukupi. Tujuan dari penelitian ini menerapkan peramalan permintaan produk stik telo ungu untuk menentukan kebutuhan ubi ungu UMKM Gunung Lirang. Metode pada penelitian ini menggunakan metode peramalan Jaringan Syaraf Tiruan dengan lima parameter dan digunakan sebagai acuan dalam menentukan kebutuhan ubi ungu. Penelitian ini menghasilkan peramalan permintaan stik telo ungu menggunakan parameter 12 – 5 – 1 yaitu 12 masukan, 5 layer tersembunyi, dan 1 output dengan nilai Mean Absolute Percentage Error sebesar 43,65%. Hasil Peramalan Bulan Januari 2025 hingga Bulan Desember 2025 berturut-turut adalah 262,26, 330,54, 211,58, 255,17, 303,57, 188,05, 112,85, 55,33, 243,57, 237,05, 421,20, dan 414,51 dalam kilogram serta diketahui kebutuhan ubi ungu UMKM Gunung Lirang pada Bulan Januari 2025 hingga Bulan Desember 2025 berturut-turut sebesar 87,42, 110,18, 70,53, 85,06, 101,19, 62,88, 37,62, 18,44, 81,19, 79,02, 140,40, dan 138,17 dalam kilogram.

### ABSTRACT

UMKM Gunung Lirang are one of the UMKMs engaged in snack food processing. UMKM Gunung Lirang products that have high demand are purple telo sticks. Demand for purple telo sticks fluctuates, causing uncertainty in the raw materials needed. Optimization in determining raw material requirements is needed at UMKM Gunung Lirang so that the need for purple sweet potatoes is fulfilled. The purpose of this study is to apply demand forecasting for purple telo stick products to determine the purple sweet potato needs of UMKM Gunung Lirang. The method in this study used the Artificial Neural Network forecasting method with five parameters and is used as a reference in determining the need for purple sweet potatoes. This study resulted in forecasting the demand for purple telo sticks using 12 - 5 - 1 parameters, namely 12 inputs, 5 hidden layers, and 1 output with a Mean Absolute Percentage Error value of 43.65%. Forecasting results for January 2025 to December 2025 are 262.26, 330.54, 211.58, 255.17, 303.57, 188.05, 112.85, 55.33, 243.57, 237.05, 421.20, and 414.51 respectively in kilograms and the known needs for purple sweet potatoes for Gunung Lirang MSMEs in January 2025 to December 2025 are 87.42, 110.18, 70.53, 85.06, 101.19, 62.88, 37.62, 18.44, 81.19, 79.02, 140.40, and 138.17 in kilograms, respectively.

## PENDAHULUAN

Usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) memiliki peran penting dalam perekonomian nasional karena mampu menyerap tenaga kerja dan mengurangi kesenjangan. Di Kabupaten Mojokerto saja, jumlah pelaku UMKM tercatat lebih dari 35.000 unit, sehingga persaingan untuk memenuhi permintaan pasar sangat ketat (Yolanda, 2024). Salah satu pelaku UMKM yang cukup berkembang adalah UMKM Gunung Lirang, berdiri sejak 2008 di Desa Claket, yang memproduksi aneka camilan dengan produk unggulan stik telo (ubi) ungu (Dewi et al., 2024).

Permintaan stik telo ungu bersifat fluktuatif. Data penjualan tahun 2023 menunjukkan kenaikan dan penurunan yang cukup tajam per bulan, sehingga kebutuhan bahan baku (ubi ungu) sulit diprediksi. Hal ini menimbulkan dua risiko: kelebihan stok (over supply) yang menyebabkan kerusakan bahan baku, dan kekurangan stok (out of supply) yang membuat pesanan tidak terpenuhi serta peluang penjualan hilang (Rajindra et al., 2022). Lonjakan permintaan biasanya terjadi pada momen hari raya atau liburan, sedangkan penurunan muncul setelahnya ketika konsumen lebih berhati-hati membelanjakan uangnya (Sipahutar & Simanjuntak, 2024). Pola musiman ini perlu diantisipasi dalam perencanaan bahan baku.

Selama ini, jumlah ubi ungu yang disiapkan oleh UMKM Gunung Lirang masih ditentukan secara konvensional, hanya merujuk pada penjualan periode sebelumnya. Cara ini cenderung mengabaikan tren

pasar yang berubah dan membuat akurasi perencanaan rendah (Susanti & Hermansyah, 2023). Akibatnya, risiko over supply maupun out of supply tetap tinggi. Untuk mengatasi masalah tersebut, peramalan permintaan (forecasting) merupakan langkah awal yang logis. Peramalan dapat membantu memprediksi kebutuhan masa depan sehingga perusahaan bisa menyiapkan bahan baku secara lebih efisien dan menjadi pijakan untuk perencanaan persediaan dalam rantai pasok (Lusiana & Yuliarty, 2020; Kumala Sriwana et al., 2021). Di antara metode peramalan, Jaringan Syaraf Tiruan (JST/ANN) relevan digunakan karena mampu menangkap pola kompleks dan non-linear dalam data penjualan; algoritma Backpropagation memungkinkan pembelajaran dari data historis untuk menurunkan error prediksi (Siregar et al., 2019; Thoriq, 2022). Motivasi utama penelitian ini adalah membantu UMKM Gunung Lirang menyiapkan ubi ungu secukupnya—tidak berlebih dan tidak kurang—agar proses produksi berjalan lancar, peluang penjualan saat puncak permintaan tidak terlewat, serta kerusakan bahan baku yang mudah rusak dapat ditekan (Dewi et al., 2024; Suryana & Adha, 2024). Dengan demikian, peramalan permintaan diharapkan dapat menurunkan risiko, menjaga kepuasan pelanggan, dan meningkatkan keuntungan usaha.

## LANDASAN TEORI

Penelitian terdahulu memberikan gambaran bagaimana metode peramalan dan pengendalian persediaan telah diterapkan dalam berbagai sektor. Pratama et al. (2020) meneliti industri gula dan membandingkan lima metode peramalan, yaitu regresi linear, moving average, weighted moving average, exponential smoothing, dan exponential smoothing with trend. Hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi linear paling tepat karena memberikan nilai kesalahan yang lebih rendah, sehingga dapat diandalkan dalam merencanakan kebutuhan bahan baku. Penelitian ini menegaskan bahwa pemilihan metode peramalan sangat berpengaruh pada efisiensi operasional. Febrianti et al. (2021) mengkaji pengendalian persediaan bahan baku kue dengan menggabungkan metode Economic Order Quantity (EOQ) dan peramalan double exponential smoothing. Hasilnya, toko kue dapat menghemat biaya total persediaan dan mengoptimalkan frekuensi pemesanan. Penelitian ini memperlihatkan hubungan erat antara peramalan dan strategi pengendalian persediaan yang tepat. Sementara itu, Thoriq (2022) menerapkan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma Backpropagation untuk memprediksi permintaan garam. Model yang digunakan terbukti akurat dalam meminimalkan error prediksi. Sejalan dengan itu, Siregar et al. (2019) menekankan bahwa Backpropagation memiliki keunggulan karena mampu melakukan penyesuaian bobot hingga mencapai tingkat akurasi yang tinggi, terutama dalam data yang bersifat non-linear. Sujjada et al. (2023) juga menunjukkan bahwa JST lebih unggul dibanding metode klasik ketika dihadapkan pada pola permintaan musiman yang kompleks. Dari sisi komoditas, penelitian Setiawan et al. (2020) menyoroti ubi ungu sebagai bahan pangan fungsional dengan kandungan gizi tinggi serta potensi ekonomi melalui produk olahan. Sriwana et al. (2020) memperkuat temuan ini dengan menyatakan bahwa pengembangan produk olahan ubi ungu dapat meningkatkan nilai tambah dan daya saing UMKM pangan.

### Ubi Ungu

Ubi ungu (*Ipomoea batatas*) merupakan salah satu jenis umbi-umbian yang kaya akan karbohidrat dan antioksidan. Potensi ubi ungu tidak hanya terbatas pada konsumsi langsung, tetapi juga sebagai bahan baku produk olahan pangan seperti keripik, stik, tepung, maupun kue. Di Kabupaten Mojokerto, luas panen ubi ungu mencapai 1.840 hektar, menjadikan komoditas ini cukup melimpah untuk mendukung kebutuhan industri pangan lokal (BPS Kab. Mojokerto, 2024). Ketersediaan bahan baku ini mendukung UMKM untuk mengembangkan produk inovatif, seperti stik telo ungu dari UMKM Gunung Lirang.

### Peramalan

Peramalan merupakan proses memperkirakan suatu kejadian di masa depan berdasarkan data historis. Dalam konteks industri, peramalan menjadi dasar penting dalam menentukan jumlah produksi maupun pengadaan bahan baku. Lusiana & Yuliarty (2020) menegaskan bahwa peramalan adalah tahap awal yang krusial dalam perencanaan persediaan, karena hasilnya akan mempengaruhi keputusan dalam rantai pasok. Tanpa peramalan yang baik, perusahaan berisiko mengalami kelebihan atau kekurangan bahan baku yang berdampak pada biaya dan kepuasan konsumen.

### Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST adalah model komputasi yang meniru cara kerja jaringan saraf biologis dalam otak. Model ini mampu mempelajari pola data yang kompleks dan non-linear. Menurut Thoriq (2022), JST sangat relevan untuk kebutuhan peramalan karena dapat mengidentifikasi pola tersembunyi yang tidak dapat ditangkap

metode konvensional. Keunggulan JST adalah fleksibilitasnya dalam menangani data dengan variasi tinggi. Algoritma Backpropagation merupakan metode pembelajaran dalam JST yang paling banyak digunakan. Algoritma ini bekerja dengan cara menyesuaikan bobot jaringan berdasarkan selisih antara output aktual dan target yang diharapkan. Siregar et al. (2019) menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam menurunkan error prediksi melalui proses pembelajaran berulang. Oleh karena itu, Backpropagation sering dipilih dalam penelitian peramalan permintaan.

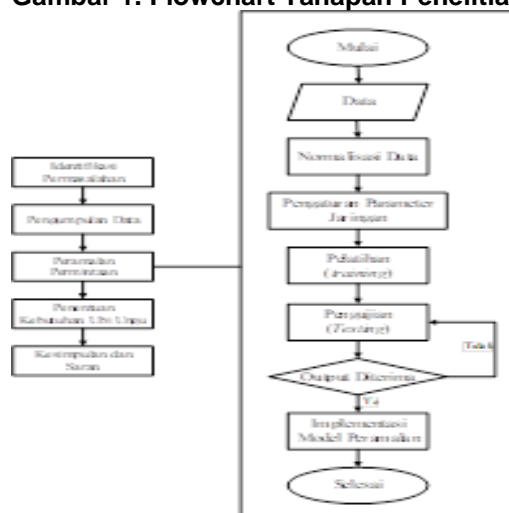
### Pengendalian Persediaan

Persediaan bahan baku merupakan aspek vital dalam keberlangsungan produksi. Pengendalian persediaan yang baik membantu perusahaan mencegah kerugian akibat bahan baku rusak atau tidak terpenuhinya pesanan konsumen. Metode seperti EOQ telah terbukti membantu menentukan jumlah pemesanan optimal, sehingga biaya dapat ditekan tanpa mengganggu kelancaran produksi (Febrianti et al., 2021). Selain itu, hasil penelitian Pratama et al. (2020) memperlihatkan bahwa integrasi peramalan dan pengendalian persediaan dapat menjaga keseimbangan antara permintaan dan ketersediaan bahan baku.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam kategori simulation based research, karena menggunakan data historis penjualan stik telo ungu untuk melakukan simulasi peramalan kebutuhan bahan baku. Data yang digunakan berasal dari UMKM Gunung Lirang Mojokerto, yaitu data penjualan bulanan periode Januari hingga Desember 2023. Penelitian dilaksanakan di UMKM Gunung Lirang, Desa Claket, Kabupaten Mojokerto, dengan rentang waktu Februari hingga Mei 2025. Populasi penelitian adalah seluruh data penjualan stik telo ungu, sedangkan sampelnya berupa data penjualan bulanan tahun 2023 yang dipilih karena mewakili variasi permintaan sepanjang tahun. Variabel penelitian mencakup data penjualan sebagai variabel input, hasil peramalan sebagai variabel output, serta kebutuhan bahan baku ubi ungu yang dihitung dari hasil peramalan. Pengolahan data dilakukan dengan software MATLAB R2023b, menggunakan perangkat keras berupa laptop dengan spesifikasi prosesor Intel Core i5, RAM 8 GB, dan sistem operasi Windows 11. Pemilihan MATLAB didasarkan pada keunggulannya dalam membangun dan melatih model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma Backpropagation. Tahapan penelitian dilaksanakan secara sistematis melalui beberapa langkah. Tahap pertama adalah identifikasi permasalahan, yaitu fluktuasi permintaan stik telo ungu yang menimbulkan risiko kelebihan dan kekurangan bahan baku. Tahap kedua adalah pengumpulan data berupa catatan penjualan bulanan. Data tersebut kemudian dinormalisasi agar sesuai dengan kebutuhan model JST. Tahap selanjutnya adalah perancangan model JST dengan algoritma Backpropagation, diikuti dengan pelatihan model menggunakan data historis. Setelah model terbentuk, dilakukan pengujian model untuk menilai tingkat akurasi prediksi. Model yang sudah teruji kemudian digunakan untuk meramalkan permintaan periode berikutnya. Berdasarkan hasil ramalan tersebut, dihitung jumlah kebutuhan ubi ungu yang harus disiapkan. Alur penelitian secara umum dapat digambarkan dalam flowchart penelitian (Gambar 1). Flowchart ini memperlihatkan urutan langkah penelitian mulai dari identifikasi permasalahan hingga penentuan kebutuhan bahan baku.

**Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian**



Penelitian ini dilakukan dengan beberapa asumsi, yaitu kualitas ubi ungu relatif seragam, tidak ada perubahan signifikan pada pola konsumsi stik telo ungu di luar tren musiman, serta data penjualan tahun 2023 dianggap cukup mewakili pola permintaan sebenarnya. Dengan demikian, penelitian ini dapat dijadikan acuan dan direplikasi pada UMKM lain dengan karakteristik produk yang serupa.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil

#### Kondisi UMKM Gunung Lirang

UMKM Gunung Lirang merupakan usaha kecil yang bergerak di bidang pangan olahan dengan produk utama stik telo ungu. Berdiri sejak tahun 2008 di Desa Claket, Mojokerto, UMKM ini memanfaatkan bahan baku lokal berupa ubi ungu. Produk stik telo ungu dipasarkan secara langsung maupun melalui titipan di toko oleh-oleh. Namun, usaha ini menghadapi permasalahan dalam mengatur ketersediaan bahan baku akibat fluktuasi permintaan konsumen sepanjang tahun

#### Data Penjualan dan Peramalan Permintaan

Data penjualan stik telo ungu periode Januari–Desember 2023 disajikan pada Tabel 1. Data ini menunjukkan adanya pola fluktuatif dengan puncak penjualan pada bulan tertentu, terutama menjelang hari raya dan musim liburan.

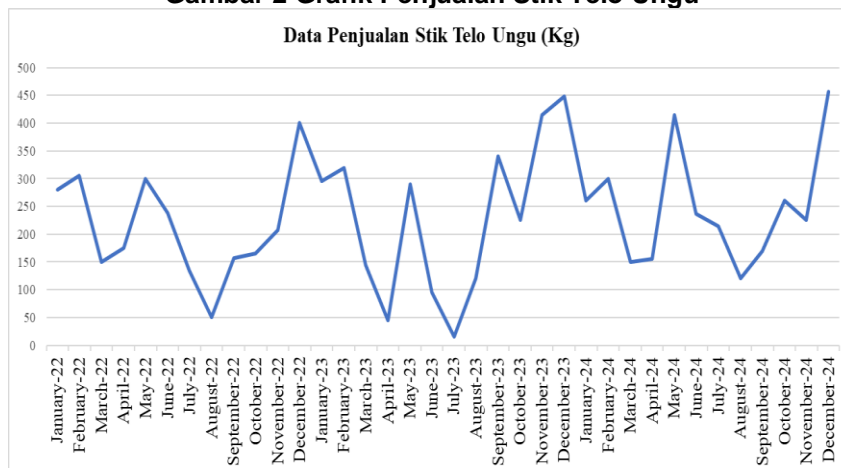
**Tabel 1. Data Penjualan Stik Telo Ungu (Kg)**

Bulan / Tahun	2022	2023	2024
Januari	280	295	260
Februari	305	320	300
Maret	150	145	150
April	175	45	155
Mai	300	290	415
Juni	238	95	237
Juli	135	15	215
Agustus	50	120	120
September	157	340	170
Oktober	165	225	261
November	208	415	225
Desember	400	448	457

Sumber: Data Diolah, 2025

Pola penjualan tersebut divisualisasikan dalam Gambar 2. Grafik menunjukkan tren naik-turun yang cukup tajam, sehingga sulit diprediksi jika hanya mengandalkan metode konvensional.

**Gambar 2 Grafik Penjualan Stik Telo Ungu**





### Tahapan Analisis Peramalan Normalisasi Data

Data penjualan yang diperoleh dinormalisasi agar sesuai dengan kebutuhan pemrosesan dalam Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Hasil normalisasi ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2. Hasil Normalisasi**

Bulan / Tahun	2022	2023	2024
Januari	0,579638	0,60679	0,543439
Februari	0,624887	0,65204	0,615837
Maret	0,344344	0,33529	0,344344
April	0,389593	0,1543	0,353394
Mai	0,615837	0,59774	0,823982
Juni	0,50362	0,2448	0,50181
Juli	0,317195	0,1	0,461991
Agustus	0,163348	0,29005	0,290045
September	0,357014	0,68824	0,380543
Oktober	0,371493	0,48009	0,545249
November	0,449321	0,82398	0,48009
Desember	0,796833	0,88371	0,9

Sumber: Data diolah, 2025

### Pembentukan Pola

Berdasarkan data normalisasi, dibentuk pola masukan dan target yang digunakan dalam pelatihan jaringan. Pola tersebut ditampilkan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Pola Masukan dan Target**

Pola ke-n	Masukan (x1,x2,...,x12)												Target
Pola ke-1	0,579638	0,624887	0,344344	0,389593	0,615837	0,503620	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787
Pola ke-2	0,624887	0,344344	0,389593	0,615837	0,503620	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036
Pola ke-3	0,344344	0,389593	0,615837	0,503620	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294
Pola ke-4	0,389593	0,615837	0,503620	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299
Pola ke-5	0,615837	0,503620	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738
Pola ke-6	0,503620	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796
Pola ke-7	0,317195	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000
Pola ke-8	0,163348	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045
Pola ke-9	0,357014	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235
Pola ke-10	0,371493	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090
Pola ke-11	0,449321	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982
Pola ke-12	0,796833	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710
Pola ke-13	0,606787	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439
Pola ke-14	0,652036	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837
Pola ke-15	0,335294	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344
Pola ke-16	0,154299	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394
Pola ke-17	0,597738	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982
Pola ke-18	0,244796	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810
Pola ke-19	0,100000	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991
Pola ke-20	0,290045	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045
Pola ke-21	0,688235	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543
Pola ke-22	0,480090	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249
Pola ke-23	0,823982	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090
Pola ke-24	0,883710	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000

Sumber: Data diolah, 2025

### Pengaturan Parameter JST

Parameter jaringan ditentukan sebelum proses pelatihan dilakukan. Pengaturan parameter meliputi jumlah neuron input, hidden layer, neuron output, learning rate, epoch, dan goal. Rincian pengaturan ditunjukkan pada Tabel 4.

**Tabel 4. Pengaturan Parameter JST**

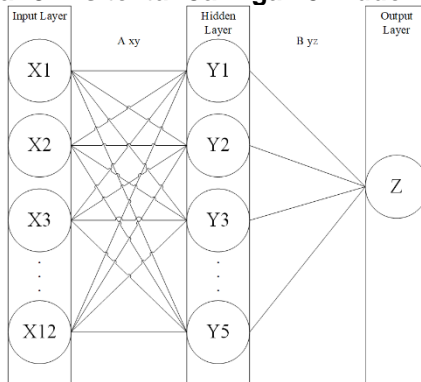
No	Fungsi Aktivasi	Jumlah Hidden Layers	Target Epochs	Learning Rate	Target MSE
1	Tansig Logsig	5	100.000	0,001	0,0001
2	Tansig Logsig	10	100.000	0,001	0,0001
3	Tansig Logsig	15	100.000	0,001	0,0001
4	Tansig Logsig	20	100.000	0,001	0,0001
5	Tansig Logsig	25	100.000	0,001	0,0001

Sumber: Data diolah, 2025

**Arsitektur Jaringan**

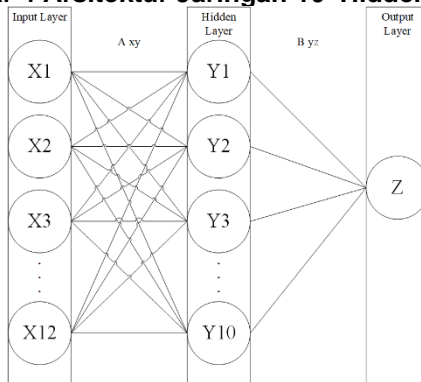
Penelitian ini menguji lima arsitektur JST dengan jumlah neuron pada hidden layer yang berbeda, yaitu 5, 10, 15, 20, dan 25. Bentuk arsitektur masing-masing ditunjukkan pada Gambar 3 hingga Gambar 6.

**Gambar 3 Arsitektur Jaringan 5 Hidden Layers**



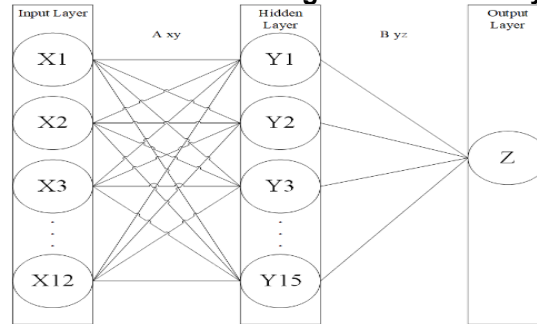
Berdasarkan gambar 3 terdapat input layers sebanyak 12 masukan. Masukan tersebut dikalikan dengan bobot. Hasil dari perkalian tersebut diterima oleh hidden layers sejumlah 5 layers dan diolah dengan fungsi aktivasi yang diberikan. Jumlah hidden layers tersebut membutuhkan bobot  $A_{xy}$  sebanyak 60 nilai dan bobot  $B_{yz}$  sebanyak 5 nilai. Hasil dari pengolahan data pada hidden layers akan dikalikan kembali dengan bobot dan akan menghasilkan nilai Z. Nilai tersebut akan dibandingkan dengan data aktual dan menghasilkan nilai error. Jika nilai error terlalu besar akan diolah kembali dari input layers hingga mendapatkan nilai error yang mendekati nol.

**Gambar 4 Arsitektur Jaringan 10 Hidden Layers**



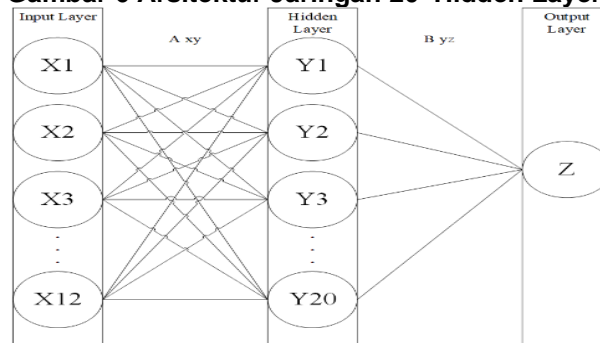
Berdasarkan gambar 4 terdapat input layers sebanyak 12 masukan. Masukan tersebut dikalikan dengan bobot. Hasil dari perkalian tersebut diterima oleh hidden layers sejumlah 10 layers dan diolah dengan fungsi aktivasi yang diberikan. Jumlah hidden layers tersebut membutuhkan bobot  $A_{xy}$  sebanyak 120 nilai dan bobot  $B_{yz}$  sebanyak 10 nilai. Hasil dari pengolahan data pada hidden layers akan dikalikan kembali dengan bobot dan akan menghasilkan nilai Z. Nilai tersebut akan dibandingkan dengan data aktual dan menghasilkan nilai error. Jika nilai error terlalu besar akan diolah kembali dari input layers hingga mendapatkan nilai error yang mendekati nol

**Gambar 5 Arsitektur Jaringan 15 Hidden Layers**



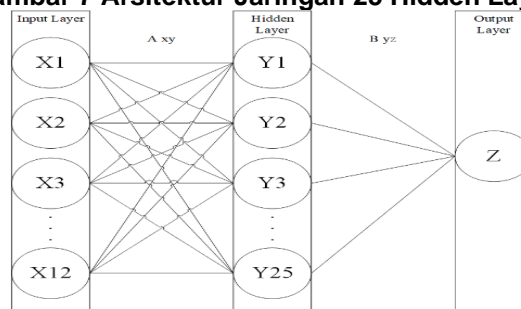
Berdasarkan gambar 5 terdapat input layers sebanyak 12 masukan. Masukan tersebut dikalikan dengan bobot. Hasil dari perkalian tersebut diterima oleh hidden layers sejumlah 15 layers dan diolah dengan fungsi aktivasi yang diberikan. Jumlah hidden layers tersebut membutuhkan bobot  $A_{xy}$  sebanyak 180 nilai dan bobot  $B_{yz}$  sebanyak 15 nilai. Hasil dari pengolahan data pada hidden layers akan dikalikan kembali dengan bobot dan akan menghasilkan nilai Z. Nilai tersebut akan dibandingkan dengan data aktual dan menghasilkan nilai error. Jika nilai error terlalu besar akan diolah kembali dari input layers hingga mendapatkan nilai error yang mendekati nol

**Gambar 6 Arsitektur Jaringan 20 Hidden Layers**



Berdasarkan gambar 6 terdapat input layers sebanyak 12 masukan. Masukan tersebut dikalikan dengan bobot. Hasil dari perkalian tersebut diterima oleh hidden layers sejumlah 20 layers dan diolah dengan fungsi aktivasi yang diberikan. Jumlah hidden layers tersebut membutuhkan bobot  $A_{xy}$  sebanyak 240 nilai dan bobot  $B_{yz}$  sebanyak 20 nilai. Hasil dari pengolahan data pada hidden layers akan dikalikan kembali dengan bobot dan akan menghasilkan nilai Z. Nilai tersebut akan dibandingkan dengan data aktual dan menghasilkan nilai error. Jika nilai error terlalu besar akan diolah kembali dari input layers hingga mendapatkan nilai error yang mendekati nol.

**Gambar 7 Arsitektur Jaringan 25 Hidden Layers**



Berdasarkan gambar 7 terdapat input layers sebanyak 12 masukan. Masukan tersebut dikalikan dengan bobot. Hasil dari perkalian tersebut diterima oleh hidden layers sejumlah 25 layers dan diolah dengan fungsi aktivasi yang diberikan. Jumlah hidden layers tersebut membutuhkan bobot  $A_{xy}$  sebanyak 300 nilai dan bobot  $B_{yz}$  sebanyak 25 nilai. Hasil dari pengolahan data pada hidden layers akan dikalikan kembali dengan bobot dan akan menghasilkan nilai Z. Nilai tersebut akan dibandingkan dengan data aktual dan menghasilkan nilai error. Jika nilai error terlalu besar akan diolah kembali dari input layers hingga mendapatkan nilai error yang mendekati nol

**Hasil Pelatihan dan Pengujian**

Proses pelatihan dilakukan pada masing-masing arsitektur jaringan. Hasil pelatihan yang mencakup jumlah epoch, waktu komputasi, serta error ditampilkan pada Tabel 5.

**Tabel 5. Hasil Pelatihan JST dengan Berbagai Arsitektur**

No	Jumlah <i>Hidden Layers</i>	MSE	Keterangan
1	5	0,0118	Tidak mencapai target <i>MSE</i>
2	10	0,0031	Tidak mencapai target <i>MSE</i>
3	15	0,0009	Tidak mencapai target <i>MSE</i>
4	20	0,0002	Tidak mencapai target <i>MSE</i>
5	25	0,0005	Tidak mencapai target <i>MSE</i>

Sumber: Data diolah, 2025

Berdasarkan Tabel 5, pelatihan jaringan syaraf tiruan terbaik diperoleh pada jumlah hidden layer 20 dengan nilai MSE paling mendekati target. Meskipun seluruh pelatihan tidak mencapai target MSE karena batas maksimum 100.000 epochs, hasilnya tetap menunjukkan akurasi baik dengan nilai MSE sangat kecil (Adriyansyah & Saprizal, 2024). Model dengan MSE mendekati nol menunjukkan kesalahan minim (Sakti et al., 2024). Nilai ini dipengaruhi jumlah hidden layer dan learning rate. Kombinasi yang tidak optimal dapat menimbulkan overfitting atau underfitting (Setiyaris et al., 2023). Selain itu, target epochs, jumlah hidden layer, dan learning rate juga memengaruhi durasi pelatihan. Semakin besar target epochs dan semakin kecil learning rate, durasi pelatihan akan semakin panjang. Sebaliknya, hidden layer yang lebih banyak dapat mempercepat proses pelatihan (Supriyanto et al., 2022). Pengujian dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi prediksi. Hasil pengujian tiap arsitektur ditampilkan pada Tabel 6.

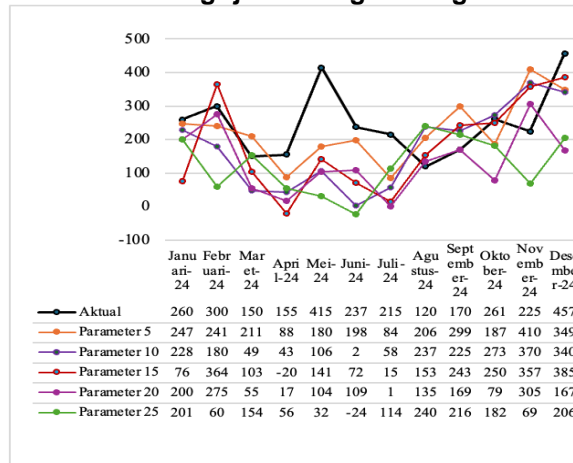
**Tabel 6. Hasil Pengujian JST**

No	Jumlah <i>Hidden Layers</i>	MAPE	MSE	Keterangan
1	5	43,65%	13436,41	Cukup
2	10	55,26%	22081,51	Buruk
3	15	51,16%	20193,50	Buruk
4	20	49,51%	26232,76	Cukup
5	25	58,32%	33813,24	Buruk

Sumber: Data diolah, 2025

Berdasarkan Tabel 6, jaringan syaraf tiruan terbaik diperoleh dengan 5 hidden layers, menghasilkan MAPE 43,65% (kategori cukup) dan MSE terkecil karena selisih prediksi dengan data aktual paling sedikit (Sakti et al., 2024). Temuan ini sejalan dengan Fattah et al. (2021) bahwa penambahan hidden layer tidak selalu menurunkan MAPE. Oleh karena itu, parameter yang digunakan untuk peramalan permintaan stik telo ungu adalah 5 hidden layers. Visualisasi perbandingan hasil pengujian antara data aktual dengan hasil prediksi ditunjukkan pada Gambar 8.

**Gambar 8. Hasil Pengujian Jaringan dengan Data Aktual**



Berdasarkan Gambar 8, pola terbaik ditunjukkan oleh parameter 5 hidden layers karena paling mendekati data aktual. Sementara itu, 10 dan 25 hidden layers memiliki pola terburuk, sedangkan 15 dan

20 hidden layers hanya mirip pada bulan tertentu (Setiyaris et al., 2023). Hal ini menunjukkan bahwa jumlah hidden layers lebih banyak tidak selalu menghasilkan performa terbaik. Selanjutnya, nilai error dihitung menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan parameter dengan MAPE terkecil akan digunakan untuk peramalan permintaan stik telo ungu tahun 2025.

### Peramalan Permintaan

Berdasarkan arsitektur terbaik, dilakukan peramalan permintaan untuk periode berikutnya. Hasil peramalan ditunjukkan pada Tabel 7 dan divisualisasikan dalam Gambar 9.

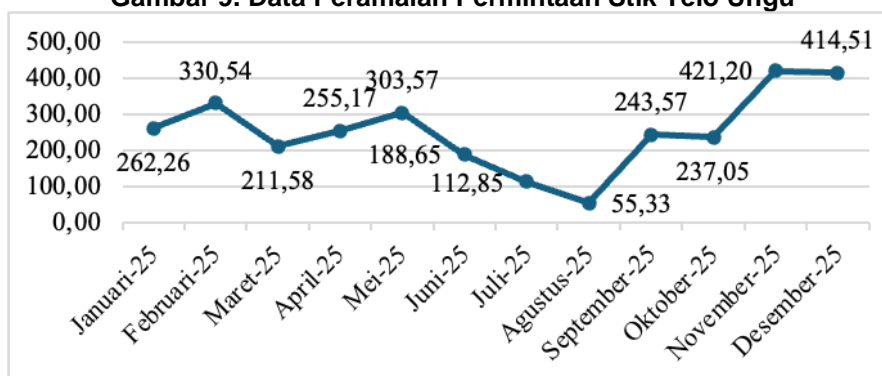
**Tabel 7. Pola Peramalan Permintaan Stik Telo Ungu**

Pola ke-n	Masukan (x1,x2,...x12)												Output
<b>Pola ke-1</b>	0,543439	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	<b>Z1</b>
<b>Pola ke-2</b>	0,615837	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	<b>Z2</b>
<b>Pola ke-3</b>	0,344344	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	<b>Z3</b>
<b>Pola ke-4</b>	0,353394	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	<b>Z4</b>
<b>Pola ke-5</b>	0,823982	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	<b>Z5</b>
<b>Pola ke-6</b>	0,501810	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	<b>Z6</b>
<b>Pola ke-7</b>	0,461991	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	<b>Z7</b>
<b>Pola ke-8</b>	0,290045	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	<b>Z8</b>
<b>Pola ke-9</b>	0,380543	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	<b>Z9</b>
<b>Pola ke-10</b>	0,545249	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	<b>Z10</b>
<b>Pola ke-11</b>	0,480090	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	Z10	<b>Z11</b>
<b>Pola ke-12</b>	0,900000	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	Z10	Z11	<b>Z12</b>

Sumber: Data diolah, 2025

Hasil peramalan jaringan syaraf tiruan masih berupa nilai normalisasi (0–1) sehingga belum dapat dijadikan acuan. Oleh karena itu, diperlukan proses denormalisasi untuk mengubahnya menjadi nilai riil (Slamet, 2018). Hasil denormalisasi ditampilkan pada Gambar 9.

**Gambar 9. Data Peramalan Permintaan Stik Telo Ungu**



Berdasarkan Gambar 9, pola permintaan stik telo ungu tahun 2025 mirip dengan penjualan tahun 2024, sehingga hasil peramalan dinilai mampu merepresentasikan kebutuhan di masa depan (Suseno & Wibowo, 2023). Permintaan meningkat pada Februari 2025 (330,54 kg) dari Januari 2025 (262,26 kg), serta kembali naik pada April–Mei 2025 seiring perayaan Lebaran dan libur panjang (Sipahutar & Simanjuntak, 2024). Setelah penurunan pada Juni–Agustus 2025, permintaan kembali naik pada September–Desember 2025. Penurunan tersebut disebabkan pola belanja konsumen yang lebih hemat pasca liburan (Suryana & Adha, 2024).

### Penentuan Kebutuhan Bahan Baku

Hasil peramalan permintaan kemudian dikonversi ke dalam kebutuhan bahan baku ubi ungu. Perhitungan ini didasarkan pada rasio penggunaan ubi ungu dalam proses produksi stik. Rincian kebutuhan bahan baku ditampilkan pada Tabel 8 dan divisualisasikan pada Gambar 10.

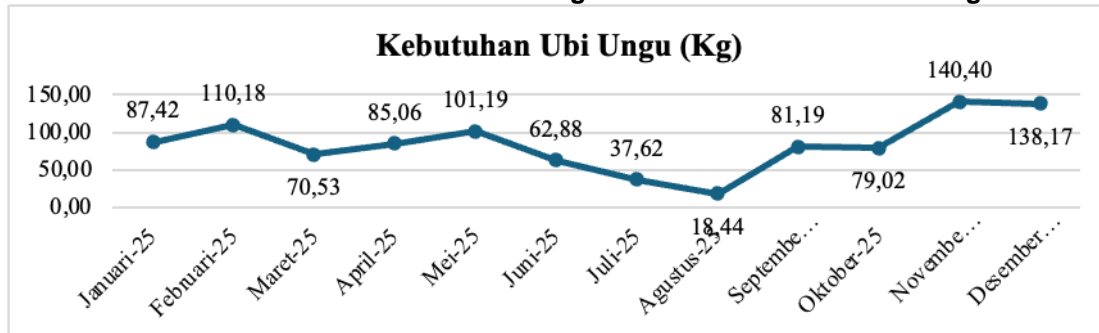
**Tabel 8. Kebutuhan Bahan Baku Ubi Ungu Berdasarkan Hasil Peramalan**

Bulan	Permintaan Stik Telo Ungu (Kg)	Kebutuhan Ubi Ungu (Kg)
Januari-25	262,26	87,42
Februari-25	330,54	110,18
Maret-25	211,58	70,53
April-25	255,17	85,06
Mei-25	303,57	101,19
Juni-25	188,65	62,88

Juli-25	112,85	37,62
Agustus-25	55,33	18,44
September-25	243,57	81,19
Oktober-25	237,05	79,02
November-25	421,20	140,40
Desember-25	414,51	138,17

Sumber: Data diolah, 2025

**Gambar 10. Data Kebutuhan Ubi Ungu untuk Produksi Stik Telo Ungu**



Berdasarkan Tabel 8 dan Gambar 10, kebutuhan ubi ungu tertinggi diprediksi pada Februari, November, dan Desember 2025 seiring perayaan Lebaran, Natal, serta libur panjang (Sipahutar & Simanjuntak, 2024). Sebaliknya, penurunan terjadi pada Juni–Agustus 2025 akibat pola konsumsi yang lebih hemat pasca perayaan (Suryana & Adha, 2024). Penentuan kebutuhan ini penting bagi UMKM Gunung Lirang untuk menghindari risiko out of supply maupun over supply. Over supply merugikan karena ubi ungu mudah rusak, sedangkan out of supply menghilangkan potensi keuntungan akibat permintaan yang tidak terpenuhi (Dewi et al., 2024; Susanti & Hermansyah, 2023).

## Pembahasan

Tabel 1 dan Gambar 2 memperlihatkan data penjualan stik telo ungu periode 2022–2024. Dari pola tersebut terlihat adanya fluktuasi yang cukup signifikan setiap bulan, dengan puncak permintaan pada bulan November–Desember, serta penurunan pada bulan April–Juli. Pola ini menunjukkan bahwa permintaan bersifat musiman, sesuai dengan penelitian Sipahutar dan Simanjuntak (2024) yang menyatakan bahwa konsumsi produk pangan ringan meningkat pada periode liburan dan menurun setelahnya. Proses normalisasi data sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2 dilakukan untuk menyesuaikan rentang data dengan kebutuhan pemrosesan JST. Selanjutnya, Tabel 3 menyajikan pola masukan dan target yang digunakan untuk melatih jaringan. Pola ini memungkinkan jaringan syaraf mengenali hubungan antar variabel penjualan bulanan dengan lebih baik.

Parameter jaringan yang ditetapkan pada Tabel 4 menguji lima arsitektur JST dengan jumlah hidden layer yang berbeda (5, 10, 15, 20, 25). Hasil pelatihan yang ditunjukkan pada Tabel 5 memperlihatkan bahwa arsitektur dengan 20 hidden layers menghasilkan MSE terendah. Namun, pada tahap pengujian (Tabel 6) ditemukan bahwa arsitektur terbaik justru dengan 5 hidden layers, karena menghasilkan MAPE terkecil yaitu 43,65% (kategori cukup). Hasil ini sejalan dengan temuan Fattah et al. (2021), bahwa jumlah hidden layer yang lebih banyak tidak selalu meningkatkan akurasi.

Visualisasi perbandingan data aktual dengan hasil prediksi pada Gambar 8 memperlihatkan bahwa jaringan dengan 5 hidden layers paling mendekati data aktual. Sementara itu, jaringan dengan 10 dan 25 hidden layers memiliki akurasi lebih buruk, sedangkan 15 dan 20 hidden layers hanya mirip pada periode tertentu. Temuan ini menunjukkan pentingnya pemilihan parameter JST yang tepat agar tidak terjadi overfitting maupun underfitting (Setiyaris et al., 2023). Hasil peramalan selanjutnya ditampilkan pada Tabel 7 dan divisualisasikan dalam Gambar 9. Data menunjukkan bahwa pola permintaan tahun 2025 cenderung mengikuti tren tahun sebelumnya, dengan kenaikan permintaan pada Februari, Mei, serta akhir tahun (November–Desember). Temuan ini mendukung pernyataan Suseno dan Wibowo (2023) bahwa pola historis dapat menjadi dasar yang cukup akurat dalam memprediksi permintaan masa depan dengan metode yang tepat.

Akhirnya, hasil peramalan tersebut dikonversi menjadi kebutuhan bahan baku ubi ungu sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 8 dan Gambar 10. Data memperlihatkan bahwa kebutuhan tertinggi diprediksi terjadi pada Februari, November, dan Desember 2025, seiring dengan liburan panjang dan perayaan hari besar. Sebaliknya, kebutuhan terendah terjadi pada Agustus 2025. Hasil ini memperkuat



teori pengendalian persediaan dari Febrianti et al. (2021) dan Pratama et al. (2020) bahwa integrasi peramalan dengan pengendalian persediaan mampu menekan risiko over supply maupun out of supply.

Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi nyata bagi UMKM Gunung Lirang, di mana penerapan JST dengan algoritma Backpropagation terbukti dapat membantu menentukan kebutuhan ubi ungu secara lebih akurat. Model ini tidak hanya meningkatkan efisiensi persediaan, tetapi juga mendukung keberlanjutan usaha kecil dalam menghadapi fluktuasi permintaan.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Penelitian mengenai peramalan kebutuhan bahan baku ubi ungu menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma Backpropagation di UMKM Gunung Lirang menghasilkan beberapa temuan penting. Pertama, pola penjualan stik telo ungu terbukti fluktuatif dan cenderung musiman, dengan lonjakan permintaan pada bulan-bulan tertentu seperti Februari, Mei, November, dan Desember, serta penurunan pada periode lainnya. Kedua, hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur jaringan dengan lima neuron pada hidden layer memberikan kinerja terbaik dengan nilai MAPE sebesar 43,65% yang termasuk kategori cukup. Ketiga, hasil peramalan untuk tahun 2025 memperlihatkan kecenderungan pola yang relatif sama dengan tahun sebelumnya, sehingga dapat dijadikan dasar perencanaan kebutuhan bahan baku. Keempat, hasil konversi peramalan permintaan menjadi kebutuhan ubi ungu menunjukkan bahwa UMKM perlu menyesuaikan jumlah bahan baku sesuai fluktuasi permintaan untuk mencegah terjadinya kelebihan maupun kekurangan persediaan. Dengan demikian, metode JST berbasis Backpropagation terbukti mampu memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan pendekatan konvensional dan dapat dijadikan acuan bagi UMKM dalam pengelolaan persediaan.

### Saran

Berdasarkan hasil penelitian, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan. Bagi UMKM Gunung Lirang, hasil peramalan ini dapat dimanfaatkan sebagai pedoman dalam merencanakan persediaan ubi ungu sehingga stok yang tersedia selalu seimbang dengan kebutuhan produksi. Pencatatan data penjualan perlu dilakukan secara konsisten dan rapi agar akurasi prediksi semakin meningkat pada periode berikutnya. Bagi peneliti selanjutnya, penelitian ini dapat dikembangkan dengan menambahkan variabel eksternal seperti harga bahan baku, musim panen, atau promosi penjualan yang berpotensi memengaruhi pola permintaan. Selain itu, penggunaan metode peramalan lain seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau Support Vector Regression dapat dilakukan untuk memperoleh perbandingan hasil yang lebih komprehensif. Sementara itu, bagi akademisi, penelitian ini menjadi bukti bahwa penerapan kecerdasan buatan dapat diadaptasi pada skala UMKM, sehingga mendorong penelitian lanjutan terkait pemanfaatan teknologi dalam mendukung keberlanjutan usaha kecil menengah.

## DAFTAR PUSTAKA

- Febrianti, L., Ningsih, R., & Wahyudi, T. (2021). Pengendalian persediaan bahan baku dengan metode EOQ dan peramalan double exponential smoothing pada industri kue. *Jurnal Teknologi dan Manajemen Agroindustri*, 10(2), 145–155.
- Fattah, A., Nur, R., & Arif, M. (2021). Evaluasi jumlah hidden layer pada jaringan syaraf tiruan untuk meningkatkan akurasi peramalan. *Jurnal Informatika dan Sains Komputer*, 9(1), 55–64.
- Lusiana, D., & Yuliarty, P. (2020). Peramalan permintaan dan pengendalian persediaan pada industri makanan ringan. *Jurnal Manajemen Industri dan Logistik*, 7(2), 112–120.
- Pratama, R., Suryanto, T., & Wahyuni, D. (2020). Analisis perbandingan metode peramalan untuk produksi gula pada industri perkebunan. *Jurnal Teknologi dan Industri Pertanian*, 5(3), 233–241.
- Setiawan, R., Putri, M., & Andriani, D. (2020). Potensi pengembangan ubi ungu sebagai bahan pangan fungsional dan produk olahan. *Agroindustri Pangan*, 12(1), 21–29.
- Setiyaris, W., Kurniawan, B., & Hidayat, R. (2023). Optimalisasi parameter jaringan syaraf tiruan untuk menghindari overfitting dan underfitting. *Jurnal Teknologi Komputer dan Sistem Informasi*, 11(4), 367–376.
- Siregar, M., Handayani, S., & Lubis, R. (2019). Implementasi algoritma backpropagation pada jaringan syaraf tiruan untuk peramalan data non-linear. *Jurnal Sains dan Informatika*, 5(2), 98–107.
- Sriwana, K., Lestari, D., & Putra, A. (2020). Analisis nilai tambah produk olahan ubi ungu pada UMKM pangan. *Jurnal Ekonomi Pembangunan dan Agribisnis*, 8(1), 73–82.

- Suseno, F., & Wibowo, H. (2023). Analisis tren permintaan produk pangan berdasarkan data historis. *Jurnal Ilmu Manajemen dan Bisnis*, 14(2), 201–210.
- Sujjada, A., Wijaya, R., & Santoso, B. (2023). Perbandingan metode peramalan klasik dan jaringan syaraf tiruan pada pola data musiman. *Jurnal Sistem Cerdas*, 7(1), 15–26.
- Thoriq, M. (2022). Penerapan jaringan syaraf tiruan backpropagation untuk peramalan produksi garam. *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*, 6(3), 121–129.