

## **SISTEM PERAMALAN HASIL PRODUKSI JAGUNG DI KABUPATEN SUMENEP DENGAN PENDEKATAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**

### **FORECASTING SYSTEM OF MAIZE PRODUCTION RESULT IN SUMENEP REGENCY WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION APPROACH**

<sup>1</sup>Ach. Dafid\*, <sup>2</sup>Hanifudin Sukri, <sup>3</sup>Mahrus Sholeh

<sup>1</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura, Bangkalan, Indonesia

<sup>2</sup>Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura, Bangkalan, Indonesia

<sup>3</sup>Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia

\*e-mail: [ach.dafid@trunojoyo.ac.id](mailto:ach.dafid@trunojoyo.ac.id)

#### **Abstrak**

Peramalan adalah upaya untuk memprediksi kondisi masa depan dengan menguji data masa lalu. Peramalan ini dilakukan pada hasil panen jagung berdasarkan data hasil panen jagung sebelumnya yang meliputi luas lahan, luas panen, dan produktivitas, dengan menggunakan sistem peramalan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Karena jumlah data panen jagung di Kabupaten Sumenep sangat kompleks dan berubah-ubah, metode *backpropagation* sangat cocok diterapkan karena mampu menangani data yang kompleks dan berubah-ubah. Data yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari buku "Sumenep dalam Angka". Data produksi jagung yang digunakan adalah dari tahun 2011 hingga 2023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada skenario variasi jumlah laju pembelajaran dengan nilai 0.001, 0.2, 0.4, dan 0.8, ditemukan bahwa semakin kecil laju pembelajaran pada Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation, semakin baik nilai MSE dalam proses validasi. Nilai MSE dari hasil pengujian laju pembelajaran 0.001, 0.2, 0.4, dan 0.8 adalah 0.008998. Pada skenario variasi jumlah iterasi sebanyak 100, 500, dan 1000, disimpulkan bahwa semakin banyak iterasi dalam pelatihan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation, semakin baik nilai MSE dalam proses validasi. Hasil prediksi pada pengujian hasil panen jagung tahun 2024 menunjukkan hasil yang baik dan tepat dengan nilai prediksi per bulan juni sebesar 336 ton dan nilai error perbulannya sebesar 0.0256 sehingga hasil prediksi lebih tinggi dari data aktualnya.

**Kata kunci:** Jaringan Saraf Tiruan, *Backpropagation*, Sistem Peramalan, Jagung

#### **Abstract**

*Forecasting is an attempt to predict future conditions by testing past data. This forecasting is carried out on corn harvest results based on previous corn harvest data including land area, harvest area, and productivity, using the Backpropagation Artificial Neural Network forecasting system. Because the amount of corn harvest data in Sumenep Regency is very complex and changing, the backpropagation method is very suitable to be applied because it is able to handle complex and changing data. The data used in this study were collected from the book "Sumenep in Figures". The corn production data used were from 2011 to 2023. The results of the study showed that in the scenario of varying the number of learning rates with values of 0.001, 0.2, 0.4, and 0.8, it was found that the smaller the learning rate in the Backpropagation Artificial Neural Network, the better the MSE value in the validation process. The MSE value from the results of testing learning rates of 0.001, 0.2, 0.4, and 0.8 is 0.008998. In the scenario of varying the number of iterations of 100, 500, and 1000, it is concluded that the more iterations in the Backpropagation Neural Network training, the better the MSE value in the validation process. The prediction results in the 2024 corn harvest test showed good and accurate results with a predicted value per*

June of 336 tons and a monthly error value of 0.0256 so that the prediction results were higher than the actual data.

**Keywords:** ANN, Backpropagation, Forecasting System, Maize.

## 1 PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang dikenal dengan negara agraris. Penduduk di Indonesia rata-rata bermata pencaharian pada bidang pertanian. Hasil pertanian di Indonesia beragam, antara lain beras, kopi, jagung, bawang merah, cengkeh, kapuk, kayu manis, kelapa, kedelai, kentang, ubi jalar, dan lain-lain [1], [2], [3], [4], [5]. Salah satu kota yang memiliki penduduk bermata pencaharian sebagai petani adalah Kota Sumenep. Komoditas pertanian di Kabupaten Sumenep terdiri dari padi, jagung, dan tembakau. Terdapat beberapa komoditas lainnya selain padi, jagung dan tembakau akan tetapi jumlahnya sedikit. Tiga komoditas tersebut menjadi penyokong perekonomian masyarakat di Kabupaten Sumenep. Jagung merupakan tanaman favorit masyarakat Sumenep. Masyarakat Sumenep menjadikan jagung sebagai makanan substitusi beras, tidak jarang masyarakat Sumenep menjadikan jagung sebagai makanan pengganti beras atau makanan pokok. Selain sebagai makanan jagung dapat dijadikan sebagai bahan dasar makanan ternak. Faktor yang mempengaruhi produksi jagung di Kabupaten Sumenep adalah luas lahan dan luas lahan panen. Dua faktor ini menjadi dasar untuk meningkatkan produktivitas jagung sehingga produksinya juga meningkat.

Hasil panen jagung tidak selalu meningkat, kadang menurun, dan konstannya tetap. Hal ini dipengaruhi oleh faktor produksi seperti jumlah tenaga kerja, luas lahan, penggunaan pupuk, dan curah hujan [6], [7], [8], [9]. Faktor-faktor produksi ini harus dikendalikan. Pengendalian yang dimaksud meliputi pembatasan tindakan yang dianggap dapat meningkatkan nilai tambah produksi jagung. Sehingga Pemerintah Kabupaten Sumenep melalui Dinas Ketahanan Pangan dan Pertanian Kabupaten Sumenep membutuhkan suatu sistem yang dapat meramalkan jumlah hasil panen jagung di masa mendatang. Peramalan adalah suatu usaha untuk meramalkan keadaan dimasa mendatang dengan cara melakukan pengujian dimasa lalu. Peramalan yang dilakukan pada hasil panen jagung berdasarkan data jumlah lahan, produktivitas, dan hasil panen jagung sebelumnya, pada sistem peramalan ini menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*, karena berdasarkan data jumlah hasil panen jagung di Kabupaten Sumenep sangat kompleks dan berubah-ubah, sehingga cocok untuk diterapkan metode *backpropagation neural network* yang dapat menangani data yang kompleks dan berubah-ubah.

Penelitian sebelumnya mengenai metode *Backpropagation Neural Network*. Dengan hasil MAPE terbaik dari penelitian ini adalah 0,4, kemudian melakukan pengujian data dengan jumlah data 260 sebagai data latih, 12 data sebagai data uji, nilai *learning rate* 0,4, kemudian jumlah *neuron hidden layer* sebesar 5, batas error 0,001 dan iterasi maksimal 900 menghasilkan nilai MAPE 10,0047% [10]. Selain itu, penelitian terkait penerapan metode *Backpropagation*. Metode yang diterapkan mendapatkan hasil yang lebih akurat, metode ini cocok digunakan dalam melakukan peramalan adalah 12-10-1 dengan nilai *error* keseluruhan sebesar 6,8% [11]. Penelitian lainnya mengenai prediksi harga beras menunjukkan hasil prediksi harga beras di kota Denpasar selama tahun 2017 mengalami naik turun setiap bulanannya dimana harga beras akan mengalami kenaikan pada bulan April sebesar Rp. 9.839, sedangkan pada bulan Juli mengalami penurunan sebesar Rp. 9.791,5 [12]. Penelitian lainnya membahas tentang penerapan metode *Backpropagation Neural Network* untuk meramalkan persediaan barang pada periode selanjutnya dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) sebesar 3,57% [13].

Penelitian lainnya juga memilih metode *backpropagation neural network* untuk memprediksi jumlah klaim untuk udang Pnd beku dengan memperoleh kesalahan kuadrat rata-rata (MSE) 0,01 dan kesalahan rata-rata 0,01. Persentase rata-rata absolut (MAPE) adalah 3,35 % dari tes data [14]. Penerapan metode *backpropagation neural network* telah banyak digunakan oleh para peneliti sebelumnya. Hasilnya menunjukkan bahwa metode tersebut cocok untuk melakukan dan memprediksi kinerja menggunakan data yang kompleks dan berubah-ubah.

Berdasarkan permasalahan diatas maka perlu dibangun sebuah sistem peramalan. Sistem ini dapat memberikan informasi yang akurat untuk memprediksi berapa banyak jagung yang akan dipanen pada periode berikutnya.

## 2 TINJAUAN PUSTAKA

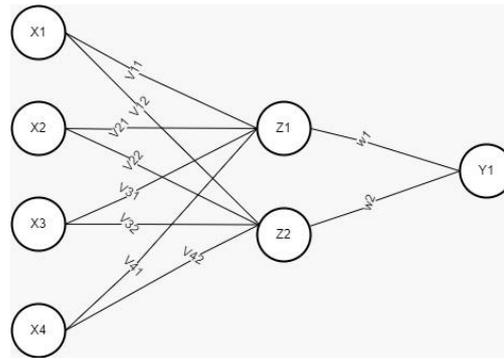
Dalam penelitian terkait Sistem Peramalan Hasil Produksi Jagung di Kabupaten Sumenep dengan penerapan Jaringan Syarat Tiruan (JST) Backpropagation yang menjadi fokus utama dalam memodelkan dan memprediksi hasil yang kompleks berdasarkan data yang didapatkan dari Dinas Pertanian Tanaman Pangan, Hortikultura dan Perkebunan Kabupaten Sumenep. Penelitian yang menerapkan jaringan syaraf tiruan backpropagation dengan algoritma Levenbreg-Marquardt, algoritma ini digunakan untuk memprediksi hasil panen jagung dengan data yang memiliki beberapa parameter, yaitu curah hujan, suhu, evapotranspirasi, kelembaban tanah, dan indeks vegetasi dari citra satelit untuk melatih model. Namun dari penelitian ini belum melakukan eksplorasi terkait pengaruh dari variabel genetika jagung atau pengelolaan lahan secara rinci [15].

Penelitian selanjutnya menggunakan data produktivitas jagung untuk memprediksi hasil panen jagung pada tahun mendatang. Penerapan model jaringan syaraf tiruan pada penelitian ini menunjukkan hasil akurasi tinggi berdasarkan algoritma yang digunakan untuk melakukan proses pelatihan dan pengujian dengan menggunakan 5 model arsitektur, yaitu 5-25-1, 5-43-1, 5-76-1, 5-78-1 dan 7-128-1 sehingga arsitektur terbaik yang diperoleh dari 5 model arsitektur adalah model 5-25-1 dengan presentase akurasi sebesar 88% dan nilai MSE 0,009924. Pada penelitian ini belum dilakukan riset untuk mempertimbangkan variabel lingkungan seperti kondisi tanah dan cuaca yang dapat mempengaruhi secara signifikan terhadap hasil panen. Selain itu, penelitian ini juga tidak mencoba untuk melakukan prediksi dengan optimasi misalnya menggunakan algoritma genetika untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih optimal [16].

Penelitian yang menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation yang dioptimasi dengan algoritma genetika untuk meningkatkan akurasi dari prediksi nutrisi tanah. Penelitian ini tidak mempertimbangkan bagaimana variabel lingkungan tahunan dapat mempengaruhi hasil prediksi dan penelitian ini hanya fokus pada prediksi nutrisi tanah daripada hasil panen secara langsung [17].

**Tabel 1.** Penelitian Terkait

Nama Peneliti	Tahun	Metode Penelitian	Penelitian yang belum dilakukan
Mwaura dan Kenduiywo	2020	<i>Backpropagation</i> dan Algoritma <i>Levenbreg-Marquardt</i>	Pada penelitian ini belum melakukan eksplorasi terkait pengaruh dari variabel genetika jagung atau pengelolaan lahan secara rinci.
Wanto <i>et al.</i>	2019	<i>Backpropagation</i>	Pada penelitian ini belum dilakukan riset untuk mempertimbangkan variabel lingkungan seperti kondisi tanah dan cuaca yang dapat mempengaruhi secara signifikan terhadap hasil panen. Selain itu, penelitian ini tidak mencoba untuk melakukan prediksi dengan optimasi menggunakan algoritma genetika untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih optimal.
Yanqing Liu <i>et al.</i>	2023	<i>Backpropagation</i> dan Algoritma Genetika	Penelitian ini tidak mempertimbangkan bagaimana variabel lingkungan tahunan dapat mempengaruhi hasil prediksi dan penelitian ini hanya fokus pada prediksi nutrisi tanah daripada hasil panen secara langsung



**Gambar 1.** Arsitektur Backpropagation [18]

Pada gambar 1 merupakan arsitektur dari metode backpropagation. Dapat dilihat bahwa terdapat tiga layer yaitu input layer, hidden layer, dan output layer. Setiap layer terdapat beberapa neuron yaitu 4 neuron input, 2 neuron hidden layer, dan 3 neuron output.

Dalam pelatihan *backpropagation* terdiri dari dua proses yaitu *feedforward* dan *backpropagation*. Berikut dibawah ini tahapan-tahapan *backpropagation* [19]:

Langkah 0: Inisialisasi bobot (mengambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil).

Langkah 1: Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9.

Langkah 2: Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3-8.

#### **Fase I: Feedforward**

Langkah 3: Setiap unit masukan ( $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ ) menerima sinyal dan meneruskannya ke unit selanjutnya yaitu lapisan tersembunyi.

Langkah 4: Menghitung semua keluaran pada lapisan tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ). Berikut persamaan menghitung nilai keluaran:

$$Z_{net} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i V_{ji} \quad (1)$$

Keterangan:

$Z_{net}$  = Sinyal dari *input layer* ke neuron *hidden layer* ke  $-j$

$V_{j0}$  = Bias pada neuron *hidden layer* ke  $-j$

$x_i$  = Neuron *input layer* ke  $-i$

$V_{ji}$  = Bobot yang menghubungkan neuron *input layer* ke  $-i$

Menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dalam melakukan perhitungan output:

$$Z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (2)$$

Keterangan:

$Z_j$  = Neuron *hidden layer* ke  $-j$

$f(z_{net_j})$  = Fungsi aktivasi terhadap nilai  $Z_{net_j}$

Kemudian diteruskan output tersebut kesemua bagian unit lapisan keluaran. Tahap ini dilakukan sesuai dengan banyaknya *Note Layer*.

Langkah 5: Menghitung semua keluaran jaringan di lapisan output ( $Y_k, k = 1, 2, \dots, m$ ) dengan menggunakan persamaan dibawah ini.

$$Y_{net_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (3)$$

Keterangan:

$Y_{net_k}$  = Sinyal dari neuron *hidden layer* ke  $-k$

$w_{0k}$  = Bias pada neuron *output* ke  $-k$

$z_j$  = Neuron *hidden layer* ke  $-j$

$w_{jk}$  = Bobot yang menghubungkan neuron *hidden layer* ke  $-j$  dan *output layer* ke  $-k$

$$Y_k = f(y_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_k}}} \quad (4)$$

Keterangan:

$Y_k$  = Neuron *output layer* ke  $-k$

$f(Y_{net_k})$  = Fungsi aktivasi terhadap nilai  $Y_{net_k}$

**Fase II: Backpropagation**

Langkah 6: Menghitung faktor  $\delta$  unit *output* berdasarkan kesalahan di setiap unit *output* ( $Y_{k,i} = 1, 2, \dots, m$ )

$$\begin{aligned}\delta_k &= (\text{target}_k - Y_k) f'(Y_{\text{net}_k}) \\ &= (\text{target}_k - Y_k) y_k (1 - Y_k)\end{aligned}\quad (5)$$

Keterangan:

$\delta_k$ : Hasil koreksi error pada *output layer*  $y_k$

$t_k$ : Target *output*

$Y_k$ : Hasil *output layer*

$\delta$  merupakan unit kesalahan yang akan digunakan pada perubahan bobot *layer* dibawahnya (langkah 7). Kemudian menghitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki  $w_{jk}$ ) dengan *learning rate*  $\alpha$ .

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (6)$$

Keterangan:

$\Delta w_{jk}$  = Koreksi bobot yang menghubungkan neuron *output layer* ke- $k$  dan neuron *hidden layer* ke- $j$

$\alpha$  = Laju Pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_k$  = Faktor koreksi neuron *output layer* ke- $k$

$Z_j$  = Neuron *hidden layer* ke- $j$

Kemudian menghitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki  $w_{0k}$ )

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Keterangan:

$\Delta w_{0k}$  = Koreksi bias pada neuron *output layer* ke- $k$

$\alpha$  = Laju Pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_k$  = Faktor koreksi neuron *output layer* ke- $k$

Langkah 7: Hitung faktor  $\delta$  *note layer* berdasarkan kesalahan di setiap *note layer* ( $Z_{j,i} = 1, 2, \dots, p$ )

$$\delta_{\text{net}_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Keterangan:

$\delta_{\text{net}_j}$  = Sinyal faktor koreksi dari *output layer* menuju *hidden layer* ke- $j$

$\delta_k$  = Faktor koreksi neuron *output layer* ke- $k$

$w_{jk}$  = Bobot yang menghubungkan neuron *hidden layer* ke- $j$  dan *output layer* ke- $k$

Faktor  $\delta$  unit tersembunyi (*hidden*):

$$\begin{aligned}\delta_j &= \delta_{\text{net}_j} f'(Z_{\text{net}_j}) \\ &= \delta_{\text{net}_j} Z_j (1 - Z_j)\end{aligned}\quad (9)$$

Keterangan:

$\delta_j$  = Faktor koreksi dari neuron *hidden layer* ke- $j$

$\delta_{\text{net}_j}$  = Sinyal faktor koreksi dari *output layer* ke neuron *hidden layer* ke- $j$

$Z_j$  = Neuron *hidden layer* ke- $j$

Kemudian menghitung koreksi bobot dan bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki  $v_{0j}$ ):

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (10)$$

Keterangan:

$\alpha$  = Laju Pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_j$  = Faktor koreksi neuron *output layer* ke- $j$

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (11)$$

Keterangan:

$\alpha$  = Laju Pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_j$  = Faktor koreksi neuron *output layer* ke- $j$

$x_i$  = Neuron *input layer* ke- $i$

**Fase III: Perubahan Bobot**

Langkah 8: Setiap unit keluaran ( $Y_k, k = 1, 2, \dots, m$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $j = 0, 1, 2, \dots, p$ )

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

Keterangan :

$w_{jk}(\text{baru})$  = Bobot terbaru yang menghubungkan *hidden - output*

$w_{jk}(\text{lama})$  = Bobot lama yang menghubungkan *hidden - output*

$\Delta w_{jk}$  = Koreksi bobot yang menghubungkan neuron *output*

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (13)$$

Keterangan :

$w_{0k}(\text{baru})$  = Bias terbaru yang menghubungkan *hidden - output*

$w_{0k}(\text{lama})$  = Bias lama yang menghubungkan *hidden - output*

$\Delta w_{0k}$  = Koreksi bias pada neuron *output layer* ke  $-k$

Setiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $I = 1, 2, \dots, n$ ).

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (14)$$

Keterangan :

$v_{ij}(\text{baru})$  = Bobot terbaru yang menghubungkan *input - hidden*

$v_{ij}(\text{lama})$  = Bobot lama yang menghubungkan *input - hidden*

$\Delta v_{ij}$  = Koreksi bobot yang menghubungkan neuron *hidden layer*

ke  $-j$  dan neuron *input layer* ke  $-i$

$$v_{ok}(\text{baru}) = v_{ok}(\text{lama}) + \Delta v_{ok} \quad (15)$$

Keterangan :

$v_{0j}(\text{baru})$  = Bias terbaru yang menghubungkan *input - hidden*

$v_{0j}(\text{lama})$  = Bias lama yang menghubungkan *input - hidden*

$\Delta v_{0j}$  = Koreksi bias pada neuron *hidden layer* ke  $-j$

Langkah 9: Kondisi pelatihan berhenti sampai sebanyak iterasi yang sudah ditentukan atau sudah memenuhi nilai error toleransi.

### 3 METODE PENELITIAN

#### A. Tempat Penelitian

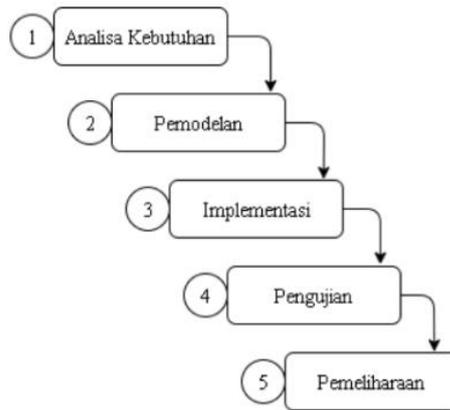
Kegiatan penelitian ini bertempat di Dinas Pertanian Tanaman Pangan, Hortikultura dan Perkebunan Kabupaten Sumenep

#### B. Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari Dinas Pertanian Tanaman Pangan, Hortikultura dan Perkebunan Kabupaten Sumenep melalui buku "Sumenep Dalam Angka" dengan data bulanan dari data jumlah tanaman, produksi, dan hasil panen jagung. Data yang didapatkan sebanyak 432 data selama 13 tahun terakhir dari Januari 2011 sampai Desember 2023.

#### C. Tahapan Penelitian

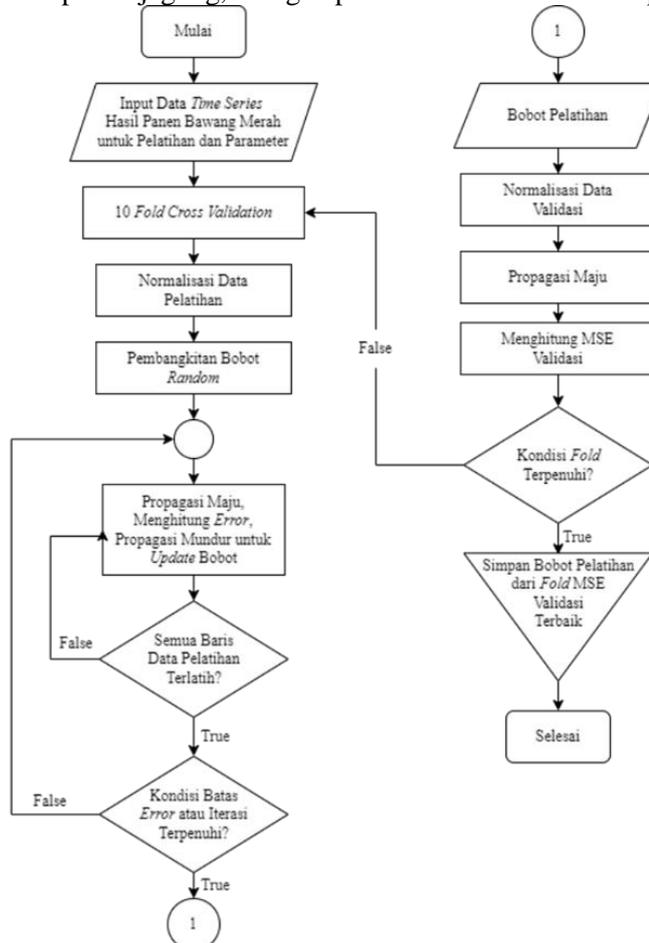
Penelitian yang dilakukan ini memiliki beberapa tahapan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah System Development Life Cycle (SDLC) model waterfall. Dalam model ini setiap fase selesai sebelum pergi ke tahap selanjutnya. Tidak ada pilihan untuk kembali setelah pindah ke fase selanjutnya. Pada model waterfall tahap selanjutnya adalah ketergantungan pada hasil kerangka sebelumnya [20]. Pada tahapan ini menggunakan empat dari lima dari tahapan model waterfall yaitu analisa kebutuhan, desain sistem, implementasi, dan pengujian.



Gambar 2 . SDLC Model Waterfall [20]

**D. Gambaran Umum Sistem**

Gambaran umum sistem yang akan dibuat adalah Sistem Peramalan Hasil Produksi Jagung di Kabupaten Sumenep dengan Pendekatan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* berbasis *website*. Aktor yang terlibat dalam sistem ini adalah administrator yang memiliki tugas memanajemen data hasil panen jagung, mengisi parameter dan melakukan peramalan.



Gambar 3 . Diagram Flowchart Pelatihan Data

Pada Gambar 3 merupakan *Flowchat* pelatihan peramalan hasil panen jagung menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*:

1. Mulai.
2. Masukkan data *input*, variabel yang di dimasukkan di antaranya data jumlah tanam, data produksi, dan hasil panen jagung. Data *input* menggunakan data jumlah tanam, produksi, dan hasil panen bulanan tahun 2011 hingga 2023.

3. Proses pelatihan menggunakan validasi *10-Fold Cross Validation* dengan data pelatihan sebanyak 96 baris data. Perbandingan *split* data adalah 86 baris data sebagai pelatihan dan 10 baris data sebagai validasi atau 87 baris data sebagai pelatihan dan 9 baris data sebagai validasi.
4. Data pelatihan kemudian dilakukan normalisasi dalam bentuk interval [0-1].
5. Melatih jaringan dengan *input* yang telah dibagi berdasarkan *10-Fold Cross Validation*.
6. Kemudian menginisialisasi bobot dengan menggunakan nilai random dengan rentang nilai antara [0-1].
7. Setelah inisialisasi bobot, maka dilakukan proses perambatan maju (*Feed Forward*) menuju *hidden layer* dan *output layer*. Kemudian menghitung *error* antara *output* perambatan maju dan target *output*.
8. Perambatan Mundur (*Backpropagation*) dilakukan untuk menghitung tiap-tiap unit yaitu menghitung informasi *error*, menghitung koreksi bobot dan update bobot menjadi bobot baru. Proses pelatihan dilakukan di setiap baris data pelatihan.
9. Untuk proses selanjutnya mengecek kondisi nilai MSE pelatihan dengan kondisi batas error dan maksimum iterasi telah terpenuhi. Apabila salah satu kondisi telah terpenuhi, maka proses pelatihan berhenti dan sistem menyimpan bobot terakhir yang telah didapatkan. Namun jika kondisi tidak terpenuhi maka proses diteruskan ke tahap iterasi selanjutnya yaitu kembali pada proses perambatan maju dan perambatan mundur untuk koreksi dan memperbarui bobot.
10. Bobot yang telah didapatkan dari proses pelatihan, kemudian dijadikan bobot pada tahap validasi dengan menggunakan data validasi yang telah dilakukan normalisasi berdasarkan *split* data dari *10-Fold Cross Validation*. Dilakukan proses perambatan maju kembali. Proses validasi menghasilkan nilai MSE validasi.
11. Setelah dilakukan pelatihan berdasarkan *10-Fold Cross Validation* maka diambil 1 bobot terbaik berdasarkan MSE validasi terkecil dari 10 fold. Bobot pada pelatihan dengan MSE validasi terkecil tersebut disimpan sebagai model pada sistem. Bobot tersebut digunakan untuk bobot pada proses pengujian.
12. Selesai.



Gambar 4 . Diagram Flowchart Pengujian Data

Gambar 4 merupakan *flowchart* pengujian peramalan hasil panen jagung menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*:

1. Mulai
2. Data *input* menggunakan data jumlah tanam, produksi, dan hasil panen jagung dari tahun 2017 hingga 2020.
3. Data *input* kemudian dilakukan normalisasi dalam interval [0 - 1].
4. Menggunakan model/bobot yang tersimpan dari hasil validasi pelatihan terbaik.
5. Setelah menetapkan bobot terbaik pelatihan, maka dilakukan proses perambatan maju (*feedforward*) menuju *hidden layer* dan *output layer*.
6. Hasil dari proses perambatan maju (*feedforward*) menghasilkan peramalan.
7. Hasil peramalan kemudian dilakukan denormalisasi untuk mengembalikan ke nilai sebenarnya.
8. Mengevaluasi hasil pengujian dengan menggunakan MSE.
9. Selesai.

## 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Parameter Pelatihan dan Pengujian

Rincian nilai-nilai parameter yang digunakan dalam proses pelatihan untuk mendapatkan model terdapat pada Tabel 2 berikut:

**Tabel 2.** Skenario Parameter Pelatihan

Proses Pelatihan	
Jumlah <i>Layer</i>	3
<i>Input Layer</i>	3
<i>Hidden Layer</i>	2
<i>Output Layer</i>	1
<i>Learning Rate</i>	0.2, 0.4, 0.6, 0.8
Toleransi <i>Error</i> (Batas <i>Error</i> )	0.001
Aktivasi	<i>Sigmoid</i>

Tabel 2 menjelaskan tentang parameter yang digunakan untuk pelatihan. Parameter pada proses pelatihan di antaranya menggunakan 3 layer yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Neuron *input* berjumlah 3 berdasarkan variabel pada data yang digunakan yaitu jumlah tanam, produksi, dan hasil panen. Neuron *hidden* berjumlah 2 berdasarkan 70-90% dari jumlah neuron *input*. Neuron *output* berjumlah 1 berdasarkan prediksi hasil panen jagung bulanan. *Learning rate* berjumlah 4 nilai deng maksud dilakukan uji coba pelatihan sebanyak 4 kali dengan tujuan untuk menemukan *learning rate* terbaik. Batas *error* bernilai 0.001, maksimum iterasi berjumlah 3 nilai dengan maksud dilakukan uji coba pelatihan sebanyak 3 kali dengan tujuan menemukan iterasi terbaik. Serta dalam pelatihan menggunakan aktivasi *sigmoid*.

Rincian nilai-nilai parameter yang digunakan dalam proses pengujian untuk mendapatkan model terbaik terdapat pada Tabel 3 berikut :

**Tabel 3.** Parameter Pengujian

Proses Pengujian	
Jumlah <i>Layer</i>	3
<i>Input Layer</i>	3
<i>Hidden Layer</i>	2
<i>Output Layer</i>	1
Aktivasi	<i>Sigmoid</i>

Tabel 3 menjelaskan parameter yang digunakan untuk pengujian. Parameter proses pengujian di antaranya menggunakan 3 layer yaitu *layer input*, *layer hidden* dan *output layer*. Neuron *input* berjumlah 3 berdasarkan variabel pada data yang digunakan yaitu jumlah tanam, produksi, dan hasil panen. Neuron *hidden* berjumlah 2 berdasarkan 70-90% dari jumlah neuron *input*. Neuron *output* berjumlah 1 berdasarkan prediksi hasil panen padi bulanan. Bobot yang

digunakan dalam proses pengujian adalah bobot tersimpan dari hasil pelatihan terbaik. Bobot tersebut disimpan dalam bentuk file *pickle*.

### B. Skenario Uji Coba

Skenario Uji Coba dilakukan menggunakan 10-Fold Cross Validation, jumlah *learning rate* dan jumlah iterasi. Skenario uji coba dapat ditunjukkan pada Tabel 4 berikut :

**Tabel 4.** Skenario Uji Coba

Proses Pelatihan	
<i>K-Fold Cross Validation</i>	10 <i>fold</i>
Data Pelatihan <i>K-Fold</i>	86 Data
Data Validasi <i>K-Fold</i>	10 Data
Data Pelatihan <i>K-Fold</i>	87 Data
Data Validasi <i>K-Fold</i>	9 Data
Banyak <i>Learning Rate</i>	4
Banyak Iterasi	3

Tabel 4 menjelaskan tentang skenario uji coba. Pada tahap ini dilakukan uji coba sistem menggunakan 96 baris data (2011-2018). Validasi dilakukan dengan menggunakan 10-Fold Cross Validation. Terdapat 10 *fold* dengan rincian 86 baris data sebagai pelatihan dan 10 baris sebagai validasi atau 87 baris data sebagai pelatihan dan 9 baris data sebagai validasi. Selain menggunakan teknik validasi pelatihan 10-Fold Cross Validation, dilakukan skenario manual untuk menemukan *learning rate* dan iterasi terbaik. Skenario mencari nilai *learning rate* dan iterasi terbaik dengan cara menggunakan 4 variasi nilai *learning rate* (0.2, 0.4, 0.6, dan 0.8) dan 3 iterasi (100, 500, dan 1000). Sehingga terdapat 12 kali pelatihan dan setiap pelatihan menggunakan 10-Fold Cross Validation untuk pembagian data pelatihan dan validasi. Masing-masing *fold* dihitung nilai MSE validasinya dari MSE validasi terkecil kemudian disimpan modelnya (bobot  $v$  dan bobot  $w$ ) untuk digunakan memprediksi hasil panen jagung bulanan tahun 2024.

### C. Hasil Skenario Uji Coba

Hasil uji coba setiap parameter dengan penggunaan 10-Fold Cross Validation menghasilkan nilai MSE seperti ditunjukkan pada Tabel 5 – 8 :

**Tabel 5.** Hasil Pelatihan *Learning Rate* 0.2

<i>Learning Rate</i>	Iterasi	MSE Validasi	<i>Fold</i> ke-
0.2	100	0.00988	5
0.2	600	0.01179	2
0.2	1000	0.01349	5

MSE pengujian terkecil parameter *learning rate* 0.2 terdapat pada iterasi ke-1000, *fold* ke-5 dan nilai MSE 0.01349.

**Tabel 6.** Hasil Pelatihan *Learning Rate* 0.4

<i>Learning Rate</i>	Iterasi	MSE Validasi	<i>Fold</i> ke-
0.4	100	0.01681	3
0.4	500	0.01662	5
0.4	1000	0.01709	5

MSE pengujian terkecil parameter *learning rate* 0.4 terdapat pada iterasi ke-500, *fold* ke-5 dan nilai MSE 0.01662.

**Tabel 7.** Hasil Pelatihan *Learning Rate* 0.6

<i>Learning Rate</i>	Iterasi	MSE Validasi	<i>Fold</i> ke-
0.6	100	0.01691	3

0.6	500	0.02001	5
0.6	1000	0.02312	5

MSE pengujian terkecil parameter *learning rate* 0.6 terdapat pada iterasi ke-100, *fold* ke-3 dan nilai MSE 0.01691.

**Tabel 8.** Hasil Pelatihan *Learning Rate* 0.8

<i>Learning Rate</i>	Iterasi	MSE Validasi	<i>Fold</i> ke-
0.8	100	0.01906	3
0.8	500	0.02357	5
0.8	1000	0.0241	2

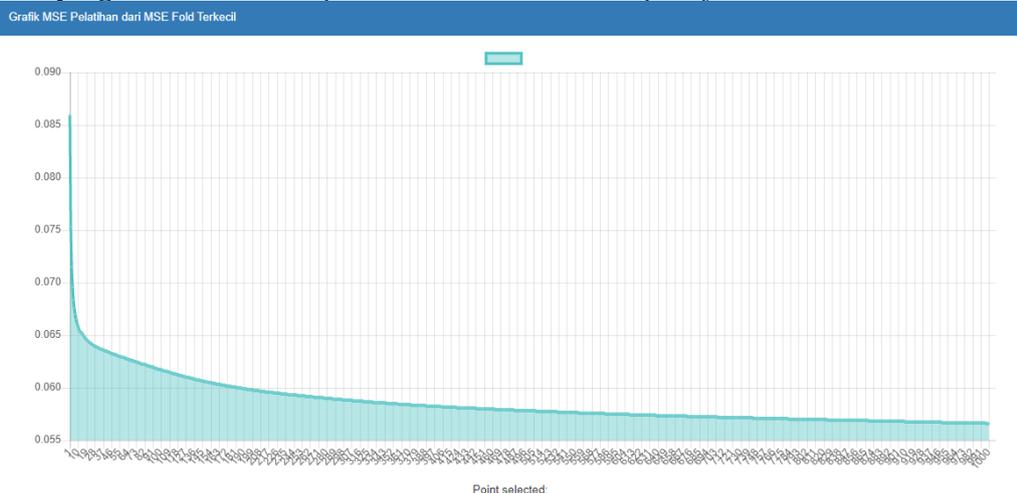
MSE pengujian terkecil parameter *learning rate* 0.8 terdapat pada iterasi ke-100, *fold* ke-3 dan nilai MSE 0.01906.

Melihat hasil pelatihan dari ke 4 tabel pengujian parameter *Backpropagation* dan *10-Fold Cross Validation* yang dilakukan. Didapatkan hasil terbaik pada parameter *learning rate* 0.2 dan iterasi 1000 dengan *fold* ke 5 dari 10 *fold* dengan skor MSE 0.01349.

**Tabel 9.** Hasil Pelatihan dengan Parameter Terbaik

Hasil Pelatihan dengan Parameter Terbaik		
<i>K-Fold</i>	<i>Split (Pelatihan : Validasi)</i>	MSE Validasi
1	(86 : 10)	0.09009
2	(86 : 10)	0.03625
3	(86 : 10)	0.02661
4	(86 : 10)	0.04773
5	(86 : 10)	0.01349
6	(86 : 10)	0.07899
7	(87 : 9)	0.05774
8	(87 : 9)	0.07716
9	(87 : 9)	0.10905
10	(87 : 9)	0.176

Tabel 9 menunjukkan hasil pelatihan dilakukan menggunakan teknik validasi *10-Fold Cross Validation* dengan parameter 3 *layer*, 3 neuron *input*, 2 neuron *hidden*, 1 neuron *output*, *learning rate* 0.2, iterasi 1000, batas *error* 0.001, dan menggunakan aktivasi *sigmoid*. Dilihat dari proses pelatihan yang dilakukan mendapatkan hasil MSE 0.01349 pada *fold* ke-5.



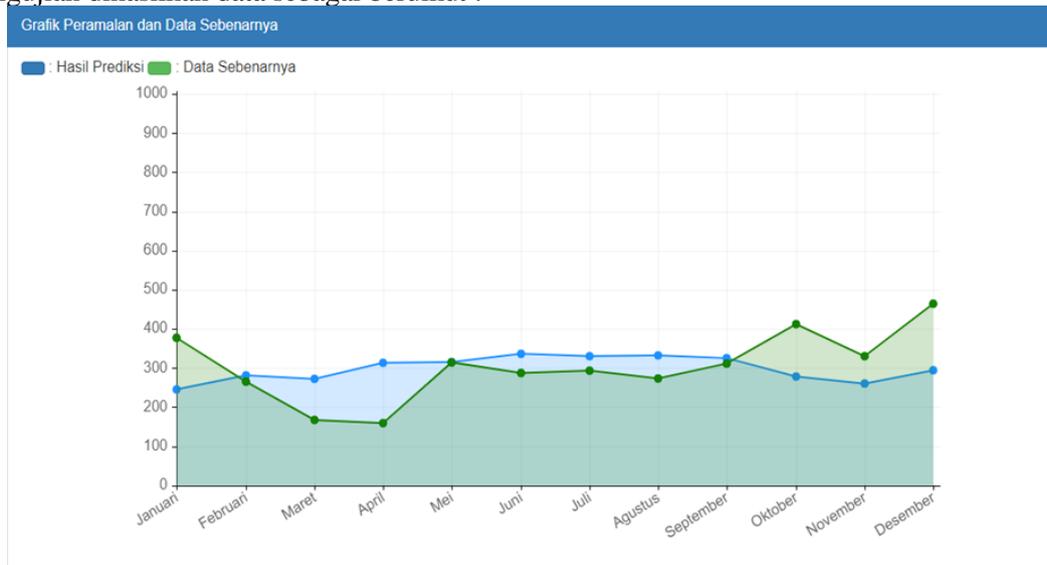
**Gambar 5.** Grafik Pelatihan dengan Parameter Terbaik

Gambar 5 menunjukkan grafik MSE pelatihan setiap iterasinya dengan menggunakan parameter terbaik yaitu *learning rate* 0.2 dan iterasi sebanyak 1000.

#### D. Hasil Pengujian

Skenario pengujian dilakukan dengan data hasil panen jagung tahun 2024. Data pengujian yang digunakan adalah data hasil panen jagung tahun 2011 sampai dengan 2023. Parameter-parameter yang digunakan di antaranya neuron input 3, neuron hidden 2, neuron output 1, fungsi aktivasi sigmoid dan bobot menggunakan model yang tersimpan dari proses pelatihan terbaik, yaitu bobot dari pelatihan dengan parameter *learning rate* 0.01 dan iterasi 1000 jika dibandingkan dengan nilai *learning rate* yang lainnya.

Input pada pengujian terdiri dari tiga input setiap bulannya berdasarkan data 1 (luas lahan), data 2 (luas panen), data 3 (produktivitas) dan data 4 (hasil produksi) yang nantinya akan digunakan untuk mengukur hasil prediksi dengan target atau data sebenarnya. Dilihat dari hasil pengujian dihasilkan data sebagai berikut :



**Gambar 6.** Grafik Perbandingan Data Sebenarnya dan Data Hasil Prediksi

Gambar 6 menunjukkan grafik dari hasil pengujian yang dilakukan dengan model terbaik yang telah disimpan. Grafik tersebut terdiri dari dua grafik yaitu grafik berwarna hijau adalah grafik data sebenarnya dan grafik biru adalah grafik hasil prediksi.

**Tabel 10.** Hasil Peramalan dan Data Asli Hasil Jagung Tahun 2024

Hasil Peramalan			
Bulan	Data Sebenarnya	Hasil Peramalan	Error Perbulan
Januari	377	245	0.18749
Februari	265	281	0.00281
Maret	167	272	0.11902
April	159	313	0.25402
Mei	314	315	0.0
Juni	287	336	0.0256
Juli	293	330	0.01513
Agustus	273	332	0.03764
September	311	325	0.00212
Oktober	412	278	0.19272
November	330	260	0.05336
Desember	464	294	0.31248

Hasil : *Mean Square Error* (MSE) : 0,1002

Tabel 10 menunjukkan perbandingan hasil peramalan dan data sebenarnya. Terdapat juga nilai error setiap hasil peramalan dengan data sebenarnya yang digunakan untuk hasil MSE.

## 5 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba dalam penelitian ini maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Pada skenario variasi jumlah *learning rate* yang bernilai 0.001, 0.2, 0.4, dan 0.8 disimpulkan bahwa semakin kecil *learning rate* pada sebuah pelatihan *Artificial Neural Network Backpropagation* maka semakin baik nilai MSE pada proses validasi.
2. Nilai MSE dari skenario *learning rate* 0.001, 0.2, 0.4, dan 0.8 adalah 0.008998.
3. Skenario variasi jumlah iterasi yang berjumlah 100, 500, dan 1000 disimpulkan bahwa semakin banyak jumlah iterasi pada sebuah pelatihan *Artificial Neural Network Backpropagation* maka semakin baik pula nilai MSE pada proses validasi.
4. Perbandingan antara hasil peramalan dengan data sebenarnya terdapat 1 data yang digunakan dalam pengujian hasil panen jagung yang memiliki nilai tinggi.
5. Hasil prediksi pada pengujian hasil panen jagung pada tahun 2024 menunjukkan hasil yang baik dan presisi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Ratna Komala Putri and A. Fahira, "Observasi Faktor Pendorong Produksi Padi (Studi Kasus Kecamatan Tambakdahan, Subang)," *Jurnal Riset Ilmu Ekonomi*, vol. 1, no. 3, pp. 131–140, 2021, [Online]. Available: [www.jrie.feb.unpas.ac.id](http://www.jrie.feb.unpas.ac.id)
- [2] R. P. Somaji, "Analisis Kelembagaan Hulu Industri Tape di Desa Sumber Tengah Kecamatan Binakal Kabupaten Bondowoso," *Jurnal Ekonomi Ekuilibrium*, vol. 2, no. 2, pp. 40–51, 2018, [Online]. Available: <https://jurnal.unej.ac.id/index.php/JEK>
- [3] A. Riasari, "Pemberdayaan Masyarakat Berbasis Agribisnis Di Rumah Semai Hely Seedling And Farm Punggur, Lampung Tengah Agribusiness Based Community Empowerment At Hely Seedling And Farm Semai House Punggur, Lampung Central," *Jurnal Pengabdian Masyarakat Indonesia*, vol. 2, no. 3, pp. 01–06, 2022.
- [4] A. Wahyu Maulana and D. Rochdiani, "Analisis Agroindustri Tahu (Studi Kasus Desa Cisadap)," *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Agroinfo Galuh*, vol. 7, no. 1, pp. 237–243, 2020.
- [5] Pribadi Teguh, Irsyada Rahmad, Audytra Hastie, and Fatah Abdul Doni, "Implementasi Algoritma K-Means Untuk Klasterisasi Potensi Desa Pada Sektor Produksi Pertanian Di Kabupaten Bojonegoro," *Jurnal SimanteC*, vol. 9, no. 1, pp. 20–28, 2020.
- [6] Dawan Daniel and Rumanasen Helena, "Analisis Pengaruh Faktor Produksi Terhadap Produksi Jagung Di Kelurahan Koya Barat Distrik Muara Tami Kota Jayapura," *Jurnal Manajemen dan Bisnis*, vol. 2, no. 2, pp. 25–40, 2018.
- [7] Jannah Nur, Tangkesalu Dance, and Alamsyar Al, "Faktor Faktor Yang Memengaruhi Produksi Usahatani Jagung Pasca Gempa Di Desa Pandere Kecamatan Gumbasa Kabupaten Sigi," *Jurnal Agrotekbis*, vol. 11, no. 1, pp. 181–188, 2023.
- [8] Khairunnisa Fawaz Novianda, Saidah Zumi, Hapsari Hepi, and Wulandari Eliana, "Pengaruh Peran Penyuluh Pertanian terhadap Tingkat Produksi Usahatani Jagung," *Jurnal Penyuluhan*, vol. 17, no. 2, pp. 113–125, 2021.
- [9] A. Bano, J. Suek, S. Nikolaus, and E. Hendrik, "Pengaruh Faktor Sosial Ekonomi Terhadap Produksi Usahatani Jagung Di Desa Badarai Kecamatan Wewiku Kabupaten Malaka," *Buletin Ilmiah IMPAS*, vol. 24, no. 3, pp. 186–193, 2023.
- [10] F. Zola, "Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Prestasi Siswa," *JURNAL TEKNOLOGI DAN OPEN SOURCE*, vol. 1, no. 1, 2018, doi: 10.36378/jtos.v1i1.12.
- [11] A. Zulhamsyah, S. Saifullah, and M. R. Lubis, "Penerapan Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Kelapa Sawit Unit Kebun Marjandi," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1693.
- [12] D. A. Putri, B. Hananto, S. Afrizal, and A. B. Pangaribuan, "Prediksi Program Studi Berdasarkan Nilai Siswa Dengan Algoritma Backpropagation (Studi Kasus SMAN 6 Depok Jurusan IPS)," *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 15, no. 2, 2020, doi: 10.52958/iftk.v15i2.1420.
- [13] N. A. Putri, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Prediksi Kebangkrutan Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus: Perseroan Terbatas Terdaftar Pada Bursa Efek

- Indonesia),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 3, 2019.
- [14] A. Lusiana and P. Yuliarty, “Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) Pada Permintaan Atap di PT X,” *Industri Inovatif: Jurnal Teknik Industri*, vol. 10, no. 1, 2020, doi: 10.36040/industri.v10i1.2530.
- [15] J. I. Mwaura and B. K. Kenduiywo, “County level maize yield estimation using artificial neural network,” *Model Earth Syst Environ*, vol. 7, pp. 1417–1424, 2020, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:221346190>
- [16] A. Wanto *et al.*, “Model of Artificial Neural Networks in Predictions of Corn Productivity in an Effort to Overcome Imports in Indonesia,” in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Dec. 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1339/1/012057.
- [17] Y. Liu, C. Jiang, C. Lu, Z. Wang, and W. Che, “Increasing the Accuracy of Soil Nutrient Prediction by Improving Genetic Algorithm Backpropagation Neural Networks,” *Symmetry (Basel)*, vol. 15, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.3390/sym15010151.
- [18] K. F. Irnanda, A. P. Windarto, and I. S. Damanik, “Optimasi Particle Swarm Optimization Pada Peningkatan Prediksi dengan Metode Backpropagation Menggunakan Software RapidMiner,” *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 1, p. 122, Mar. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i1.3836.
- [19] F. Zola, G. W. Nurcahyo, and J. Santony, “Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Prestasi Siswa,” *Jurnal Teknologi dan Open Source*, vol. 1, no. 1, pp. 58–72, 2018.
- [20] E. Epta Saputra, “Metode SDLC Waterfall Pada Rancang Bangun Sistem Informasi Sekolah SMP Negeri 10 Kaur”, [Online]. Available: <https://jurnal.ikhafi.or.id/index.php/jusibi>