

# Klasifikasi Penyakit Padi Dengan Menggunakan Algoritma Swarm Optimization Untuk Optimasi Metode Backpropagation

Zulkarnaen<sup>1</sup>, Fendy Yulianto<sup>2</sup>, Abdul Rahim<sup>3</sup>

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Muhammadiyah  
Kalimantan Timur Jl. Ir. H. Juanda No.15 75124 Indonesia<sup>1,2,3</sup>

Zulkarsmd02@gmail.com<sup>1</sup>, fy415@umkt.ac.id<sup>2\*</sup>, ar622@umkt.ac.id<sup>3</sup>

**Abstrak** – Padi merupakan sumber pangan utama bagi Masyarakat Indonesia. Produktivitas padi sering terhambat oleh berbagai faktor, salah satunya adalah serangan penyakit tanaman. Dalam penelitian ini, digunakan metode *Backpropagation* pada Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman padi berdasarkan gejala yang diamati. Namun, metode *Backpropagation* memiliki kelemahan dalam kecepatan konvergensi dan ketepatan dalam mengklasifikasi. Untuk mengatasi kelemahan ini, digunakan Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimasi bobot *Backpropagation*. Data yang digunakan dalam penelitian ini di ambil dari petani di wilayah Samarinda dan mencakup gejala dari penyakit tanaman padi. Berbagai kombinasi parameter PSO telah dilakukan pengujian untuk menemukan konfigurasi yang optimal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan PSO untuk optimasi *Backpropagation* meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi secara signifikan. Akurasi metode *Backpropagation* tanpa menggunakan optimasi adalah sebesar 79%, sedangkan setelah dioptimasi menggunakan PSO, akurasinya meningkat menjadi 86%. Dalam penelitian ini telah membuktikan bahwa penggunaan algoritme PSO dapat meningkatkan efektivitas dan akurasi dari metode *Backpropagation* dalam klasifikasi penyakit tanaman padi.

**Kata Kunci** – Backpropagation, Jaringan Saraf Tiruan, Klasifikasi, Padi, Particle Swarm Optimization

## I. PENDAHULUAN

Padi adalah tumbuhan yang umumnya dijadikan bahan pangan oleh masyarakat Indonesia, dimana saat ini tak mudah untuk digantikan dengan jenis bahan utama lainnya. Bahan utama dari pangan yang terbuat dari tanaman padi terus naik selaras dengan tingginya jumlah penduduk di Indonesia [1] Dari segi kepentingan, penduduk di Indonesia mempunyai ketergantungan yang sangat tinggi pada bahan pangan dari bahan dasar padi. Minat terhadap padi umumnya meningkat, sedangkan harga produksi padi dalam negeri berubah dan cenderung menjadi lebih tinggi serta menjadi tidak stabil [2]

Produktivitas padi yang tidak stabil dapat disebabkan oleh berbagai macam faktor di antaranya yaitu faktor genetik, mutu usaha tani

atau kualitas cara bercocok tanam dan lingkungan agroekologi [3] unsur agroekologi dapat mencakup kepadatan tanah, suhu, kelembaban, curah hujan, kedalaman solum tanah yang dimana faktor dari dalam atau gen mencakup berbagai kualitas bawaan dalam varietas padi seperti kemungkinan defisiensi, serta pertahanan dari serangga dan penyakit tertentu [4]

Penyakit dan serangan hama menjadi salah satu masalah dalam budidaya padi sehingga dibutuhkan pengamatan lebih lanjut dikarenakan hama menjadi problematika serius yang harus dihadapi oleh para [5] Dalam mengatasi problematika dapat dilakukan dengan menggunakan *Artificial Neural Network* untuk mengekspektasi karakterisasi ganda yang lengkap. Dalam pengelompokan paralel, tujuannya untuk mengurutkan kasus

(data point) ke dalam salah satu dari dua kelas yang telah ditentukan sebelumnya [6]

Berbagai metode klasifikasi telah diterapkan dalam identifikasi penyakit seperti yang dilakukan oleh Anglina Wigina Putri menggunakan metode *Backpropagation* yang dilakukan pada tahun 2021, mengklasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tomat, memperlihatkan akurasi sebesar 78% membutuhkan durasi 319,77 detik pada pemrosesan data [7] Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Andini dalam memprediksi Penyakit Demam, menggunakan metode algoritme *Backpropagation* memperlihatkan hasil uji hingga 100% sesuai pada target yang diinginkan [8]

Jaringan Saraf Tiruan adalah model informasi yang mahir dan kuat dalam menangani dan menangkap data yang kompleks, sebab kemampuannya untuk mengatasi beberapa masalah, umumnya mudah diterapkan, kuat untuk memasukkan informasi, kecepatan eksekusi, serta penerapan kerangka kerja yang rumit [9] Jenis-jenis algoritma dalam jaringan syaraf tiruan diantaranya yakni *Perceptron*, *Learning Vector Quantization*, *Backpropagation* [10]

*Backpropagation* ialah suatu teknik pembelajaran atau jenis supervised learning. Teknik ini ialah satu dari banyaknya metodologi dalam penyelesaian terkait pengenalan pola yang rumit sebab dalam jaringan ini setiap unit berada di lapisan input output [11] *Backpropagation* berkapabilitas untuk menyelesaikan problematika pelatihan klasifikasi dengan skala data yang luas, hal ini menjadikan *Backpropagation* termasuk pada algoritma pelatihan yang terkenal [12]

Di sisi lain, teknik *Backpropagation* ini mempunyai beberapa kelemahan, yakni kecepatan kombinasi dari strategi *Backpropagation* sangat lamban, bergantung pada batasan awal seperti jumlah data, *input*, hasil, kecepatan pembelajaran dan bobot jaringan [13]. Hal ini dapat menyebabkan kegagalan dalam menemukan jawaban ideal untuk memilih sorotan mengingat beban kualitas yang diterapkan. Masalah ini dapat diatasi dengan teknik optimasi, salah satunya ialah dioptimasi menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO)[14].

Penggunaan teknik ini berdasar pada konsep PSO yang itu sederhana, mudah dilakukan, dan mempunyai kemampuan beradaptasi untuk mengontrol keharmonisan antara pencarian, lokal dan internasional di ruang pencarian[15]. Alasan lainnya yakni *Particle Swarm Optimization* mampu diterapkan guna penyelesaian dalam optimasi dan masalah *feature selection* [16] Eksekusi PSO pada pengujian ini diupayakan dapat meningkatkan nilai presisi dalam pengelompokan dan melengkapi jawaban atas kekurangan pada perhitungan *Backpropagation*.

Beberapa peneliti telah menggunakan algoritme *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan metode diantaranya ialah riset [17] menggunakan algoritme PSO menunjukkan bahwa penggunaan algoritme PSO menampilkan nilai RMSE yang lebih kecil dibandingkan tidak menggunakannya. Riset [18] menyatakan bahwa penerapan algoritme PSO dalam optimasi algoritme *Backpropagation* membuat kualitas prediksi meningkat, terbukti dari hasil yang lebih baik dibandingkan hanya menggunakan *Backpropagation* saja. Nilai error prediksi yang diperoleh mengalami penurunan sebesar 1.26316% dibandingkan hanya menggunakan model *Backpropagation* saja.

Mengingat hasil dari literatur-literatur yang telah ada, penggunaan *Backpropagation* pada klasifikasi penyakit tanaman sudah menunjukkan hasil yang sangat baik namun belum optimal sebab terdapat beberapa kekurangan yang dapat mempengaruhi perbaikan penyakit yang ditimbulkan pada padi. Kekurangan pada metode *Backpropagation* tersebut dapat diperbaiki dengan menerapkan metode PSO untuk dapat meningkatkan optimasi dan mereduksi nilai error dalam proses klasifikasi data.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Objek Penelitian

Padi termasuk dalam keluarga *Poaceae* (*Graminae* atau *Glumiflorae*). Nama latinnya ialah *Oryza Sativa*. Ciri-ciri perawakan yang tampak pada tanaman padi berbeda-beda tergantung pada jenis tanaman padi, ujung batang, bentuk daun, bentuk batang dan bagiannya, terbuka atau tertutup pelepah daun, ukuran bulir, dan ketebalan butiran serta bentuk dan warna butiran [19]. Penyakit padi dapat

mempengaruhi rendahnya hasil padi menjadi rendah [20]. Terdapat beberapa penyakit yang kerap menyerang padi seperti blas, hawar daun bakteri, tungro, kerdil rumput, gosong palsu, kresek, bercak daun coklat, bercak garis, kerdil hampa, kerdil kuning dan busuk batang.

### B. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah gejala penyakit pada tanaman padi di lingkungan Samarinda. Data tersebut terdiri dari 1094 sampel yang diperoleh melalui pemberian kuesioner kepada petani, yang berisi pertanyaan mengenai gejala penyakit tertentu. Pertanyaan dalam kuesioner tersebut disesuaikan dengan gejala penyakit yang ditemukan dalam literatur. Untuk memastikan informasi yang akurat, pengumpulan data pada penelitian ini juga didukung dengan melakukan wawancara, observasi, dan dokumentasi.

### C. Jaringan Saraf Tiruan

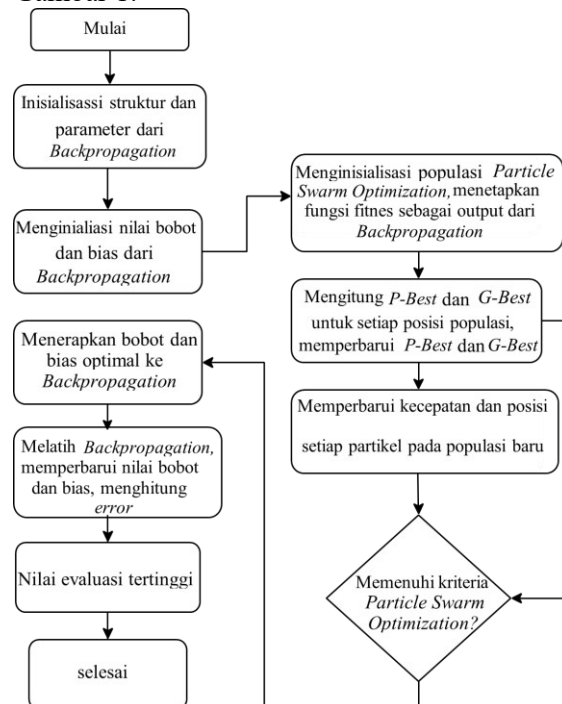
Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) ialah kerangka penanganan data yang dimaksudkan guna menduplikasi cara kerja otak manusia dalam mengatasi suatu problematika melalui membantu pengalaman yang berkembang melalui perubahan beban *neurotransmitter* [21]. Jaringan ini cocok untuk mengamati latihan mengingat informasi masa lalu. Informasi masa lalu akan dikonsentrasikan oleh Jaringan Saraf Tiruan sehingga dapat memberikan pilihan terhadap informasi yang tidak pernah terpikirkan [22]

### D. Pengujian K-Fold Cross Validation

*Cross validation* atau validasi silang adalah *resampling* data untuk menilai kemampuan generalisasi model prediktif dan untuk mencegah *overfitting*. *K-fold cross validation* merupakan salah satu metode statistik yang diimplementasikan untuk mengevaluasi performansi dari model atau algoritme yang telah dirancang. Pada tahap pelatihan dataset dibagi menjadi data latih dan data validasi. Dalam validasi silang *k-fold*, data dipartisi menjadi *k* himpunan bagian yang terputus-putus dengan ukuran yang kira-kira sama. Disini "*fold*" mengacu pada jumlah himpunan bagian yang dihasilkan [23]

### E. Rancangan Alur Metode Penelitian

Berikut merupakan gambaran dari alur metode penelitian dengan menggunakan metode *Backpropagation* yang dikombinasi *Particle Swarm Optimization* disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Kombinasi *Backpropagation* dan *Particle Swarm Optimization*

### F. Backpropagation

*Backpropagation* ialah satu dari banyaknya algoritma pembelajaran dalam jaringan saraf tiruan. Teknik ini diaplikasikan guna menangani masalah yang kompleks, tahapan persiapan dengan menggunakan strategi *Backpropagation* terdiri dari tiga tahap, yakni tahap penyebaran maju, tahap propagasi mundur, dan tahap perubahan bobot [24]. Pengalaman belajar *Backpropagation* diselesaikan dengan mengubah bobot Jaringan Saraf Tiruan secara retrogresif mengingat penilaian yang salah [25]. Langkah Penyelesaian Algoritma *Backpropagation* menurut [25] Beberapa Tahap penyelesaian algoritma *Backpropagation* ialah:

Tahap 1 : Inisialisasi bobot dengan bilangan nilai acak kecil.

Tahap 2 : Selama kondisi berhenti salah, kerjakan Tahap 3 s.d. 8.

Tahap 3 : Tiap unit masukan ( $x_i$ ,  $i=1, \dots, n$ ) menerima isyarat masukan  $x_i$  dan

diteruskan ke unit-unit tersembunyi (*hidden layer*)

Tahap 4: Tiap unit tersembunyi ( $z_j, z=1, \dots, p$ ) menjumlahkan bobot sinyal input.

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (1)$$

dengan menerapkan fungsi aktivasi kalkulasikan:

misal, fungsi aktivasi yang diterapkan ialah sigmoid:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \quad (2)$$

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

dan mengirimkan isyarat ini ke semua unit pada unit keluaran.

Tahap 5 : Tiap unit keluaran ( $y_k, k=1, \dots, m$ ) menjumlahkan isyarat masukan berbobot

$$Z_{in_k} = W_{0j} + \sum_{k=1}^p Z_j V_{jk} \quad (4)$$

dengan menerapkan fungsi aktivasi kalkulasikan:

$$Y_k = f(Z_{in_k}) \quad (5)$$

Tahap 6: Tiap unit keluaran ( $y_k, k=1, \dots, m$ ) menerima pola pelatihan masukannya. kalkulasikan galat (error) informasinya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(Y_{in_k}) \quad (6)$$

kalkulasikan koreksi bobot dan biasnya:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (7)$$

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (8)$$

Tahap 7: Tiap unit tersembunyi ( $z_j, z=1, \dots, p$ ) menjumlahkan delta masukannya (dari unit yang berada pada lapisan atasanya).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (9)$$

#### G. Particle Swarm Optimization

*Particle Swarm Optimization* (PSO) bergantung pada cara berperilaku kawanan burung atau ikan yang mencerminkan cara

sosial berperilaku makhluk tersebut [26] *Swarm Intelligence System* menyampaikan pengetahuan kreatif dalam mengatasi permasalahan kemajuan dengan mengambil motivasi dari model organik, seperti kekhususan berkumpul pada kelompok, dimana setiap kelompok mempunyai perilaku individu dalam melakukan kegiatan bersama guna mencapai tujuan serupa [27]

##### 1. Langkah penyelesaian Algoritma PSO

Terhitung terdapat 4 tahapan algoritme PSO yang diterapkan untuk menyelesaikan masalah [28] yaitu (i) *Initialization*, (ii) *Evaluation fungsi fitness*, (iii) *Update Termination*. Adapun proses dan fase pada algoritme *Particle Swarm Optimazation* (PSO) diantaranya[29]:

Tahap 1: Inisialisasi jumlah partikel secara acak dan nilai kecepatan awal partikel = 0.

Tahap 2 : kalkulasikan nilai fitness dari setiap partikel dengan menggunakan persamaan dibawah ini.

$$f = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} \left( \frac{\sum_{j=1}^{N_x} d(x_j C_i)}{N_x} \right)}{N_c} \quad (10)$$

Tahap 3 : Upgrade nilai Pbest dengan formula yang dapat ditinjau pada persamaan dibawah ini.

$$Pbest_i \begin{cases} Pbest_i, & \text{jika } F(x_i) \geq F(Pbest_i) \\ X_i, & \text{jika } F(x_i) < F(Pbest_i) \end{cases} \quad (11)$$

Tahap 4 : Upgrade nilai Gbest dengan formula yang dapat ditinjau pada persamaan dibawah ini.

$$Gbest_i = \text{Min} (F(Pbest_i), \dots, F(Pbest_n)) \quad (12)$$

Tahap 5 : Upgrade nilai kecepatan dengan formula yang dapat ditinjau pada persamaan dibawah ini.

$$v_{ij}(t+1) = w \cdot v_{ij}(t) + c1 r1 [P_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c2 r2 [G_j(t) - x_{ij}(t)] \quad (13)$$

Tahap 6 : Upgrade nilai posisi dengan formula yang dapat ditinjau pada persamaan dibawah ini.

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (14)$$

Tahap 7 : Ulangi Tahap 2, 3, dan 4 hingga iterasi maximum.

### H. Klasifikasi Multiclass

Klasifikasi *multiclass* adalah model pembelajaran mesin yang digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam lebih dari dua kelas. Metode ini memberikan hasil yang lebih baik ketika data memiliki lebih dari dua *output*. Algoritma ini sangat cocok untuk berbagai jenis klasifikasi, bekerja berdasarkan probabilitas bersyarat dan menggunakan *Teorema Bayes* untuk memprediksi kelas data yang tidak berlabel[30].

#### A. One vs One

Dalam klasifikasi *One vs One*, untuk sekumpulan data dengan N kelas, dibuat  $N*(N-1)/2$  model pengklasifikasi biner. Pendekatan ini membagi kumpulan data utama menjadi beberapa kumpulan data, di mana setiap kumpulan mewakili perbandingan antara satu kelas dengan setiap kelas lainnya.

#### B. One vs All

Dalam klasifikasi *One vs All*, untuk sekumpulan data dengan N kelas, dibuat N model pengklasifikasi biner. Jumlah label kelas dalam kumpulan data harus sama dengan jumlah pengklasifikasi biner yang dihasilkan.

#### C. Evaluasi

Keberhasilan klasifikasi diukur melalui evaluasi. Langkah ini bertujuan untuk menguji dan menilai efektivitas metode klasifikasi yang digunakan [31]Perhitungan akurasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* seperti yang ditunjukkan pada Tabel I.

TABEL 1  
PERHITUNGAN AKURASI MENGGUNAKAN  
CONFUSION MATRIX

	Nilai Aktual	
	TP	TN
Nilai Prediksi	FP	FN

(Sumber:[31])

Menurut [32] perhitungan nilai evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dengan persamaan sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

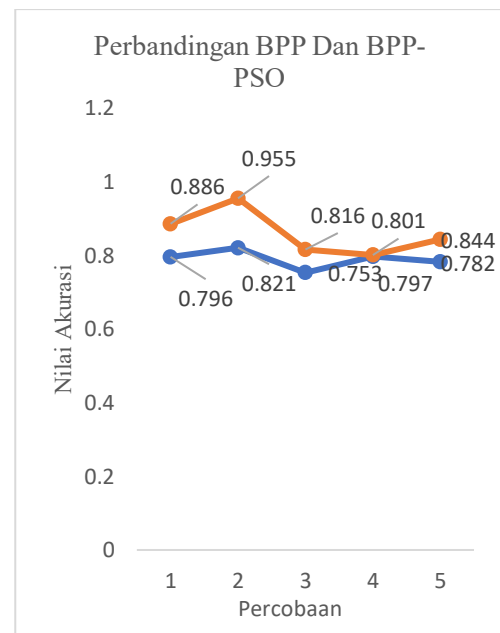
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

## III. HASIL DAN PENGUJIAN

### A. Perbandingan Hasil Evaluasi

Untuk melihat perbandingan hasil evaluasi Backpropagation dan Backpropagation yang dikombinasikan dengan optimasi Particle Swarm Optimization disajikan dalam bentuk grafik dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Perbandingan BPP dan BPP-PSO

Pada perbandingan akurasi antara dua metode, yaitu *Backpropagation* (garis biru) dan *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* (garis oren) berdasarkan 5 percobaan. Sumbu X menunjukkan jumlah percobaan, sedangkan sumbu Y menunjukkan nilai akurasi dari 0 hingga 1. Hasilnya, *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* selalu memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan *Backpropagation* tanpa optimasi. Pada percobaan kedua *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan

optimasi *Particle Swarm Optimization* mencapai akurasi tertinggi yaitu 0,955 sedangkan *Backpropagation* tanpa optimasi hanya mencapai 0,821. Dapat kita simpulkan bahwa metode *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* lebih akurat dari pada *Backpropagation* tanpa optimasi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *Backpropagation* dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* (PSO) memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan *Backpropagation* tanpa optimasi. Akurasi *Backpropagation* tanpa optimasi adalah sebesar 79%, Presisi sebesar 74%, *Recall* 81%, dan *F1 Skor* 76% sedangkan *Backpropagation* dengan optimasi PSO mencapai akurasi sebesar 86%, Presisi 87%, *Recall* 90%, dan *F1 skor* 88%. Dengan demikian, dapat dilihat bahwa akurasi meningkat sebesar 7% setelah dilakukan optimasi. Peningkatan ini menunjukkan bahwa penggunaan PSO sebagai metode optimasi efektif dalam meningkatkan kinerja model *Backpropagation*, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

### B. Pengujian

Pengujian model pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *Backpropagation* yang dioptimalkan dengan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan tujuan untuk mengevaluasi kinerja model dengan konfigurasi parameter awal, sehingga dapat diperoleh pengaturan yang menghasilkan akurasi terbaik dan mampu mengklasifikasi data dengan lebih efektif.

#### 1. Parameter Awal

Parameter awal terbagi menjadi dua bagian yaitu pengujian awal *Backpropagation* (1) dan pengujian awal *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* (2). Pengujian parameter awal sangat penting dalam pengembangan model *Neural Network* karena membantu menentukan konfigurasi optimal yang dapat meningkatkan kinerja model. Parameter awal *Backpropagation* terdiri dari *split data*, *k-fold*, *learning rate*, *epoch*, *hidden layer 1* dan *hidden layer 2*. Adapun hasil pengujian parameter awal *Backpropagation* disajikan pada Tabel 2.

TABEL 2  
PARAMETER AWAL PENGUJIAN  
*BACKPROPAGATION*

Parameter Awal	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
<i>Split Data</i>	90%/10 %	90%/10 %	90%/10 %	90%/10 %
<i>K-fold</i>	2	2	2	2
<i>Learning Rate</i>	0,02	0,02	0,02	0,02
<i>Epoch</i>	1000	1000	1000	1000
<i>Hidden layer 1</i>	6	6	6	6
<i>Hidden layer 2</i>	6	6	6	6
Rata-rata	0,61133	0,4843	0,6091	0,51653

Berdasarkan Tabel 2 dapat disimpulkan parameter awal yang digunakan untuk melakukan pengujian dengan nilai parameter yaitu, *split data* (90%/10%) [33] *K-fold* (2), *learning rate* (0,02), *epoch* (1000) [34], *hidden layer 1* (6) [34], *hidden layer 2* (6) [34]. Dari hasil nilai parameter maka diperoleh nilai akurasi sebesar (0,61133455), presisi (0,484307772), *recall* (0,609090909), *F1-score* (0,516535355) (Tabel 3).

Parameter awal *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* terdiri *Swarm* dan *Maxiterisai*. Adapun hasil pengujian parameter awal *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* disajikan pada Tabel III.

TABEL 3  
PARAMETER AWAL *BACKPROPAGATION* YANG  
DIKOMBINASIKAN DENGAN OPTIMASI  
*PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*

Parameter Awal	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
<i>Swarm</i>	40	40	40	40
<i>Maxiterisai</i>	170	170	170	170
Rata-rata	0,8323	0,7554	0,8273	0,7765

Berdasarkan Tabel 3 dapat disimpulkan untuk parameter awal yang digunakan untuk melakukan pengujian dengan nilai parameter yaitu, *Swarm* (40) dan *Maxiterisai* (170)[35]. Dari hasil nilai parameter maka diperoleh nilai akurasi sebesar (0,832358318), presisi (0,75542741), *recall* (0,827272727), *F1-score* (0,776483916).

### 1. Pengujian Akhir

Pengujian parameter akhir juga terbagi menjadi dua bagian yaitu pengujian akhir Backpropagation (1) dan pengujian akhir Backpropagation dengan optimasi Particle Swarm Optimization (2). Hasil akhir dari pengujian parameter yang dilakukan dengan 5 kali percobaan setiap parameter meliputi split data, learning rate, jumlah epoch, hidden layer 1, hidden layer 2, jumlah partikel (swarm) dan iterasi pada PSO. Sehingga mendapatkan nilai parameter terbaik yang disajikan pada Tabel 4.

TABEL 4  
PARAMETER PENGUJIAN AKHIR  
BACKPROPAGATION

Parameter Awal	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Split Data	70%/30 %	70%/30 %	70%/30 %	70%/30 %
K-fold	2	2	2	2
Learning Rate	0,01	0,01	0,01	0,01
Epoch	1000	1000	1000	1000
Hidden layer 1	36	36	36	36
Hidden layer 2	8	8	8	8
Rata-rata	0,7903	0,7078	0,7901	0,7343

Berdasarkan Tabel 4 dapat disimpulkan bahwa parameter yang akan digunakan dalam penelitian ini berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dengan nilai parameter yaitu, *split data* (70%/30%), *K-fold* (2), *learning rate* (0,01), *epoch* (1000), *hidden layer 1* (36), *hidden layer 2* (8), dan dari hasil nilai parameter maka diperoleh nilai akurasi sebesar (0,79031079), presisi (0,707832733), recall (0,790909091), F1-score (0,734331321) (Tabel 3.1).

Parameter awal *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* terdiri *Swarm* dan *Maxiterisai*. Adapun hasil pengujian parameter akhir *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* disajikan pada Tabel 5.

TABEL 5  
PARAMETER AKHIR PENGUJIAN  
BACKPROPAGATION YANG DIKOMBINASIKAN  
DENGAN OPTIMASI PARTICLE SWARM  
OPTIMIZATION

Parameter Awal	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Swarm	150	150	150	150
Maxiterisai	1000	1000	1000	1000
Rata-rata	0,8609	0,8114	0,8636	0,8267

Berdasarkan Tabel 5 dapat disimpulkan untuk parameter optimasi yang akan digunakan pada penelitian ini dengan nilai parameter yaitu, *Swarm* (150) dan *Maxiterisai* (1000). Dari hasil nilai parameter maka diperoleh nilai akurasi sebesar (0,86087751), presisi (0,811437), *recall* (0,863636), *F1-score* (0,826706).

## IV. KESIMPULAN

Proses klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan metode *Backpropagation* telah berhasil dilakukan, metode ini mampu mengidentifikasi penyakit berdasarkan gejala-gejala yang ada pada tanaman padi. Namun, metode *Backpropagation* memiliki kelemahan dalam hal kecepatan konvergensi dan akurasi klasifikasi. Untuk mengatasi kelemahan metode *Backpropagation*, algoritme *Particle Swarm Optimization* (PSO) diterapkan untuk mengoptimasi nilai bobot pada Jaringan Saraf Tiruan. Penggunaan PSO telah terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja *Backpropagation*, khususnya dalam meningkatkan akurasi klasifikasi. Penggunaan PSO mengoptimasi metode *Backpropagation* memberikan peningkatan yang signifikan pada akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi, akurasi klasifikasi menggunakan metode *Backpropagation* tanpa optimasi adalah sebesar 79%. Setelah dioptimasi dengan PSO, akurasinya meningkat menjadi 86%. Peningkatan akurasi ini menunjukkan bahwa PSO efektif dalam mengoptimalkan metode *Backpropagation* sehingga mampu memberikan hasil yang lebih akurat dalam klasifikasi penyakit tanaman padi.

## REFERENSI

- [1] A. R. Ruvananda and M. Taufiq, "Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi impor beras di Indonesia," Online) KINERJA: Jurnal Ekonomi dan Manajemen, vol. 19, no. 2, p. 195, 2022, doi: 10.29264/jkin.v19i2.10924.
- [2] D. Septiadi and U. Joka, "Analisis Respon dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Permintaan Beras Indonesia," AGRIMOR, vol. 4, no. 3, pp. 42–44, Jul. 2019, doi: 10.32938/ag.v4i3.843.
- [3] G. Rusmayadi, "Rusmayadi, G. (2021). Agroklimatologi Di Era Perubahan Iklim Global. IRDH.," 2021.
- [4] Daulay, "PERBANDINGAN TINGKAT PRODUKTIVITAS PADI SAWAH DAN PADI LADANG DI KABUPATEN SERDANG BEDAGAI PROVINSI SUMATERA UTARA," 2021.
- [5] B. Gunawan, A. Arsi, and I. Anisyatulusna, "Inventarisasi Arthropoda dan Tingkat Serangan Hama pada Teknik Budidaya Padi (*Oryza sativa* L.) di Desa Bumi Agung Kecamatan Lempuing Inventory of Arthropoda and Pest Attack Rate on Rice (*Oryza Sativa* L.) Cultivation Techniques in Bumi Agung Village Lempuing Sub-District."
- [6] Fitriani and Bahri, "Prediksi PREDIKSI TINGKAT OBESITAS MENGGUNAKAN NEURAL NETWORK: PENDEKATAN KLASIFIKASI BINER," *PARAMETER: Jurnal Matematika, Statistika dan Terapannya*, vol. 3, no. 01, pp. 85–92, Apr. 2024, doi: 10.30598/parameterv3i01pp85-92.
- [7] A. W. Putri, "Tahun 2021 IMPLEMENTASI ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) BACKPROPAGATION UNTUK KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN TOMAT".
- [8] D. Andini, "Bulletin of Artificial Intelligence Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Klasifikasi Penyakit Demam Menggunakan Algoritma Backpropagation," vol. 2, no. 1, Apr. 2023, [Online]. Available: <https://journal.grahamitra.id/index.php/buai>
- [9] W. Satria, "JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK PERAMALAN PENJUALAN PRODUK (STUDI KASUS DI METRO ELECTRONIC DAN FURNITURE)," 2020.
- [10] Nahari and Putro, *Dasar Komputasi Cerdas*. 2021.
- [11] Jamaludin, C. , S. A. , Rozikin, and Y. Irawan, "Klasifikasi Jenis Buah Mangga dengan Metode Backpropagation."
- [12] M. Dasuki, "Optimasi Nilai Bobot Algoritma Backpropagation Neural Network Dengan Algoritma Genetika," 2021.
- [13] S. M. Damanik, A. Perdana, W. Saputra, R. Dewi, and S. R. Andani, *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI) Optimasi Data Menggunakan Teknik Backpropagation dalam Meningkatkan Hasil Nilai Akurasi*. [Online]. Available: <http://prosiding.seminar-id.com/index.php/sensasi/issue/archive> Page|657
- [14] A. Abdollahipour, H. Ahmadi, and B. Aminnejad, "Evaluating the hydrological utility of satellite-based rainfall products using neural network models over the ghare ghieh river basin, Iran," *Journal of Water and Climate Change*, vol. 12, no. 7, pp. 3018–3044, Nov. 2021, doi: 10.2166/wcc.2020.050.
- [15] Kurniati and Wardana, "Penerapan Algoritma Particle Swarm Optimization pada," 2020. [Online]. Available: <http://journal.jis-institute.org/index.php/jpsii/index>
- [16] Setianingsih, Maria Ulfa Chasanah, Yogiek Indra Kurniawan, and Lasmedi Afuan, "Implementation of Particle Swarm Optimization in K-Nearest Neighbor Algorithm As Optimization Hepatitis C Classification.," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)* , 2023.



- [17] Bin Zhu, Yu Feng, Daozhi Gong, Shouzheng Jiang, Lu Zhao, and Ningbo Cui, *Hybrid particle swarm optimization with extreme learning machine for daily reference evapotranspiration prediction from limited climatic data.*, vol. Volume 173. 2020.
- [18] A. Purwinarko and F. Amalia Langgundi, "Crude oil price prediction using Artificial Neural Network-Backpropagation (ANN-BP) and Particle Swarm Optimization (PSO) methods," *Journal of Soft Computing Exploration*, vol. 4, no. 2, pp. 99–106, Jun. 2023, doi: 10.52465/joscex.v4i2.159.
- [19] H. Ramli *et al.*, "ADAPTASI KEINDAHAN REKA BENTUK MOTIF TRADISIONAL MENERUSI SENI TEKAT BENANG EMAS Adaptation The Beauty of Traditional Motif Designs Continuing The Art of Gold Thread Tickets," *Jilid*, vol. 16, no. 1, 2021, doi: 10.37134/peradaban.vol16.1.4.2021.
- [20] A. Wenda, "IDENTIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI BERDASARKAN TEKNIK PENGOLAHAN CITRA MENGGUNAKAN RULE BASED EXPERT SYSTEM," 2021.
- [21] J. Veronika and Andri, "Penerapan Metode Algoritma Neural Network Untuk Memprediksi Penjualan Bahan Bakar Minyak," 2022. [Online]. Available: <https://journal-computing.org/index.php/journal-ita/index>
- [22] J. T. Santoso, S. Kom, M. Kom, K. Buatan, and J. Syaraf Buatan, "Kecerdasan Buatan & Jaringan Syaraf Buatan," 2021.
- [23] R. N. Irawan, K. M. Hindrayani, and M. Idhom, "Penerapan Cross Validation sebagai Analisis Sentimen Pelayanan Publik Kereta Api Lokal Daop 8 Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 8, no. 2, pp. 954–963, Apr. 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i2.4117.
- [24] F. Rahmadani and A. M. Pardede, "JARINGAN SYARAF TIRUAN PREDIKSI JUMLAH PENGIRIMAN BARANG MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION ( STUDI KASUS: KANTOR POS BINJAI )," *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, vol. 5, no. 1, 2021.
- [25] A. P. Windarto *et al.*, "Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Prediksi dan Implementasi.," vol. Vol. 53, no. Issue 9, 2019.
- [26] Irnanda, A. P. Windarto, and I. S. Damanik, "Optimasi Particle Swarm Optimization Pada Peningkatan Prediksi dengan Metode Backpropagation Menggunakan Software RapidMiner," *Jurnal Riset Komputer*, vol. 9(1), no. 122.
- [27] B. P. Silalahi, K. Fatihin, P. T. Supriyo, and S. Guritman, "Algoritme Sweep dan Particle Swarm Optimization dalam Optimisasi Rute Kendaraan dengan Kapasitas," *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 16, no. 1, p. 29, Apr. 2020, doi: 10.24198/jmi.v16.n1.27474.29-40.
- [28] Sinaga, S. Ramen, and S. Mulyani, "Prediksi Keberhasilan Penanganan Stunting Menggunakan Seleksi Fitur PSO Dengan SaaS Cloud Computing," *Februari*, vol. Volume 23; Nomor 1;, pp. 87–96, Feb. 2024, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis/index>
- [29] A. S. Rahmadhani, A. A. Supianto, and C. Dewi, "Penerapan Particle Swarm Optimization Pada Algoritme K-Means Untuk Pengelompokan Proses Berpikir Siswa Dalam Belajar," 2020. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [30] K. Guleria, S. Sharma, S. Kumar, and S. Tiwari, "Early prediction of hypothyroidism and multiclass classification using predictive machine learning and deep learning," *Measurement: Sensors*, vol. 24, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.measen.2022.100482.
- [31] T. Hardoyo and E. H. Parmadi, "Klasifikasi Usaha Mikro Kecil

- Menengah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” 2022.
- [32] Erdiansyah U., Irwansyah Lubis, and K. Erwansyah, “Komparasi Metode K-Nearest Neighbor dan Random Forest Dalam Prediksi Akurasi Klasifikasi Pengobatan Penyakit Kutil,” *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 6(1), no. 208, Jan. 2022.
- [33] M. Ikhsan, A. Armansyah, and A. A. Tamba, “Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada Klasifikasi Grade Teh Hitam.,” *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, vol. 4(2), no. 387, 2022.
- [34] Hakiky, Ariyanti, and Hikmah, “Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Backpropagation,” vol. Vol. 6, No. 2, Apr. 2020.
- [35] D. Kurnia, M. I. Mazdadi, D. Kartini, R. A. Nugroho, F. Abadi, and P. Korespondensi, “SELEKSI FITUR DENGAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION PADA KLASIFIKASI PENYAKIT PARKINSON MENGGUNAKAN XGBOOST,” vol. 10, no. 5, pp. 1083–1094, doi: 10.25126/jtiik.2023107252.