

Estimasi Pemberantasan Hama di Kebun Bah Jambi Menggunakan Algoritma *Backpropagation*

Agung Bimantoro, Sumarno, Heru Satria Tambunan

Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹agungbimantoro927@gmail.com, ²sumarno@amiktunasbangsa.ac.id, ³heru@amiktunasbangsa.ac.id

Submitted: 15/02/2021; Accepted: 26/02/2021; Published: 27/02/2021

Abstrak—Kelapa sawit yang merupakan tanaman penghasil minyak sawit terbesar sangat berperan penting bagi kesejahteraan masyarakat di Indonesia karena banyak menciptakan lapangan kerja. Tanaman kelapa sawit tidak terlepas dari serangan hama. Banyaknya serangan hama pada tanaman kelapa sawit bisa menyebabkan penurunan produksi buah bahkan dapat menyebabkan tanaman mati. Pada penelitian ini, penulis melakukan estimasi terhadap jumlah serangan hama yang ada di perkebunan kelapa sawit Unit Kebun Bah Jambi Sumatera Utara dengan menggunakan algoritma *backpropagation*. Data yang digunakan penelitian ini diperoleh langsung dari pihak perkebunan Unit Kebun Bah Jambi. Pada penelitian ini penulis menggunakan 5 pola arsitektur ; 2-10-1, 2-12-1, 2-14-1, 2-16-1, 2-16-1. Dari kelima pola arsitektur yang digunakan, diperoleh satu arsitektur terbaik dengan tingkat akurasi 75%, epoch 187 iterasi dalam waktu 4 detik yaitu pola arsitektur 2-10-1.

Kata Kunci: Estimasi; Algoritma *backpropagation*; Kelapa Sawit; Hama

Abstract—Oil palm, which is the largest palm oil producer, plays an important role in the welfare of the people in Indonesia because it creates many jobs. Oil palm plants cannot be separated from pests. The number of pest attacks on oil palm plants can cause a decrease in fruit production and can even cause the plant to die. In this study, the authors estimated the number of pest attacks in the oil palm plantation Unit Bah Jambi, North Sumatra using the backpropagation algorithm. The data used in this study were obtained directly from the Plantation Unit Bah Jambi plantation. In this study the authors used 5 architectural patterns; 2-10-1, 2-12-1, 2-14-1, 2-16-1, 2-16-1. Of the five architectural patterns used, the best architecture is obtained with an accuracy rate of 75%, 187 epoch iterations in 4 seconds, namely the 2-10-1 architectural pattern.

Keywords: Estimation; Backpropagation Algorithm; Oil Palm; Pests

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq*) merupakan tanaman yang termasuk golongan jenis palma yang merupakan penghasil minyak dan sebagai bahan baku industri makanan maupun kosmetik. Kelapa sawit sebagai tanaman penghasil minyak sawit dan juga sebagai salah satu tanaman perkebunan yang sangat menguntungkan sebagai sumber devisa non migas bagi Indonesia. Kelapa sawit merupakan salah satu tanaman perkebunan yang menduduki posisi penting di Indonesia. Hal ini dikarenakan kelapa sawit mampu menciptakan kesempatan kerja yang mengarah pada kesejahteraan masyarakat. Saat ini perkebunan kelapa sawit di Indonesia sudah semakin berkembang dan menjadikan Indonesia sebagai penghasil utama minyak sawit yang memproduksi lebih dari 44% minyak sawit dunia. Disamping banyaknya keuntungan yang dihasilkan dari kelapa sawit terdapat juga kerugian yang disebabkan oleh berbagai faktor salah satunya serangan hama.

Hama merupakan organisme pengganggu yang menjadi faktor penting yang harus diperhatikan dalam perkebunan kelapa sawit. Perbedaan hama dari penyakit adalah kerusakan yang ditimbulkan. Hama menimbulkan kerusakan fisik seperti gesekan, tusukan dan lain-lain. Kerusakan yang ditimbulkan hama cukup besar, baik penurunan produksi maupun kematian tanaman [1]. Hama dapat menyerang tanaman mulai dari pembibitan, tanaman belum menghasilkan, hingga tanaman menghasilkan, dimana daya rusak masing-masing hama berbeda satu sama lain. Jenis kerusakan hama dapat berakibat langsung pada komoditas, seperti serangan pada buah, daun, batang dan akar. Sumatera Utara yang merupakan salah satu daerah yang ada di Indonesia yang memiliki banyak perkebunan kelapa sawit salah satunya pada Unit Kebun Bah Jambi. Perkebunan unit bah jambi ini juga tidak luput dari serangan hama. Pemeliharaan tanaman yang perlu diperhatikan dalam kegiatan budidaya kelapa sawit adalah pengendalian hama. Pengendalian hama yang baik dapat meningkatkan produksi dan produktivitas tanaman kelapa sawit pada unit kebun bah jambi. Salah satu cara pengendalian hama pada perkebunan kelapa sawit di unit kebun bah jambi adalah dengan cara memprediksi jumlah pemberantasan hama pada Unit Kebun Bah Jambi untuk tahun kedepan. Hasil yang diperoleh nantinya dapat dijadikan pertimbangan oleh pihak perkebunan kelapa sawit Unit Kebun Bah Jambi jika serangan hama terus meningkat.

Salah satu teknik yang baik digunakan adalah jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan metode *backpropagation*. Proses pembelajaran jaringan syaraf tiruan adalah dengan meniru sistem kerja otak pada manusia. Penulisan ini bertujuan untuk mengetahui jumlah pemberantasan hama di Unit Kebun Bah Jambi, menerapkan metode *backpropagation* untuk mengestimasi jumlah pemberantasan hama selama beberapa tahun ke depan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kelapa Sawit

Tanaman kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq*) merupakan tumbuhan tropis yang termasuk tanaman tahunan golongan palma. Tanaman kelapa sawit berasal dari Negara Afrika Barat. Di Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Papua Nugini tanaman kelapa sawit juga dapat tumbuh subur. Hasil dari tanaman kelapa sawit berupa minyak masak, minyak industri, maupun bahan bakar. Minyak yang dihasilkan kelapa sawit merupakan minyak terefisien dibandingkan minyak yang dihasilkan tanaman nabati lainnya sebagai biodiesel.

2.2 Hama

Hama merupakan semua jenis hewan atau serangga yang bersifat merusak tanaman. Kerusakan yang ditimbulkan hama cukup besar, baik penurunan produksi maupun kematian tanaman. Hama dapat menyerang tanaman mulai dari pembibitan, tanaman belum menghasilkan, hingga tanaman menghasilkan, dimana daya rusak masing-masing hama berbeda satu sama lain[1].

2.3 Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu metode yang sering digunakan dalam menyelesaikan masalah-masalah yang rumit. Hal ini dimungkinkan karena jaringan dengan metode ini dilatih dengan menggunakan metode belajar terbimbing[2]. *Backpropagation* bekerja melalui proses secara iteratif dengan menggunakan sekumpulan contoh data (data *training*), membandingkan nilai produksi dari jaringan dengan setiap contoh data. Dalam setiap proses, bobot relasi dalam jaringan dimodifikasi untuk meminimalkan nilai *Mean Square Error* (MSE) antara nilai prediksi dari jaringan dengan nilai sesungguhnya. Modifikasi relasi jaringan syaraf tersebut dilakukan dalam arah mundur, dari *output layer* hingga *layer* pertama dari *hidden layer* sehingga metode ini disebut *backpropagation*[3]–[5].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode ini berisi penjelasan tentang metode pengumpulan data yang digunakan. Untuk menyelesaikan masalah pada penelitian ini adalah penulis melakukan observasi ke unit kebun bah jambi dengan tujuan mendapatkan permasalahan yang jelas serta validasi bahwa data jumlah pemberantasan hama.

3.1 Analisis Data

Pada penerapan algoritma *backpropagation* estimasi jumlah pemberantasan hama di kebun bah jambi, diperlukan data sebagai berikut :

a) Data Input

Pada penelitian ini data yang digunakan diperoleh dari Unit Kebun Bah Jambi. Data yang digunakan tahun 2015-2019. Data jumlah pemberantasan hama dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Data Jumlah Pemberantasan Hama Di Kebun Bah Jambi

Jenis Hama	2015	2016	2017	2018	2019
Ulat Api	861 ekor	1486 ekor	2093 ekor	989 ekor	1292 ekor
Ulat Kantong	93 ekor	490 ekor	283 ekor	602 ekor	581 ekor
Kumbang Tanduk	867 ekor	1300 ekor	1100 ekor	1197 ekor	978 ekor
Tungau Merah	3875 ekor	3645 ekor	3498 ekor	3576 ekor	3652 ekor

b) Normalisasi Data

Sebelum dilakukan normalisasi, data akan dibagi menjadi 2 yaitu data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*). Data yang sudah dibagi menjadi data pelatihan dapat dilihat pada tabel 2. berikut.

Tabel 2. Data *Training* Sebelum Dinormalisasi

Jenis Hama	Jumlah		
	2015	2016	Target
Ulat Api	861	1486	2093
Ulat Kantong	93	490	283
Kumbang Tanduk	867	1300	1100
Tungau Merah	3875	3645	3498

c) Data pelatihan (*training*) yang sudah dinormalisasi dengan persamaan yang sudah ditentukan dapat dilihat pada tabel 3. berikut.

Tabel 3. Normalisasi Data *Training*

Jenis Hama	Jumlah		
	2015	2016	Target
Ulat Api	0,26245	0,39466	0,52306

Jenis Hama	Jumlah		
	2015	2016	Target
Ulat Kantong	0,10000	0,18398	0,14019
Kumbang Tanduk	0,26372	0,35531	0,31301
Tungau Merah	0,90000	0,85135	0,82025

d) Data yang sudah dibagi menjadi data pengujian (*testing*) dapat dilihat pada tabel 4. berikut.

Tabel 4. Data *Testing* Sebelum Dinormalisasi

Jenis Hama	Jumlah		
	2017	2018	2019
Ulat Api	2093	989	1292
Ulat Kantong	283	602	581
Kumbang Tanduk	1100	1197	978
Tungau Merah	3498	3576	3652

e) Data pengujian (*testing*) yang sudah dinormalisasi dapat dilihat pada tabel 5. berikut.

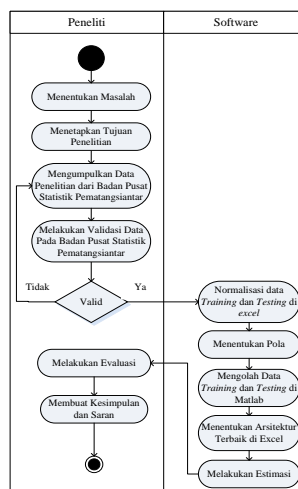
Tabel 5. Normalisasi Data *Testing*

Jenis Hama	Jumlah		
	2017	2018	Target
Ulat Api	0,52980	0,26765	0,33960
Ulat Kantong	0,10000	0,17575	0,17076
Kumbang Tanduk	0,29400	0,31704	0,26503
Tungau Merah	0,86343	0,88195	0,90000

Berdasarkan tabel-tabel diatas dapat disimpulkan bahwa penulis menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* karena *range* nilai normalisasi berada diantara 0;1. Data pelatihan dan data pengujian yang sudah dinormalisasi akan diolah dengan menggunakan *Software Matlab R2011b* untuk mendapatkan hasil akurasi estimasi jumlah pemberantasan hama.

3.2 Diagram Aktifitas Penelitian

Diagram aktifitas berisi tentang bagaimana alur atau tahapan-tahapan pada penelitian yang sedang dilakukan dan keterkaitan antara peneliti dengan *software* yang digunakan. Pada penelitian ini penulis menggunakan *software matlab R2011b* untuk melatih data. Berikut ini merupakan gambar alur kerja penelitian ini :



Gambar 1. Diagram Aktifitas Kerja Penelitian

Berdasarkan gambar 1. diatas, dapat dilihat bahwa penulis memulai penelitian ini dengan menentukan masalah yang akan diteliti dan tujuan penelitian ini dibuat. Setelah masalah ditentukan, maka penulis mengambil data dari Badan Pusat Statistik Pematangsiantar dan melakukan validasi data. Apabila data sudah valid maka data akan diproses dengan melakukan normalisasi data *training* dan data *testing* pada *software Microsoft Excel*. Setelah itu menentukan pola, dengan pola yang sudah diperoleh. Data *training* dan data *testing* yang sudah ada akan diolah di *software Matlab R2011b* . Setelah diperoleh hasil akurasi maka, lalu akan dilakukan proses estimasi dan evaluasi hasil.

3.3 Pemilihan Arsitektur Terbaik

Data *input* yang sudah dinormalisasi akan diolah dengan menggunakan *software Matlab R2011b* dengan menyisipkan lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Pada penelitian ini terdapat lima model arsitektur yaitu 2-10-1, 2-12-1, 2-14-1, 2-16-1, 2-18-1, dari ke Lima model tersebut dapat diperoleh satu model arsitektur terbaik dibandingkan dengan model arsitektur lainnya yaitu arsitektur 2-10-1. Model arsitektur dapat di lihat pada tabel 6. dibawah ini

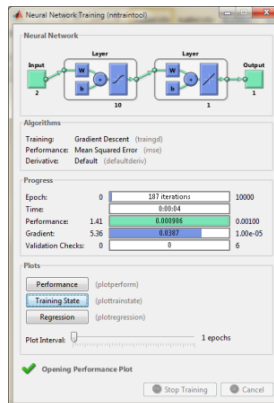
Tabel 6. Arsitektur Backpropagation

No.	Arsitektur	Algoritma Backpropagation				
		Training			Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
1	2-10-1	187	00:04	0,000984913	0,264068924	75%
3	2-12-1	2654	00:21	0,000998987	0,256329370	75%
4	2-14-1	3485	00:31	0,000998484	0,255618570	75%
5	2-16-1	207	00:03	0,000998423	0,252622011	75%
5	2-18-1	688	00:06	0,000998659	0,255407510	75%

Berdasarkan tabel diatas dapat disimpulkan bahwa dalam melakukan proses estimasi jumlah pemberantasan hama di kebun bah jambi dengan algoritma *Backpropagation* menggunakan lima arsitektur.

3.4 Model Jaringan

Model jaringan terbaik dari pelatihan data yang akan digunakan disajikan pada gambar berikut.



Gambar 2. Data dengan Arsitektur Terbaik 2-10-1

Dari gambar disajikan diatas merupakan model arsitektur 2-10-1 mempunyai 2 *neuron input layer*, 10 *neuron hidden*, 1 *output* dijelaskan bahwa *epoch* yang terjadi sebesar 187 dengan lama waktu yang diperlukan 4 detik.

3.5 Hasil

Pada penelitian ini untuk mendapatkan hasil dilakukan 2 tahap, yaitu tahap pelatihan dan pengujian data. Masing-masing tahap diberi 4 data hama yang ada di unit kebun Bah Jambi.

a) Pelatihan dan pengujian data dengan matlab

Dalam melakukan pelatihan dan pengujian hasil dari pengolahan data untuk memprediksi jumlah data pemberantasan hama di unit kebun Bah Jambi, maka pengolahan data tersebut juga akan diujikan ke dalam sistem komputerisasi. Dalam melakukan pengujian data, penulis menggunakan *software Matlab R2011*. Langkah pertama yang harus dilakukan dalam menerapkan algoritma *Backpropagation* adalah membagi data yang akan diuji menjadi dua bagian, dimana bagian pertama adalah untuk data pelatihan dan bagian kedua adalah untuk data pengujian. Data pelatihan jumlah data pemberantasan hama di unit kebun Bah Jambi dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 7. Data Pelatihan Jumlah Pemberantasan Hama

Jenis Hama	Jumlah		
	2015	2016	Target
Ulat Api	861	1486	2093
Ulat Kantong	93	490	283
Kumbang Tanduk	867	1300	1100
Tungau Merah	3875	3645	3498

Data Pelatihan jumlah produksi ubi jalar dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 8. Data Pengujian Jumlah Pemberantasan Hama

Jenis Hama	Jumlah		
	2017	2018	2019
Ulat Api	2093	989	1292
Ulat Kantong	283	602	581
Kumbang Tanduk	1100	1197	978
Tungau Merah	3498	3576	3652

Sebelum data diuji dalam proses pelatihan, maka langkah-langkah yang perlu dilakukan adalah sebagai berikut :

- 1) Melakukan normalisasi terhadap data input yang sudah dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian dengan menggunakan persamaan yang ada.
- 2) Setelah dilakukan normalisasi, maka akan dilakukan pelatihan menggunakan *software Matlab R2011b*. Adapun parameter-parameter yang diperlukan dalam proses pelatihan adalah sebagai berikut:
 - a. `>>net=newff(minmax(P),[P,T],{'tansig','purelin'},'traingd');`
Parameter ini digunakan untuk 1 *layer* input terdiri dari 2 *node*, 1 *hidden layer* yaitu nilai lapisan tersembunyi yang ditentukan, dan 1 *layer input* terdiri dari 1 *node*.
 - b. `>>net=IW{1,1};`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan nilai bobot awal dari *layer input* ke *hidden layer*.
 - c. `>>net.LW{2,1};`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan nilai bobot awal dari *hidden layer* ke *output layer*.
 - d. `>>netb{2};`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan nilai bias awal dari *hidden layer* ke *output layer*.
 - e. `>>net.trainParam.epochs=10000;`
Parameter ini digunakan untuk menentukan jumlah *epoch* maksimum pelatihan.
 - f. `>>net.trainParam.goal=0,001;`
Parameter ini digunakan untuk menentukan batas nilai *MSE* agar iterasi dihentikan. Iterasi akan berhenti jika *MSE* < batas yang ditentukan dalam *net.trainParam.goal* atau jumlah *epoch* yang telah ditentukan dalam *net.trainParam.epochs*.
 - g. `>>net.trainParam.Lr=0.01;`
Parameter ini digunakan untuk menentukan laju pembelajaran ($\alpha = \text{learning rate}$). *Default* = 0,01, semakin besar nilai α , maka semakin cepat pula proses pelatihan. Akan tetapi jika nilai α terlalu besar, maka *algoritma* menjadi tidak stabil mencapai titik *minimum* lokal.
 - h. `<<net.trainParam.show=1000;`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan frekuensi perubahan *MSE* (*default* : setiap 25 *epoch*).
 - i. `>>[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,A,[],[],B)`
Parameter ini digunakan untuk melihat keluar yang dihasilkan oleh suatu jaringan.
Parameter-parameter yang digunakan pada data input pelatihan dan pengujian sama, hanya saja parameter yang digunakan untuk menghasilkan keluaran jaringan pada data input pengujian yaitu sebagai berikut.
`>>[a,Pf,af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT).`
3. Setelah hasil keluaran target yang diperoleh, langkah selanjutnya yaitu sebagai berikut :
 - a) Menentukan nilai target *error*. "Nilai target *error* menjadi nilai ukur untuk pemberhentian, proses pelatihan akan berhenti jika telah memenuhi target *error* yaitu 0,05" (Tanjung, 2014: 32). Nilai target *error* dapat diperoleh menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Nilai Target Error} = \sum_p \sum_j (T_{jp} - X_{jp}) \quad (1)$$

Keterangan : T_{jp} = nilai keluaran jaringan syaraf

X_{jp} = nilai target dari setiap hasil keluaran

b) Data dengan model arsitektur 2-10-1

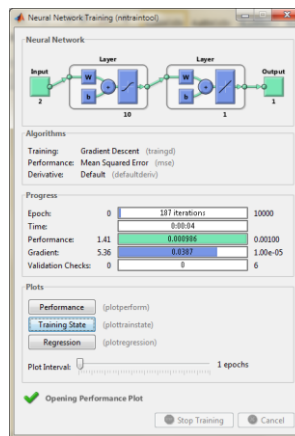
Data input yang sudah melalui proses pelatihan dan pengujian menggunakan *software Matlab R2011b* dengan menyisipkan lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Model arsitektur yang digunakan pada penelitian ini dengan data masukan (*input layer*) 2, lapisan tersembunyi (*hidden layer*) 5, dan menghasilkan 1 lapisan keluaran (*output layer*) yaitu, 2-10-1, 2-12-1, 2-14-1, 2-16-1, 2-18-1. Dari kelima model yang digunakan penulis dalam proses pelatihan menerapkan *algoritma backpropagation* dengan menggunakan *software matlab R2011b*, sampel data dari Unit Kebun Bah Jambi Sumatera Utara. Pada penelitian ini, penulis menyimpulkan bahwa model arsitektur

terbaik adalah model arsitektur 2-10-1 dengan proses perulangan (*epoch*) pada saat pelatihan dengan epoch 187 iterasi, pencapaian MSE pada saat pengujian adalah 0,264068924. Model arsitektur ini yang akan digunakan untuk melakukan proses prediksi jumlah serangan hama di Unit Kebun Bah Jambi untuk 5 tahun kedepan. Adapun data perbandingan dari masing-masing model dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 9. Model Arsitektur Backpropagation

No.	Arsitektur	Algoritma Backpropagation				
		Training			Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
1	2-10-1	187	00:04	0,000984913	0,264068924	75%
3	2-12-1	2654	00:21	0,000998987	0,256329370	75%
4	2-14-1	3485	00:31	0,000998484	0,255618570	75%
5	2-16-1	207	00:03	0,000998423	0,252622011	75%
5	2-18-1	688	00:06	0,000998659	0,255407510	75%

Pada tabel diatas dapat disimpulkan bahwa model arsitektur 2-10-1 merupakan model arsitektur terbaik dengan epoch 187 iterasi, waktu 4 detik, MSE 0,264068924, dengan tingkat akurasi 75%. Model arsitektur ini akan diterapkan dalam memprediksi jumlah serangan hama di Unit Kebun Bah Jambi. Grafik data input pelatihan jaringan model 2-10-1 dapat dilihat gambar berikut.



Gambar 3. Neural Network Training Model 2-10-1

Pada gambar diatas dapat dijelaskan bahwa epoch yang dihasilkan pada input pelatihan model 2-10-1 sebesar 187 dalam 4 detik.

c) Arsitektur terbaik dengan 2-10-1

Pada proses pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan, diperoleh hasil sebagai berikut :

1) Target

Target diperoleh melalui target data pada normalisasi pengelompokkan data pelatihan dan pengujian.

Target data untuk data pelatihan dapat dilihat dalam data *record* target pada tabel berikut :

Tabel 10. Normalisasi Data *Training*

Jenis Hama	Jumlah		
	2015	2016	Target
Ulat Api	0,26245	0,39466	0,52306
Ulat Kantong	0,10000	0,18398	0,14019
Kumbang Tanduk	0,26372	0,35531	0,31301
Tungau Merah	0,90000	0,85135	0,82025

Target data untuk data pengujian dapat dilihat dalam data *record* target pada tabel 11. Berikut:

Tabel 11. Normalisasi Data *Testing*

Jenis Hama	Jumlah		
	2017	2018	Target
Ulat Api	0,52980	0,26765	0,33960
Ulat Kantong	0,10000	0,17575	0,17076
Kumbang Tanduk	0,29400	0,31704	0,26503
Tungau Merah	0,86343	0,88195	0,90000

- 2) *Output*
Nilai *output* diperoleh melalui proses pelatihan dan pengujian pada *software Matlab R2011b* dengan parameter-parameter yang sudah ditentukan.
- 3) *Error*
Nilai *error* diperoleh melalui hasil dari pengurangan nilai keluaran (*output*) jaringan syaraf dengan nilai target.
- 4) *SSE (Sum Square Error)*
Nilai *SSE* diperoleh melalui hasil kuadrat *error* yang sudah diperoleh.
- 5) *MSE (Mean Square Error)*
Nilai *MSE* diperoleh melalui perbandingan nilai *SSE* dengan jumlah keseluruhan pola.
- 6) Nilai Hasil
Nilai hasil merupakan nilai benar (1) dan salah (0) suatu pola dimana hal ini merupakan tolak ukur bahwa nilai *error* yang dihasilkan sesuai dengan nilai *error* yang ditentukan dengan jumlah keseluruhan pola.
- 7) Persentase Akurasi
Persentase akurasi diperoleh melalui perbandingan nilai hasil dengan jumlah keseluruhan pola.

Hasil yang diperoleh melalui proses pelatihan dan pengujian disusun menjadi suatu data matriks untuk menghasilkan suatu model arsitektur terbaik 2-10-1. Model arsitektur 2-10-1 dapat dilihat pada Gambar 4 berikut:

Arsitektur Terbaik 2-10-1														
Data Training							Data Testing							
NO	Pola	Target	Output	Error	SSE	Hasil	Pola	Target	Output	Error	SSE	Hasil		
1	Pola 1	0,52306	0,47720	0,04586	0,00210283	1	Pola 1	0,33960	0,04590	0,29370	0,08625753	1		
2	Pola 2	0,14019	0,17160	-0,03141	0,00098656	1	Pola 2	0,17076	-0,03140	0,20216	0,04086981	1		
3	Pola 3	0,31301	0,33370	-0,02069	0,00042812	1	Pola 3	0,26503	-0,02070	0,28573	0,08164400	1		
4	Pola 4	0,82025	0,84080	-0,02055	0,00042214	1	Pola 4	0,90000	-0,02060	0,92060	0,84750436	0		
					Jumlah	0,00393965						Jumlah	1,05627570	
					MSE	0,00098491	100						MSE	0,26406892
												75		

Gambar 4. Arsitektur dengan 2-10-1

Pada gambar 4. diatas dapat dilihat bahwa model arsitektur 2-10-1 menghasilkan tingkat akurasi 75%, MSE 0,26406892.

3.6 Pembahasan

Pada penelitian ini, tahap terakhir yang akan dilakukan adalah proses prediksi jumlah pemberantasan hama di kebun bah jambi. Tahapan ini dilakukan dengan melakukan pengujian dengan menerapkan model arsitektur 2-10-1 menggunakan *software Matlab R2011b*, model ini digunakan untuk mengetahui seberapa akuratnya model arsitektur 2-10-1 dalam memperoleh suatu hasil yang diinginkan.

a. Prediksi jumlah pemberantasan hama

Dalam melakukan proses prediksi terhadap jumlah produksi ubi jalar maka akan dilakukan pengolahan data dengan melakukan pengujian data secara komputerisasi. Proses yang dilakukan sama dengan melakukan pelatihan terhadap data awal, namun dalam proses prediksi pengujian data yang dilakukan pada *software Matlab R2001b* menggunakan model arsitektur 2-10-1 untuk mengetahui seberapa besar keakuratan suatu model arsitektur terbaik yang diperoleh. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan proses prediksi, yaitu sebagai berikut:

- 1) Melakukan perhitungan secara komputerisasi terhadap data input (data awal) dengan variabel yang berbeda dengan pelatihan sebelumnya.
- 2) Melihat hasil keluaran target dengan menggunakan *software Matlab R2011b* dengan menentukan parameter-parameter yang sudah ditentukan. Adapun parameter-parameter yang digunakan dalam proses pengujian model arsitektur terbaik untuk proses prediksi adalah sebagai berikut :
 - a) `>>net=newff(minimum(P),[PP,TT],{'tansig','purelin'},'traingd');`
Parameter ini digunakan untuk 1 *layer input* terdiri dari 2 node, 1 *hidden layer* yaitu nilai lapisan tersembunyi yang ditentukan sebagai model arsitektur terbaik, dan 1 *layer input* terdiri dari 1 node.
 - b) `>>net=IW{1,1,};`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan nilai bobot awal dari *layer input ke hidden layer*.
 - c) `>>net.LW{2,1};`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan nilai bobot awal dari *hidden layer ke output layer*.
 - d) `>>net.b{2};`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan nilai bias awal dari *hidden layer ke output layer*.

- e) `>>net.trainParam.epochs=10000;`
Parameter ini digunakan untuk menentukan jumlah *epoch* maksimum pelatihan.
 - f) `>>net.trainParam.goal=0.001;`
Parameter ini digunakan untuk menentukan batas nilai MSE agar iterasi dihentikan. Iterasi akan berhenti jika MSE < batas yang ditentukan dalam *net.trainParam.goal* atau jumlah epoch yang telah ditentukan dalam *net.trainParam.epochs*.
 - g) `>>net.trainParam.Lr=0.01;`
Parameter ini digunakan untuk menentukan laju pembelajaran ($\alpha = \text{learning rate}$). *Default* = 0.01, semakin besar nilai α , maka semakin cepat pula proses pelatihan. Akan tetapi jika nilai α algoritma menjadi tidak stabil mencapai titik *minimum* lokal.
 - h) `<<net.trainParam.show=1000;`
Parameter ini digunakan untuk menampilkan frekuensi perubahan MSE (*default* : setiap 25 *epoch*).
 - i) `>>[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)`
Parameter ini digunakan untuk melihat keluaran yang dihasilkan oleh suatu jaringan.
- 3) Setelah hasil keluaran target diperoleh, langkah selanjutnya yaitu mencari hasil target prediksi sebagai hasil jumlah angkutan umum dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$\text{Target Prediksi} = \frac{(X_n - 0,1) \times (b - a)}{0,8 + a} \tag{2}$$

Keterangan : 0,8 = nilai konstan (ketetapan)

X_n = nilai yang didapatkan (hasil keluaran)

a = data minimum

b = data maksimum

- 4) Setelah hasil prediksi diperoleh, susun hasil prediksi tersebut menjadi data baru seperti data awal sebelumnya.
- 5) Lalu melakukan normalisasi lagi untuk melakukan proses prediksi selanjutnya sesuai aturan yang sudah ditentukan.

b. Pengujian data menggunakan matlab R2011b model 2-10-1 (2020)

Dalam melakukan pengujian data untuk memperoleh hasil prediksi yang diinginkan menggunakan model arsitektur 2-10-1 terbaik yang diperoleh melalui langkah yang sudah dilakukan penulis menggunakan *software Matlab R2011b*. Adapun hasil prediksi terhadap jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2020 dapat dilihat pada tabel 12. berikut.

Tabel 12. Hasil Prediksi 2020

2020				
No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	1292	0,33960	0,2934	1515
2	581	0,17076	0,1995	1155
3	978	0,26503	0,2810	1468
4	3652	0,90000	0,9268	3947

Pada tabel diatas dapat dijelaskan bahwa data real merupakan data awal yang diperoleh dari data awal jumlah pemberantasan hama tahun 2019, target merupakan hasil normalisasi data awal 2019, target prediksi merupakan hasil keluaran jaringan yang diperoleh menggunakan *software Matlab R2011b*, sedangkan target merupakan hasil prediksi yang diperoleh melalui persamaan yang sudah ditentukan. Hasil prediksi yang akan digunakan sebagai acuan jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2020 dengan tingkat akurasi 75%.

c. Pengujian data menggunakan matlab R2011b model 2-10-1 (2021)

Dalam hal untuk melakukan hasil prediksi selanjutnya, maka data tahun 2020 akan digunakan sebagai target untuk melakukan pengujian menggunakan *Matlab*. Sebelum dilakukan pengujian selanjutnya, data jumlah pemberantasan hama tahun 2015-2020 akan dinormalisasi lagi, langkah ini terus berlanjut sampai hasil yang diinginkan diperoleh dalam rentan waktu yang sudah ditentukan. Adapun hasil prediksi terhadap jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2021 dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 13. Hasil Prediksi 2021

2021				
No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	1515	0,34340	0,3168	2086

2	1155	0,24950	0,3003	2028
3	1468	0,33100	0,3077	2054
4	3947	0,97680	0,9888	4431

Pada tabel 13 diatas dapat dijelaskan bahwa data real merupakan data awal yang diperoleh dari data awal jumlah pemberantasan hama tahun 2020, target merupakan hasil normalisasi data awal 2020, target prediksi merupakan hasil keluaran jaringan yang diperoleh menggunakan *software Matlab R2011b*, Sedangkan target merupakan hasil prediksi yang diperoleh melalui persamaan yang sudah ditentukan. Hasil prediksi yang akan digunakan sebagai acuan jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2021 dengan tingkat akurasi 75%.

d. Pengujian data menggunakan matlab R2011b model 2-10-1 (2022)

Hasil prediksi terhadap jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2022 dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 14. Hasil Prediksi 2022

2022				
No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	2086	0,34340	0,3565	2949
2	2028	0,24950	0,2865	2739
3	2054	0,33100	0,2814	2723
4	4431	0,97680	0,9766	4811

Pada tabel diatas dapat dijelaskan bahwa data real merupakan data awal yang diperoleh dari data awal jumlah pemberantasan hama tahun 2021, target merupakan hasil normalisasi data awal 2021, target prediksi merupakan hasil keluaran jaringan yang diperoleh menggunakan *software Matlab R2011b*, sedangkan target merupakan hasil prediksi yang diperoleh melalui persamaan yang sudah ditentukan. Hasil prediksi yang akan digunakan sebagai acuan jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2022 dengan tingkat akurasi 75%.

e. Data menggunakan matlab R2011b model 2-10-1 (2023)

Hasil prediksi terhadap jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2023 dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 15. Hasil Prediksi 2023

2023				
No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	2949	0,61408	0,5647	4067
2	2739	0,55384	0,5920	4138
3	2723	0,54945	0,5597	4054
4	4811	1,14776	11482	2997

Pada tabel diatas dapat dijelaskan bahwa data real merupakan data awal yang diperoleh dari data awal jumlah produksi tahun 2022, target merupakan hasil normalisasi data awal 2022, target prediksi merupakan hasil keluaran jaringan yang diperoleh menggunakan *software Matlab R2011b*, sedangkan target merupakan hasil prediksi yang diperoleh melalui persamaan yang sudah ditentukan. Hasil prediksi yang akan digunakan sebagai acuan jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2023 dengan tingkat akurasi 75%.

f. Pengujian data menggunakan matlab R2011b model 2-10-1 (2024)

Hasil prediksi terhadap jumlah pemberantasan untuk tahun 2024 dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 16. Hasil Prediksi 2024

2024				
No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	4067	0,77867	0,7320	3970
2	4138	0,80240	0,8065	4076
3	4054	0,77433	0,7986	4065
4	2997	0,42249	0,3883	3480

Pada tabel diatas dapat dijelaskan bahwa data real merupakan data awal yang diperoleh dari data awal jumlah pemberantasan hama tahun 2023, target merupakan hasil normalisasi data awal 2023, target prediksi merupakan hasil keluaran jaringan yang diperoleh menggunakan *software matlab R2011b*, sedangkan target merupakan hasil prediksi yang diperoleh melalui persamaan yang sudah ditentukan. Hasil prediksi yang akan digunakan sebagai acuan jumlah pemberantasan hama untuk tahun 2024 dengan tingkat akurasi 75%.

Pada penelitian ini, penulis melakukan prediksi dalam waktu 5 tahun kedepan. Berdasarkan hasil prediksi yang diperoleh, jumlah pemberantasan hama mengalami perubahan setiap tahunnya. Namun dalam hal ini, hasil

prediksi yang diperoleh menggunakan model terbaik yang diperoleh 2-10-1 dengan tingkat akurasi 75% merupakan suatu hal yang masih merupakan ramalan yang dapat digunakan acuan atau tidak dengan menerapkan suatu algoritma *backpropagation*. Dengan hasil prediksi yang sudah diperoleh dapat sebagai antisipasi pihak perkebunan unit kebun bah Jambi.

4. KESIMPULAN

Dalam penerapan algoritma *backpropagation*, menggunakan beberapa model arsitektur sangat mempengaruhi untuk memperoleh hasil yang maksimal. Dari kelima model arsitektur yang digunakan, 2-10-1 merupakan model arsitektur terbaik dengan tingkat akurasi 75%. Pada pelatihan dari kelima model arsitektur yang digunakan, dihasilkan berbagai macam hasil akurasi algoritma *backpropagation*. Pemilihan model arsitektur terbaik sangat berpengaruh untuk mendapatkan tingkat keakurasian yang optimal.

REFERENCES

- [1] J. Angelina and N. Rizkyani, "Identifikasi Hama Kelapa Sawit menggunakan Metode Certainty Factor," vol. 12, no. 1, pp. 58–63, 2020.
- [2] Z. A. Matondang, "Jaringan syaraf tiruan dengan algoritma backpropagation untuk penentuan kelulusan sidang skripsi," pp. 84–93, 2013.
- [3] Julpan, E. B. Nababan, and M. Zarlis, "Analisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner dan Sigmoid Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Kemampuan Siswa," *J. Teknovasi*, vol. 02, pp. 103–116, 2015.
- [4] D. Syahfitri, A. P. Windarto, M. Fauzan, and Solikhun, "Peningkatan Nilai Akurasi Prediksi Algoritma Backpropagation (Kasus : Jumlah Pengunjung Tamu pada Hotel berbintang di Sumatera Utara)," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 2, no. 1, pp. 90–101, 2020.
- [5] A. A. Fardhani, D. I. N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *J. Infomedia*, vol. 3, no. 1, 2018.
- [6] D. H. Tanjung, "Jaringan Saraf Tiruan dengan Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit Asma," pp. 28–38, 2015.