PENERAPAN BACKPROPAGATION DALAM MEMPREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT UNIT KEBUN MARJANDI

Azlan Zulhamsyah¹, Saifullah², Muhammad Ridwan Lubis³

¹Mahasiswa Program Studi Sistem Informasi STIKOM Tunas Bangsa Pematang Siantar

²STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar, Indonesia

³AMIK Tunas Bangsa Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹Azlanzulhamsyah97@gmail.com, ²Saifullah@amiktunasbangsa.ac.id,

²M.ridwanlubis@amiktunasbangsa.ac.id

Abstrak

Tanaman kelapa sawit merupakan salah satu jenis tanaman perkebunan yang menduduki posisi penting dalam sektor pertanian umumnya, dan sektor perkebunan khususnya. Hal ini disebabkan karena dari sekian banyak tanaman yang menghasilkan minyak atau lemak. Produksi diperoleh melalui suatu proses yang cukup panjang dan penuh resiko. Disini penulis menerapkan sebuah metode *Backpropagation* yang mana metode tersebut merupakan bagian dari pembelajaran terawasi yang biasanya di gunakan untuk lapisan untuk menentukan bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan yang tersembunyi. Yang mana metode *Backpropagation* tersebut akan di virtualisasika ke dalam program matlab dan akan menghasilkan perhitungan yang valid. Dari hasil pengujian data Laporan Produksi Tahun Tanam Kelapa Sawit di dapat pada arsitektur 3-8-8-1 yang menunjukkan dari target dikurang dengan *output* jst bahwa SSE 0,02976 yang menunjukkan bahwa adanya peningkatan jumlah produksi kelapa sawit sebagai target. Dari data yang didapat, bahwa *performance* perhitungan jaringan saraf tiruan dengan Algoritma *Backpropagation* adalah 67%.

Kata Kunci: *Backpropagation, Tanaman Kelapa Sawit, Produksi Kelapa Sawit, Unit Kebun Marjandi*

Abstract

Oil palm plantations are one of the types of plantation crops that occupy an important position in the agricultural sector in general, and the plantation sector in particular ". This is because of the many plants that produce oil or fat. Production is obtained through a process that is quite long and full of risk. Here the author applies a Backpropagation method in which the method is part of supervised learning that is usually used for layers to determine the weights associated with neurons in the hidden layer. Which Backpropagation method will be virtualized into matlab program and will produce valid calculations. From the results of testing the Palm Oil Planting Year Production Report obtained in the 3-8-8-1 architecture which shows the target is reduced by the output jst that SSE 0.02976 which shows that there is an increase in the number of palm oil production as a target. From the data obtained, that the performance calculation of artificial neural networks with Backpropagation Algorithm is 67%.

Keywords: *Backpropagation, Oil Palm Plantations, Palm Oil Production, The Marjandi Garden Unit*

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit salah satu komoditas ekspor perkebunan terbesar di Indonesia karena Indonesia mempunyai struktur tanah serta curah hujan yang cocok untuk perkebunan kelapa sawit yang menghasilkan nilai ekonomi terbesar per hektarnya di dunia. Tanaman kelapa sawit merupakan salah satu jenis tanaman perkebunan yang menduduki posisi penting dalam sektor pertanian umumnya, dan sektor perkebunan khususnya". Hal ini disebabkan karena dari sekian banyak tanaman yang menghasilkan minyak atau lemak. Produksi diperoleh melalui suatu proses yang cukup panjang dan penuh resiko. Panjangnya waktu yang dibutuhkan tidaklah sama, tergantung pada jenis komoditas yang diusahakan. Tidak hanya waktu, kecukupan faktor produksi pun turut sebagai penentu pencapaian produksi. keberhasilan budidaya suatu jenis komoditas tergantung pada kultivar tanaman, agroekologi/lingkungan tempat tumbuh tempat melakukan budidaya tanaman dan pengelolaan yang dilakukan oleh Badan Usaha Milik Negara (BUMN).

Sebagai tanaman yang bernilai ekonomi dan sejalan dengan peningkatan kebutuhan kelapa sawit di pasar dunia, maka pada ruang lingkup di perkebunan tiap tahunnya akan diadakan Rencana Kerja dan Anggaran Perusahaan (RKAP). Ini dilakukan untuk merencanakan target produksi dan anggaran yang akan digunakan untuk tahun berikutnya. Pada PT. Perkebunan Nusantara IV Unit Kebun Marjandi, target produksi dilakukan masih tidak maksimal dengan melihat hasil produksi tahun sebelumnya. Permasalahan yang menjadi dasar dilakukannya penelitian ini adalah bagaimana menentukan produksi Kelapa Sawit ke dalam metode *Backpropagation*. Sehingga didapat produksi Kelapa Sawit yang paling produktif dan tidak produktif. Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah untuk menerapkan sebuah algoritma *Backpropagation* yang dapat digunakan untuk mengetahui apakah prediksi produksi kelapa sawit yang akan di analisa sesuai hasil dengan hasil yang di teliti dan menggunakan Data *Backpropagation*.

Penulis memberikan solusi untuk memprediksi produksi kelapa sawit yang menggunakan sebuah algoritma *Backpropagation*. Berdasarkan latar belakang di atas penulis mengangkat judul "Penerapan *Backpropagation* dalam Memprediksi Produksi Kelapa Sawit Unit Kebun Marjandi". diharapkan dengan penelitian ini dapat membantu pihak Perkebunan Unit Kebun Marjandi dibagian Kantor Tanaman dan dapat membantu bagian Rencana Kerja dan Anggaran Perusahaan (RKAP) untuk meningkatkan produksi kelapa sawit Unit Kebun Marjandi.

2. TEORITIS

2.1. Algoritma Backpropagation

Keunggulan utama dari sistem algoritma backpropagation adalah kemampuan “belajar” dari contoh yang diberikan. Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak layer untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma backpropagation adalah algoritma iteratif yang mudah dan sederhana yang biasanya berkinerja baik, bahkan dengan data yang kompleks [1].

Menurut [3] Algoritma backpropagation ditentukan oleh tiga (3) hal :

1. Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan).
2. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode training/learning).
3. Fungsi aktivasi, yaitu fungsi yang digunakan untuk menentukan keluaran suatu neuron.

Backpropagation merupakan jaringan dengan lapisan jamak (*multilayer network*) yang memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki 3 jenis *layer* yakni *input layer*, *hidden layer*, *output layer*. “*Backpropagation* dapat menyelesaikan permasalahan yang kompleks dibandingkan dengan metode/algoritma yang lainnya”. [3]. Model arsitektur *backpropagation* dapat dilihat pada gambar 2. berikut.

Gambar 1. Model Arsitektur *Backpropagation*

Keterangan :

Arsitektur jaringan yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.1. yang terdiri dari tiga lapisan, yaitu : 4 lapis masukan (*input*), 6 lapis tersembunyi (*hidden layer*), dan 1 lapis keluaran (*output*).

1. Penyiapan data masukan dan data keluaran

Agar data dapat dikenali oleh algoritma *backpropagation*, maka data harus dipresentasikan ke dalam bentuk *numerik* antara 0 s/d 1, dimana data masukan (*input*) adalah data yang diperoleh dan data keluaran (*output*) merupakan hasil dari prediksi yang diperoleh dari model arsitektur terbaik pada saat penentuan pola terbaik. “Hal ini dikarenakan jaringan aktivasi *sigmoid biner (tansig)* yang *rangennya* dari 0 sampai 1” [4]. Proses pelatihan terawasi membutuhkan pasangan data masukan dan keluaran aktual untuk dipelajari. Data masukan dibutuhkan sebagai data masukan, dan data keluaran dibutuhkan sebagai target jaringan. “Sebelum diproses data dinormalisasi terlebih dahulu. Normalisasi terhadap data dilakukan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Data-data tersebut dinormalisasi dengan interval [0,1]” [5].

$$x' = \frac{0,8(x-a)}{b-a} + 0,1 \quad (1)$$

Keterangan :

x' : data yang telah ditransformasi

x : data yang akan dinormalisasi

a : data minimum

b : data maksimum

2. Pengujian algoritma *backpropagation*.

Pengukuran akurasi kerja jaringan dengan menggunakan data yang ada. Besarnya persentase kesalahan (% *error*) dan akurasi prediksi didapatkan menggunakan persamaan berikut [5].

$$\text{Persentase Kesalahan} = \left| \frac{Y_n - X_n}{Y_n} \right| \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan :

Y_n : nilai sebenarnya (data sebenarnya)

X_n : nilai yang didapatkan (hasil prediksi)

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisa Data

Metode penelitian terdiri atas dua metode, yaitu metode penelitian kualitatif dan metode penelitian kuantitatif. Metode penelitian kuantitatif merupakan salah satu jenis penelitian yang spesifikasinya adalah sistematis, terencana, dan terstruktur dengan jelas sejak awal hingga pembuatan desain penelitiannya, sedangkan metode penelitian kualitatif

merupakan metode yang berlandaskan pada filsafat positifisme, serta sebagai metode artistik karena proses penelitian lebih bersifat seni (kurang terpol), dan disebut metode interpretive karena data hasil penelitian lebih berkenaan dengan intepretasi terhadap data yang ditemukan di lapangan (Syakirah, 2017).

Berdasarkan pemahaman mengenai metode penelitian kuantitatif dan metode penelitian kualitatif. Penulis dapat mengambil kesimpulan bahwa penulis menggunakan pendekatan yang dapat diselesaikan dengan komputasi numerik yaitu dengan penelitian kuantitatif yang menuntut lebih banyak terhadap penggunaan angka-angka. Berikut adalah data yang digunakan untuk memprediksi hasil kelapa sawit :

2014				Tahun Tanam 2014	2015				Tahun Tanam 2015	2016				Tahun Tanam 2016	2017				Tahun Tanam 2017	2018				Tahun Tanam 2018	
Tahun Tanam					Tahun Tanam					Tahun Tanam					Tahun Tanam					Tahun Tanam					
2014	2015	2016	2017		2015	2016	2017	2018		2016	2017	2018	2019		2014	2015	2016	2017		2018	2019	2015	2016		2017
45	1.792	48			1.742	645	66	1.892	33	1.7	1.888	666	300	1.892	181	34	1.817	666	34	1.874	666	34	1.800	40	1.814
46	1.794	60			1.744	658	68	1.901	33	11	1.845	667	461	1.897	181	34	1.815	666	34	1.874	666	34	1.800	40	1.814
47	1.712	46			1.707	651	67	1.898	33	13	1.733	678	47	1.800	661	34	1.814	661	34	1.770	666	34	1.800	40	1.814
117	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
48	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
49	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
50	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
51	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
 
65	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
66	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
67	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
68	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
69	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800
70	1.800	60			1.800	611	121	1.800	60	11	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800

Gambar 1. Tampilan Data Produksi Pertahun

Penelitian ini memperoleh data arsip bagian kantor tanaman Unit Kebun Marjandi Tahun 2014 s/d 2018, yang di catat dalam format excel yang akan diolah untuk mendapatkan informasi yang akan di olah menggunakan metode Backpropagation untuk memprediksi produksi kelapa sawit Unit Kebun Marjandi. Data produksi pertahun adalah kriteria yang menjadi acuan dalam pengambilan keputusan pada penilaian dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan.

3.2. Analisa Algoritma Backpropagation

1. Pendefinisian Input

Variabel Laporan Produksi Pertahun adalah kriteria yang menjadi acuan dalam pengambilan keputusan pada penilaian dengan menggunakan Jaringan saraf tiruan. Variabel ditentukan dengan cara melihat ketergantungan data terhadap penelitian yang dilakukan. Kriteria yang digunakan adalah curah hujan, permukaan dan luas. berdasarkan hasil analisa permasalahan yang di obeservasi penulis. Adapun daftar variabel dalam memprediksi Produksi Tahun berikutnya tertera pada tabel 1 :

Tabel 1. Daftar Kriteria Pelatihan

No	Variabel	Nama Kriteria
1	X1	2014
2	X2	2015
3	X3	2016
4	Target	2017

Tabel 2. Daftar Kriteria Pengujian

No	Variabel	Nama Kriteria
1	X1	2015
2	X2	2016
3	X3	2017
4	Target	2018

Data sampel yang digunakan adalah hasil wawancara dan observasi kepada pihak-pihak yang berkompeten pada PTPN IV Marjandi. Data ini nantinya akan ditransformasikan ke sebuah data antara 0 sampai 1 sebelum dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan Jaringan saraf tiruan algoritma Backpropagation dengan rujukan rumus (1).

2. Pendefinisian Target

Adapun data target adalah pada penelitian ini ialah hasil panen pada tahun sebelumnya.

3. Pendefinisian Output

Hasil yang diharapkan pada tahap ini adalah deteksi pola menentukan nilai terbaik untuk memprediksi hasil panen pada bulan selanjutnya. Hasil pengujian adalah sebagai berikut:

- Untuk mengetahui prediksi jumlah peningkatan jumlah hasil produksi pada tahun berikutnya tentu saja didasarkan pada hasil jumlah produksi pada tahun sebelumnya. Output dari prediksi ini adalah pola arsitektur terbaik dalam memprediksi dengan mengukur jumlah produksi pada tahun sebelumnya terhadap pada tahun berikutnya dengan melihat error minimum.
- Kategorisasi Output pelatihan (training) dan pengujian (testing) Kategori untuk output ditentukan oleh tingkat error minimum dari target. Batasan kategori tersebut terdapat pada tabel berikut:

Tabel 3. Data Kategoris

No	Keterangan	Error Minimum
1	1 Benar	0,05-0,01
2	0 Salah	>0,05

4. Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan dengan bantuan Matlab 6.1 aplikasi perangkat lunak. Sampel Data adalah laporan produksi tahun tanam pertahunnya yang dikelompokkan berdasarkan pertahun dan bulan. Data ini akan digunakan pada data pelatihan dan data pengujian. Sampel data yang telah diproses adalah sebagai berikut.

Tabel 4. Data Laporan Produksi Tahun Tanam Kelapa Sawit

Bulan	Jumlah 2014	Jumlah 2015	Jumlah 2016	Jumlah 2017
Januari	2.742	3.388	3.317	3.474
Pebruari	2.714	2.403	3.185	3.422
Maret	2.707	3.101	3.314	3.710
April	3.660	4.039	4.099	4.028
Mei	3.409	3.808	4.109	3.901
Juni	3.520	3.715	3.639	3.499
Juli	3.930	3.734	3.584	3.600
Agustis	4.502	4.348	3.994	4.288
September	4.204	4.436	4.552	3.690
Oktober	3.908	4.382	4.577	3.057
Nopember	3.530	3.268	4.294	4.769
Desember	3.688	3.602	3.531	5.021
Total Setahun	42.513	44.224	46.192	46.458

5. Implementasi Pemerosesan Algoritma *Backpropagation*

a. Proses Normalisasi

Proses normalisasi merupakan suatu langkah kerja dalam memindahkan angka dari kolom menjadi baris dan dari bilangan bulat menjadi pecahan, hal ini dilakukan agar data tadi mudah untuk dilakukan proses perkalian bobot pada matlab karna memiliki angka pecahan atau dinormalisasikan.

Untuk mentransformasikan seluruh data real tersebut, digunakan fungsi persamaan (1) sebagai berikut.:

Data awal produksi kelapa sawit : 2014-2018

Data Pelatihan (Training Data) : 2014-2017

Target Data : 2019

$$x^1 = \frac{0.8(22-0)}{64-0} + 0.1$$

Berikut adalah nilai hasil max dari hasil data tranning :

Tabel 5. Hasil max

Min (a)	2.403
Max (b)	5.021
b-a	2.617

b. Proses Normalisasi Data

Sebelum proses pegolahan data dilakukan, perlu dilakukan proses penentuan masukan (*Input*) serta target atau hasil yang diinginkan dari proses pengolahan data, berikut data *Input* dan target berdasarkan data laporan produksi yang telah dikumpulkan, berikut sampel yang diambil:

Tabel 6. Data Normalisasi Training

Bulan	Jumlah 2014	Jumlah 2015	Jumlah 2017	Target 2017
Januari	0,2035	0,4008	0,3793	0,4272
Pebruari	0,1950	0,1000	0,3388	0,4114
Maret	0,1928	0,3133	0,3782	0,4994
April	0,4841	0,5999	0,6181	0,5964
Mei	0,4073	0,5295	0,6212	0,5577

Juni	0,4414	0,5010	0,4776	0,4349
Juli	0,5665	0,5068	0,4607	0,4657
Agustis	0,7415	0,6944	0,5861	0,6760
September	0,6502	0,7212	0,7566	0,4932
Oktober	0,5598	0,7047	0,7642	0,2998
Nopember	0,4442	0,3641	0,6779	0,8230
Desember	0,4925	0,4665	0,4447	0,9000

$$\text{Prediksi} = \frac{(\text{target prediksi}-0,1)(b-a)}{0,8} + a$$

$$D(1.1) = (0.8*(3.474-2.403)/2.617)+0.1= 0.4272$$

Tabel 7. Data Normalisasi Testing

Bulan	Jumlah 2015	Jumlah 2016	Jumlah 2017	Target 2018
Januari	0,4008	0,3793	0,4272	0,4700
Pebruari	0,1000	0,3388	0,4114	0,4505
Maret	0,3133	0,3782	0,4994	0,6326
April	0,5999	0,6181	0,5964	0,7003
Mei	0,5295	0,6212	0,5577	0,8278
Juni	0,5010	0,4776	0,4349	0,5353
Juli	0,5068	0,4607	0,4657	0,7772
Agustis	0,6944	0,5861	0,6760	0,7368
September	0,7212	0,7566	0,4932	0,4055
Oktober	0,7047	0,7642	0,2998	0,6054
Nopember	0,3641	0,6779	0,8230	0,4813
Desember	0,4665	0,4447	0,9000	0,5978

c. Data Pelatihan dan Pengujian

Setelah data Input dan target di tentukan, maka langkah selanjutnya adalah menentukan data pelatihan dan pengujian, berikut data pelatihan dan pengujian :

d. Perancangan Manual Jaringan saraf tiruan

Tahap berikutnya yaitu merancang arsitektur JST backpropagation. Dalam hal ini menggunakan beberapa model jaringan multi-layer (banyak lapisan) yang digunakan untuk mendapatkan arsitektur terbaik adalah 3-8-1, 3-9-1, 3-8-2-1, 3-8-7-1, 3-8-8-1 dan 3-8-9-1. Model sampel arsitektur 3-8-1 dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

Gambar 2. Arsitektur Jaringan Backpropagation

Perhitungan manual hanya dilakukan pada sampel data *Input*, berikut tahapan-tahapan yang dilakukan :

1. Tahap initialitation

Tahapan dalam proses inisialisasi ini adalah menginisialisasi data *Input*, bobot dari *Input* ke pada hidden layer lalu ke *output* layer. Yang akan menjadi nilai *Input* adalah X1-Xn, dengan menggunakan :

Learning Default = 0,01 *Eprocs* = 100.000 *Goal* = 0,01

Variabel *Input* terdiri dari

X1 = 0,2035

X2 = 0,4008

X3 = 0, 3793

Berikan nilai bobot dari *Input* ke hidden layer. Pada tabel 7 dan 8 akan terlihat bobot dari *Input* layer ke hidden layer, dari hidden layer ke *output* yang penulis ambil dari Sistem *Matlab* 6.1.

Tabel 8. Bobot yang diberikan dari *Input* layer ke hidden layer

V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8
----	----	----	----	----	----	----	----

X1	13,0519	-10,9946	12,0434	-0,5836	11,0076	13,9496	-19,6360	-14,1716
X2	8,2318	-19,9730	11,4930	10,7355	10,4811	11,1984	-12,8985	-2,4514
X3	16,2867	21,9899	-13,0460	21,1387	-16,0417	-10,1005	18,2205	-18,6073
1	-24,0593	-21,7120	-55,5020	-14,9934	0,2013	-31,4420	-7,8352	12,2887

Tabel 9. Bobot yang Diberikan dari Hidden Layer ke Ouput Layer

L	
Z1	-0,7222
Z2	-0,5945
Z3	-0,6026
Z4	0,2076
Z5	-0,4556
Z6	-0,6024
Z7	-0,9695
Z8	0,4936
1	-0,1098

Tahap 1: Perhitungan Maju:

Perhitungan maju adalah perhitungan nilai *output* dari unit tersembunyi atau hidden layer, sebagaimana rumus yang telah dijelaskan pada landasan teori :

$$\begin{aligned}
 z_{net1} &= V1 + (X1 * V11) + (X2 * V21) + (X3 * V31) \\
 &= -240,593 + (130,519 * 0,2035) + (82,318 * 0,4008) + (162,867 * 0,3793) \\
 &= -11,92653 \\
 z_{net2} &= 3,1309847 \\
 z_{net3} &= -3,440869 \\
 z_{net4} &= -2,673213 \\
 z_{net5} &= 3,567773 \\
 z_{net6} &= 3,521685 \\
 z_{net7} &= -6,4938,5 \\
 z_{net8} &= 1,364659
 \end{aligned}$$

Kemudian dilanjutkan dengan menghitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dipilih, di mana fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid biner yang mempunyai persamaan, sesuai dengan rumus pada (2,4,a) :

$$\begin{aligned}
 a. \quad z1 &= \text{sigmoid} [-11,92653] = \frac{1}{1 + e^{(-11,92653)}} = 6,61256 \\
 b. \quad z1 &= \text{sigmoid} [3,1309847] = \frac{1}{1 + e^{(3,1309847)}} = 0,9581529 \\
 c. \quad z1 &= \text{sigmoid} [-3,440869] = \frac{1}{1 + e^{(-3,440869)}} = 0,0310423 \\
 d. \quad z1 &= \text{sigmoid} [-2,673213] = \frac{1}{1 + e^{(-2,673213)}} = 0,0577594 \\
 e. \quad z1 &= \text{sigmoid} [3,567773] = \frac{1}{1 + e^{(3,567773)}} = 0,636003 \\
 f. \quad z1 &= \text{sigmoid} [3,521685] = \frac{1}{1 + e^{(3,521685)}} = 0,587143 \\
 g. \quad z1 &= \text{sigmoid} [-6,4938,5] = \frac{1}{1 + e^{(-6,4938,5)}} = 0,00151 \\
 h. \quad z1 &= \text{sigmoid} [1,364659] = \frac{1}{1 + e^{(1,364659)}} = 0,7965159
 \end{aligned}$$

Menghitung nilai *output* pada unit y_k ($k=1,2,3,\dots,m$) dengan menggunakan nilai bobot-nya, yang dijelaskan pada rumus (2,4b) :

$$\begin{aligned}
 Y_{ink} &= N_{II} \\
 &= -0,1098 + (6,61256 * -0,7222) + (0,9581529 * -0,5945) \\
 &\quad + (0,0310423 * -0,6026) + (0,0577594 * 0,2076) \\
 &\quad + (0,636003 * -0,4556) + (0,587143 * -0,6024) \\
 &\quad + (0,00151 * -0,9695) + (0,7965159 * -0,1098) \\
 &= -0,9379041
 \end{aligned}$$

Kemudian dihitung nilai *Output* dengan menggunakan fungsi aktivasi :

$$\text{sigmoid} [-0,9379041] = \frac{1}{1 + e^{(-0,9379041)}} = 0,2813239$$

Tahap 2: Perhitungan Mundur:

1. Untuk tiap unit keluaran (y_k , $k=1,\dots,m$) menerima pola target yang bersesuaian dengan pola masukan, dan kemudian dihitung informasi kesalahan Hitung faktor δ diunit keluaran berdasarkan kesalahan setiap unit keluaran y_k , rumus yang digunakan berdasarkan rujukan pada (2,5a)
 $\delta_1 = (0,4272 - 0,2813239) * 0,2813239 * (1 - 0,2813239) = 0,029502681$

2. Suku perubahan bobot Wjk dilakukan perhitungan (yang akan digunakan untuk merubah bobot Wjk) dengan laju pelatihan $learning\ rate\ \alpha=0,01$, rumus yang digunakan berdasarkan rujukan pada (2,5b)

$$\Delta W_{10} = 0,01 * 0,0295 * 1 = 0,000295027$$

$$\Delta W_{11} = 0,01 * 0,0295 * -11,92653 = -0,003519$$

$$\Delta W_{12} = 0,01 * 0,0295 * 3,1309847 = 0,0009237$$

$$\Delta W_{13} = 0,01 * 0,0295 * -3,440869 = -0,001015$$

$$\Delta W_{14} = 0,01 * 0,0295 * -2,673213 = -0,00082$$

$$\Delta W_{15} = 0,01 * 0,0295 * 3,567773 = 0,000165$$
3. Untuk setiap $(Z_j, j=1,...,p)$ dihitung delta masukan yang berasal dari neuron pada layer di atasnya, berdasarkan rujukan pada (2,6) :

$$\delta_{net1} = 0,0295 * -0,7222 = 0,1061$$

$$\delta_{net2} = 0,0295 * -0,5945 = 0,5995$$

$$\delta_{net3} = 0,0295 * -0,6026 = -0,0815$$

$$\delta_{net4} = 0,0295 * 0,2076 = 0,1061$$

$$\delta_{net5} = 0,0295 * -0,4556 = 0,5995$$
4. Kemudian nilai tersebut dikalikan dengan nilai turunan dari fungsiaktivasi untuk menghitung informasi kesalahan, berdasarkan rujukan pada (2,7) :

$$\delta_1 = -0,0213 * 6,6126 * (1 - 6,6126) = -1,4089$$

$$\delta_2 = -0,0175 * 0,9582 * (1 - 0,9582) = -7,0326$$

$$\delta_3 = -0,0178 * 0,0310 * (1 - 0,0310) = -5,3475$$

$$\delta_4 = 0,0061 * 0,0578 * (1 - 0,0578) = 3,3333$$

$$\delta_5 = -0,0134 * 0,6360 * (1 - 0,6360) = -3,1117$$
5. Hitung koreksi nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbaharui v_{ij} , berdasarkan rujukan pada (2,8) :

$$\Delta v_{11} = 0,2035 * 0,2 * -1,4089 = -5,73482$$

$$\Delta v_{21} = 0,2035 * 0,2 * -7,0326 = -2,86251$$

$$\Delta v_{31} = 0,2035 * 0,2 * -5,3475 = -2,17662$$

$$\Delta v_{41} = 0,2035 * 0,2 * 3,3333 = 1,35677$$

$$\Delta v_{51} = 0,2035 * 0,2 * -3,1117 = -0,00013$$

Perhitungan dilanjutkan, sehingga di dapatkan data sebagai berikut :

Tabel 10. Koreksi Nilai Bobot

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8
X1	-5,73482	-2,86251	-2,17662	1,35677	-0,00013	-0,00018	-1,75585	9,60716
X2	-5,73482	-2,86251	-2,17662	1,35677	-0,00013	-0,00018	-1,75585	9,60716
X3	-5,73482	-2,86251	-2,17662	1,35677	-0,00013	-0,00018	-1,75585	9,60716

$$W_1 \text{ (baru)} = -0,7222 + -0,00352 = 0,00254$$

$$W_2 \text{ (baru)} = -0,5945 + 0,00092 = -0,00055$$

$$W_3 \text{ (baru)} = -0,6026 + -0,00102 = 0,00061$$

$$W_4 \text{ (baru)} = 0,2076 + -0,00082 = -0,00017$$

$$W_5 \text{ (baru)} = -0,4556 + 0,000165 = -7,50108$$

Bobot garis mengalami perubahan pada saat terhubung ke hidden layer, berdasarkan rujukan pada (2.11):

$$V_{11} \text{ (baru)} = -5,73482 + 13,0519 = -7,48503E-08$$

$$V_{21} \text{ (baru)} = -2,86251 + -10,9946 = 3,14722E-04$$

$$V_{31} \text{ (baru)} = -2,17662 + 12,0434 = -2,62140E-04$$

$$V_{41} \text{ (baru)} = 1,35677 + -0,5836 = -7,91812E-06$$

$$V_{51} \text{ (baru)} = -0,00013 + 11,0076 = -1,39421E-03$$

Tabel 11. Perubahan Bobot Akhir Pada P=1 Dari Input Ke Hidden Layer

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8
X1	-7,48503	3,14722	-2,62140	-7,91812	-1,39421	-2,44616	3,44778	-1,36149
X2	-4,72079	5,71729	-2,50159	1,45656	10,4811	-1,96372	2,26478	-2,35510
X3	-9,34012	-6,29463	2,83962	2,86804	2,03182	1,77119	-3,19924	-1,78763

Tabel 12. Perubahan Bobot Akhir Pada P=1 Dari Hidden Ke Output Layer

L	
Z1	0,00254
Z2	-0,00055
Z3	0,00061
Z4	-0,00017
Z5	-0,00008

$$\begin{aligned}Z6 & -0,00006 \\Z7 & 0,00186 \\Z8 & 0,00020\end{aligned}$$

Setelah hasil perubahan bobot dan bias pada proses iterasi pertama selesai dilakukan maka akan menghasilkan nilai perubahan bobot dan bias yang baru melalui proses pelatihan, Proses pelatihan jaringan akan dilanjutkan secara berkelanjutan sampai nantinya menghasilkan nilai *output* dan juga nilai *error* yang terkecil, Untuk hasil dari iterasi pertama dari data baris pertama dari perhitungan manual berikut dengan *output* sebagai berikut :

$$\begin{aligned}Y_{ink} &= N_{JII} \\&= -0,1098 + (6,61256 * -0,7222) \\&\quad + (0,9581529 * -0,5945) + (0,0310423 * -0,6026) \\&\quad + (0,0577594 * 0,2076) + (0,636003 * -0,4556) \\&\quad + (0,587143 * -0,6024) + (0,00151 * -0,9695) \\&\quad + (0,7965159 * -0,1098) \\&= -0,9379041\end{aligned}$$

Kemudian dihitung nilai *Output* dengan menggunakan fungsi aktivasi :

$$\text{sigmoid} [-0,9379041] = \frac{1}{1 + e^{(-0,9379041)}} = 0,2813239$$

Setelah itu hasil *output* jst dikurangkan dengan target untuk menghitung margin error :

$$\begin{aligned}\text{Output Jst} - \text{Target} \\0,2813 - 0,4272 &= -0,1459\end{aligned}$$

Setelah terlihat dari hasil nilai iterasi pertama dari data nilai pertama dengan nilai -0,1459 dapat menjelaskan bahwa perlu adanya pembelajaran data untuk memaksimalkan *performance* data yang diuji, Tidak sampai disitu saja dilakukan juga proses pengujian dengan pola yang sudah di tentukan, proses ini berguna untuk mendapatkan keakuratan antara pelatihan dan pengujian sehingga didapatkan kesimpulan prediksi yang akurat, Maka Untuk mempercepat proses dari pemecahan masalah dari penelitian ini, maka penulis menggunakan sebuah alat bantu program berupa *Software Matlab 6,1*, karena *software Matlab 6,1* didesain dengan sedemikian rupa dengan mengadaptasi dari algoritma yang penulis gunakan pada penelitian ini.

3.2. Pengujian Data Menggunakan Matlab 6.1

Gambar dibawah menjelaskan bahwa hasil output dari Testing data yang sudah dilakukan oleh matlab.

Gambar 3. Input Testing Data

Hasil percobaan menunjukkan bahwa Jaringan saraf tiruan dengan Algoritma Backpropagation yang sudah dilatih dan diuji dengan baik akan memberikan keluaran yang masuk akal jika diberi masukan yang serupa dengan pola yang dipakai untuk pelatihan dan pengujian. Sifat generalisasi ini membuat pelatihan dan pengujian lebih efisien karena tidak perlu dilakukan pada semua data. Jaringan saraf tiruan dengan Algoritma Backpropagation dibentuk dengan membuat generalisasi aturan pelatihan dan pengujian dalam model Windrow-Hooff dengan cara menambahkan lapisan tersembunyi (hidden layer). Standar Algoritma Backpropagation menggunakan algoritma penurunan gradien (gradien descent). variasi terhadap model standar dilakukan dengan mengganti algoritmanya dengan algoritma lain.

Untuk melakukan pengujian data agar memperoleh hasil prediksi yang diharapkan menggunakan model arsitektur 3-16-1 diperlukan hal sebagai berikut.

1. Data Awal/*Real*
Data real diperoleh dari nilai target pada data pengujian tahun 2018.
2. Target
Nilai target diperoleh dari nilai target pada normalisasi data pengujian tahun 2018.
3. Target Prediksi

Target prediksi diperoleh melalui *software Matlab 6.1* dengan menggunakan data input yaitu data *real* tahun 2018 dan target adalah target tahun 2018 yang nantinya akan menghasilkan nilai data paa rentang nilai 0-1.

4. Prediksi

Prediksi merupakan hasil konversi target prediksi yang diperoleh melalui *software Matlab 6.1* dengan menggunakan persamaan yang sudah ditentukan sehingga hasil yang diperoleh dapat dimengerti.

Adapun hasil prediksi produksi kelapa sawit untuk tahun 2019 dapat dilihat pada tabel 13. berikut

Tabel 13. Hasil Prediksi 2019

No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	3614	0,47000	0,64250	4340
2	3550	0,45051	0,44090	3992
3	4146	0,63264	0,81080	4630
4	4367	0,70027	0,68110	4407
5	4785	0,82779	0,64700	4348
6	3827	0,53527	0,65400	4360
7	4619	0,77721	0,62870	4316
8	4487	0,73678	0,62190	4304
9	3403	0,40551	0,37770	3883
10	4057	0,60542	0,49140	4079
11	3651	0,48133	0,64380	4342
12	4032	0,59778	0,81440	4637

Berdasarkan hasil prediksi yang diperoleh, jumlah produksi kelapa sawit terhitung tahun 2018 sampai dengan 2019. Dalam hal ini, algoritma *backpropagation* memprediksi mempunyai dua kemungkinan dimana hasil prediksi yang diperoleh merupakan hasil aktual yang dapat terjadi atau hasil prediksi yang diperoleh merupakan hasil yang kemungkinan besar tidak dapat terjadi dengan segala kelemahan algoritma *backpropagation* sendiri.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan sebelumnya dapat disimpulkan bahwa:

1. Penggunaan metode Backpropagation dapat di gunakan didalam penggunaan kelapa sawit PTPN IV yang mana memiliki data valid sehingga mendapatkan hasil yang sernifikat.
2. Hasil yang di dapat dari analisa metode Backpropagation dan virtualisasi mengunakan aplikasi matlab dapat di hasilkan dengan data yang valid. Dan di simpulkan bahwa metode Backpropagation dapat di jadikan sebagai metode prediksi yang sangat memudahkan untuk mencari prediksi apapun

5. REFERENCES

- [1] L. P. Purba, A. P. Windarto, And A. Wanto, Faktor Terbesar Rendahnya Minat Ber-Kb (Keluarga Berencana) Dengan Metode Electre II, Pp. 369–374, 2018.
- [2] H. Bartolomius And S. Palupi, Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Asisten Laboratorium Komputer Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (Studi Kasus Pada Laboratorium Komputer Stmik Widya Cipta Dharma Samarinda), *Pros. Semin. Ilm. Nas. Teknol. Komput. (Senatkom 2015)*, Vol. 1, No. Senatkom, Pp. 90–95, 2015.
- [3] M. Agustin, Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Seleksi Penerimaan Mahasiswa Baru Pada Jurusan Teknik Komputer Di Politeknik Negeri Sriwijaya, 2012.
- [4] A. P. Windarto, Implementasi Jst Dalam Menentukan Kelayakan Nasabah Pinjaman Kur Pada Bank Mandiri Mikro Serbelawan Dengan Metode Backpropagation, *J. Sains Komput. Inform.*, Vol. 1, No. 1, Pp. 12–23, 2017.
- [5] C. Oktaviani And Afdal, Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Beberapa Fungsi Pelatihan Backpropagation, *J. Fis. Unand*, Vol. 2, No. 4, Pp. 228–237, 2013.