

# Prediksi Produktivitas Kelapa Sawit di PTPN IV dengan Algoritma Backpropagation

Daniel Marpaung<sup>1\*</sup>, S Sumarno<sup>1</sup>, Indra Gunawan<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia  
Email: <sup>\*</sup>danielmarpaung@gmail.com

## Abstrak

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil minyak kelapa sawit terbesar di dunia. Hal ini disebabkan dari sekian banyak tanaman yang menghasilkan minyak atau lemak, kelapa sawit salah satu jenis tanaman perkebunan yang menghasilkan nilai ekonomi terbesar dan menduduki posisi penting dalam sektor perekonomian di Indonesia, karena hasil dari produksi kelapa sawit ini akan menjadi pemasukan bagi negara maupun bagi daerah setempat. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi produktivitas kelapa sawit pada PTPN IV kebun Dolok Sinumbah pada tahun yang akan datang sehingga hasil prediksi akan menjadi informasi dan masukan bagi pihak-pihak terkait yang berkepentingan (pihak perusahaan) untuk lebih memaksimalkan kinerja serta mampu membuat kebijakan-kebijakan yang tepat agar produktivitas kelapa sawit diperkebunan ini relatif stabil dan mampu meningkat tiap tahunnya, sehingga berimplikasi terhadap kesejahteraan karyawan. Data penelitian diperoleh dari PTPN IV kebun Dolok Sinumbah. Penelitian ini menggunakan 5 model arsitektur yaitu 3-10-1, 3-15-1, 3-18-1, 3-20-1 dan 3-22-1. Dari lima model arsitektur yang digunakan di peroleh satu model arsitektur terbaik 3-15-1 dengan tingkat keakuratan 92%. Berdasarkan model arsitektur terbaik ini akan digunakan untuk memprediksi produktivitas kelapa sawit pada PTPN IV kebun Dolok Sinumbah tahun 2020.

**Kata Kunci:** Prediksi, Produktivitas, Kelapa Sawit, Dolok Sinumbah, Backpropagation

## Abstract

Indonesia is one of the largest palm oil producing countries in the world. This is because of the many plants that produce oil or fat, oil palm is one of the types of plantation crops that produce the greatest economic value and occupies an important position in the economic sector in Indonesia, because the results of this oil palm production will be income for the state and for the region. local. The purpose of this research is to predict the productivity of oil palm in PTPN IV Dolok Sinumbah plantation in the coming year so that the results of the predictions will become information and input for relevant interested parties (the company) to maximize performance and be able to make policies. appropriate so that the productivity of oil palm in this plantation is relatively stable and able to increase every year, so that it has implications for the welfare of employees. The research data were obtained from PTPN IV Kebun Dolok Sinumbah. This study uses 5 architectural models, namely 3-10-1, 3-15-1, 3-18-1, 3-20-1 and 3-22-1. Of the five architectural models used, one of the best architectural models is obtained 3-15-1 with an accuracy rate of 92%. Based on this best architectural model, it will be used to predict oil palm productivity in PTPN IV Dolok Sinumbah plantation in 2020.

**Keywords:** Prediction, Productivity, Palm Oil, Dolok Sinumbah, Backpropagation

## 1. PENDAHULUAN

Tanaman kelapa sawit merupakan salah satu tanaman penghasil minyak tertinggi didunia. Secara ekonomis, untuk dapat memproduksi kelapa sawit dibutuhkan kemampuan yang tinggi, manajemen yang rapi dan tenaga kerja yang disiplin dan terlatih. Kegiatan tersebut selain dapat menguntungkan bagi ekonomi daerah, juga mampu menyediakan lapangan kerja bagi ribuan keluarga yang masih bergantung pada hasil pertanian dan perkebunan [1]. Indonesia merupakan salah satu negara penghasil minyak kelapa sawit terbesar di dunia. Hal ini disebabkan dari sekian banyak tanaman yang menghasilkan minyak atau lemak, kelapa sawit salah satu jenis tanaman perkebunan yang menghasilkan nilai ekonomi terbesar dan menduduki posisi penting dalam sektor perekonomian di Indonesia, karena hasil dari produksi kelapa sawit ini akan menjadi pemasukan bagi negara maupun bagi daerah setempat. Daerah penyebaran industri kelapa sawit di Indonesia meliputi Sumatra, Kalimantan, Sulawesi dan sekitarnya. Industri perkebunan kelapa sawit berkembang pesat terutama pada PT. Perkebunan Nusantara (PTPN) yang merupakan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) yang tersebar di seluruh Indonesia khususnya di Sumatera Utara. Luasnya lahan di Sumatera Utara menjadi modal utama bagi perkembangan industri kelapa sawit [2]. Karena pentingnya tanaman kelapa sawit bagi perekonomian Indonesia, maka diusulkan artikel ini untuk melakukan prediksi produktivitas kelapa sawit dengan mengambil sampel data produksi kelapa sawit PTPN IV kebun Dolok Sinumbah yang merupakan anak cabang dari PTPN milik negara, sebab kebun Dolok Sinumbah memiliki area perkebunan kelapa sawit yang cukup luas  $\pm 100$  Ha.

Algoritma prediksi yang diusulkan pada artikel ini adalah algoritma backpropagation. Algoritma backpropagation merupakan salah satu algoritma JST yang mampu bekerja secara sistematis dengan melatih jaringan multiplayer menggunakan ilmu matematis berdasarkan model-model arsitektur jaringan yang dikembangkan [3]–[5]. Selain itu algoritma Backpropagation mampu melakukan prediksi berdasarkan data time-series [6]–[11]. Penelitian-penelitian terdahulu yang terkait dengan artikel ini diantaranya tertuang dalam artikel Jurnal yang ditulis oleh (Dewi & Andani, 2019), penelitian ini dilakukan untuk memprediksi ekspor minyak sawit di Indonesia menurut negara tujuan utama menggunakan algoritma backpropagation. Penelitian ini menggunakan empat arsitektur: 12-4-1, 12-8-1, 12-16-1 dan 12-32-1 dengan arsitektur terbaik 12-8-1 yang menghasilkan akurasi lebih dari 90% dan MSE 0.009599767, akan tetapi penelitian ini masih berupa model prediksi saja, belum menghasilkan hasil prediksi [12]. (Ahmad, Martha, &

Imro'ah, 2019) melakukan penelitian untuk memprediksi kelapa sawit di PTPN III dengan additive outlier pada model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Berdasarkan analisis diperoleh bahwa nilai AIC pada model SARIMA adalah sebesar 2.070,72 dan nilai MAPE nya sebesar 25% sedangkan model SARIMA dengan deteksi outlier diperoleh nilai AIC sebesar 1.731,42 dan nilai MAPE sebesar 15,91%. Maka dapat disimpulkan bahwa model SARIMA dengan deteksi outlier adalah model terbaik untuk peramalan produksi kelapa sawit di PTPN XIII [13]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Setiawan, Wahyuningsih, & Goejantoro, 2020). Penelitian ini melakukan peramalan produksi kelapa sawit menggunakan *Winter's* dan *Pegel's Exponential Smoothing* dengan Pemantauan *Tracking Signal*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model musiman multiplikatif tanpa trend pada metode *Pegel's exponential smoothing* dengan nilai MAPE sebesar 7,04% memiliki akurasi peramalan yang lebih baik daripada metode yang lainnya [14].

Berdasarkan latar belakang serta penelitian-penelitian terkait yang telah diuraikan, maka diusulkan artikel ini untuk memprediksi produktivitas kelapa sawit di PTPN IV kebun Dolok Sinumbah di tahun-tahun yang akan datang. Tujuannya agar hasil dari penelitian ini dapat menjadi informasi dan masukan bagi pihak-pihak terkait yang berkepentingan (pihak perusahaan) untuk lebih memaksimalkan kinerja serta mampu membuat kebijakan-kebijakan yang tepat agar produktivitas kelapa sawit diperkebunan ini relatif stabil dan mampu meningkat tiap tahunnya, sehingga berimplikasi terhadap kesejahteraan karyawan.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif. Secara umum metode pengumpulan data untuk memecahkan masalah dalam penelitian ini menggunakan 3 (tiga) metode yaitu :

1. Wawancara (Interview)

Pada tahapan ini dilakukan wawancara kepada bagian Produksi buah untuk mendapatkan data-data yang diperlukan untuk memprediksi produktivitas kelapa sawit di PTPN IV Dolok sinumbah

2. Observasi

Penulis melakukan pengamatan secara langsung ke bagian Pengolahan buah untuk memperoleh data yang diperlukan.

3. Studi literatur

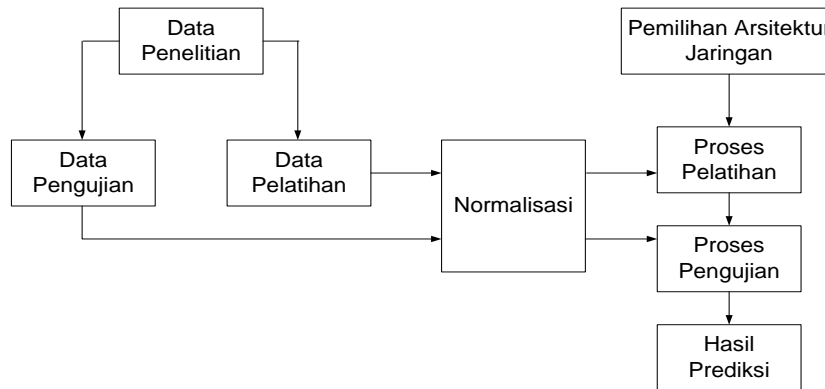
Penulis mencari referensi teori yang relevan dengan kasus atau permasalahan yang ditentukan. Referensi ini dapat dicari dari buku, jurnal, artikel laporan penelitian, dan situs-situs di internet. Output dari studi literatur ini adalah terkoleksinya referensi yang relevan dengan topik masalah.

**Tabel 1.** Produktivitas Kelapa Sawit PTPN IV Kebun Dolok Sinumbah Tahun 2012-2019 (Ton)

Bulan	Tahun							
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	5.170	3.968	4.701	5.584	4.222	5.170	4.691	5.170
Februari	4.884	3.726	4.129	2.433	3.885	4.884	3.986	4.884
Maret	5.842	6.483	5.765	4.862	5.238	4.842	5.958	4.842
April	4.375	6.240	5.384	3.717	4.931	4.375	5.113	4.375
Mei	4.211	8.998	7.242	5.222	5.439	3.943	5.746	3.943
Juni	3.968	2.755	3.669	3.732	4.988	5.754	6.069	5.754
Juli	3.726	5.512	4.128	3.988	4.536	5.458	6.393	7.458
Agustus	3.483	2.269	4.265	5.244	6.084	5.161	5.716	5.161
September	3.240	5.027	4.402	6.507	7.632	4.865	5.040	4.865
Oktober	2.998	1.784	4.540	3.756	2.180	3.569	6.364	6.569
November	3.755	4.541	4.677	5.012	4.728	3.273	5.687	4.273
Desember	2.512	4.299	6.814	5.268	4.275	4.976	5.011	4.976

### 2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang diusulkan dan disajikan pada artikel ini merupakan tahapan-tahapan secara umum dari proses prediksi produktivitas kelapa sawit di PTPN IV kebun Dolok Sinumbah. Tahapan tersebut dapat dilihat pada gambar 1.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang diusulkan pada artikel ini dimulai dari pengumpulan dataset penelitian. Dataset penelitian yang digunakan adalah data produktivitas kelapa sawit yang diperoleh dari proses wawancara dan observasi di PTPN IV Kebun Dolok Sinumbah, data yang diperoleh adalah data produktivitas tahun 2012-2019 berdasarkan bulan produksi. Kemudian dilakukan preprocessing data dan membagi data tersebut menjadi beberapa bagian yaitu data yang digunakan untuk pelatihan dan data yang digunakan untuk pengujian, setelah itu data dinormalisasi terlebih dahulu agar bisa diproses dan dihitung dengan menggunakan aplikasi Matlab 2011b. Langkah selanjutnya adalah menentukan model arsitektur jaringan yang akan digunakan untuk proses pelatihan dan proses pengujian. Kemudian proses pelatihan dan pengujian akan dilakukan dengan menggunakan model arsitektur yang sudah ditentukan. Selanjutnya dari beberapa model arsitektur yang digunakan, akan dipilih yang terbaik berdasarkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dan nilai MSE yang lebih kecil. Setelah itu akan dilakukan prediksi menggunakan model arsitektur terbaik yang telah dipilih.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Normalisasi Data

Dataset penelitian yang disajikan pada tabel 1 akan dinormalisasi dengan menggunakan persamaan (1) berikut [15], [16], [25]–[34], [17], [35], [18]–[24]:

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \tag{1}$$

Keterangan :

- x' = Hasil normalisasi
- x = Data yang akan dinormalisasi
- a = Data terkecil dari dataset
- b = Data terbesar dari dataset

Data yang sudah dinormalisasi menggunakan persamaan (1) dapat dilihat pada tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil Normalisasi

Data	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
1	0,47552	0,34225	0,42350	0,52143	0,37038	0,47552	0,42240	0,47552
2	0,44380	0,31533	0,36007	0,17198	0,33301	0,44380	0,34421	0,44380
3	0,55005	0,62112	0,54151	0,44136	0,48306	0,43914	0,56291	0,43914
4	0,38735	0,59421	0,49925	0,31438	0,44901	0,38735	0,46920	0,38735
5	0,36916	0,90000	0,70531	0,48129	0,50535	0,33944	0,53940	0,33944
6	0,34225	0,20766	0,30905	0,31604	0,45533	0,54029	0,57522	0,54029
7	0,31533	0,51346	0,35996	0,34443	0,40521	0,50746	0,61115	0,72926
8	0,28841	0,15383	0,37515	0,48372	0,57688	0,47452	0,53607	0,47452
9	0,26150	0,45963	0,39034	0,62380	0,74856	0,44169	0,46110	0,44169
10	0,23458	0,10000	0,40565	0,31870	0,14392	0,29796	0,60794	0,63067
11	0,31857	0,40579	0,42084	0,45800	0,42650	0,26513	0,53286	0,37604

Data	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
12	0,18075	0,37888	0,65784	0,48639	0,37626	0,45400	0,45788	0,45400

Hasil normalisasi pada tabel 2 ini akan dibagi menjadi 2 bagian, yakni data pelatihan dan data pengujian. Data input pelatihan menggunakan data tahun 2012 hingga tahun 2014 dengan target tahun 2015. Sedangkan untuk data input pengujian menggunakan data tahun 2016 hingga tahun 2018 dengan target tahun 2019.

### 3.2. Model Arsitektur Terbaik

Model arsitektur yang digunakan pada penelitian ini ada 5 model antara lain: 3-10-1, 3-15-1, 3-18-1, 3-20-1 dan 3-10-1. Berdasarkan 5 model tersebut, model 3-15-1 merupakan model terbaik yang terpilih karena tingkat akurasi yang lebih tinggi (92%) dibandingkan. Cara untuk menentukan model arsitektur terbaik dengan algoritma Backpropagation adalah dengan melihat tingkat akurasi tertinggi dari masing-masing model. Parameter Kesalahan yang digunakan adalah 0,2-0,001. Proses analisis menggunakan alat bantu Matlab dan Microsoft Excel. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian menggunakan aplikasi MATLAB dan perhitungan menggunakan Microsoft Excel, model arsitektur terbaik dari ke lima model yang digunakan adalah 3-15-1. Hasil dari pelatihan dan proses pengujian model 3-15-1 dapat dilihat pada tabel 3 dan tabel 4 berikut:

Table 3. Data Pelatihan Model 3-15-1

Pola	Target	Output	Error	SSE
1	0,1480	0,4832	-0,3352	0,1123523361
2	0,1247	0,1522	-0,0275	0,0007557001
3	0,1910	0,4593	-0,2683	0,0720009889
4	0,3229	0,3175	0,0054	0,0000286225
5	0,2465	0,4788	-0,2323	0,0539725824
6	0,3251	0,3860	-0,0609	0,0037051569
7	0,3646	0,3379	0,0267	0,0007144929
8	0,4041	0,4239	-0,0198	0,0003904576
9	0,4437	0,6105	-0,1669	0,0278389225
10	0,4832	0,3367	0,1465	0,0214505316
11	0,5227	0,4861	0,0366	0,0013373649
12	0,5622	0,4872	0,0750	0,0056205009
Jlh SSE				0,3001676573
MSE				0,0130507677

Table 4. Data Pengujian Model 3-15-1

Pola	Target	Output	Error	SSE	Hasil
1	0,4568	0,3760	0,0808	0,0065318724	1
2	0,6138	0,4223	0,1915	0,0366875716	1
3	0,5438	0,8526	-0,3088	0,0953512641	1
4	0,3662	0,7836	-0,4174	0,1742394564	1
5	0,5334	0,9816	-0,4482	0,2008832400	1
6	0,4568	0,5527	-0,0959	0,0091929744	1
7	0,6138	1,0713	-0,4575	0,2092696516	1
8	0,5438	0,4262	0,1176	0,0138321121	1
9	0,3662	-0,0890	0,4552	0,2071888324	0
10	0,5334	0,5223	0,0111	0,0001232100	1
11	0,4568	0,9828	-0,5260	0,2766549604	1
12	0,6138	0,5413	0,0725	0,0052620516	1
Jlh SSE				1,2352171970	<b>92%</b>
MSE				0,0537050955	

Pada tabel 4 dan 5 dapat dilihat hasil tingkat akurasi dan MSE dari model arsitektur terbaik, yaitu 3-22-1. Tabel 4 dibuat dan dihitung menggunakan Microsoft Excel. Penjabarannya dapat dilihat sebagai berikut:

Target = Diperoleh dari target data pelatihan (tabel 4) dan target data pengujian (tabel 5)

Output = Diperoleh dari hasil perhitungan dengan matlab

Error = diperoleh dari Target-Output

SSE = diperoleh dari Error ^ 2

Jlh SSE = Total SSE yang dihasilkan dari pola 1 – 33

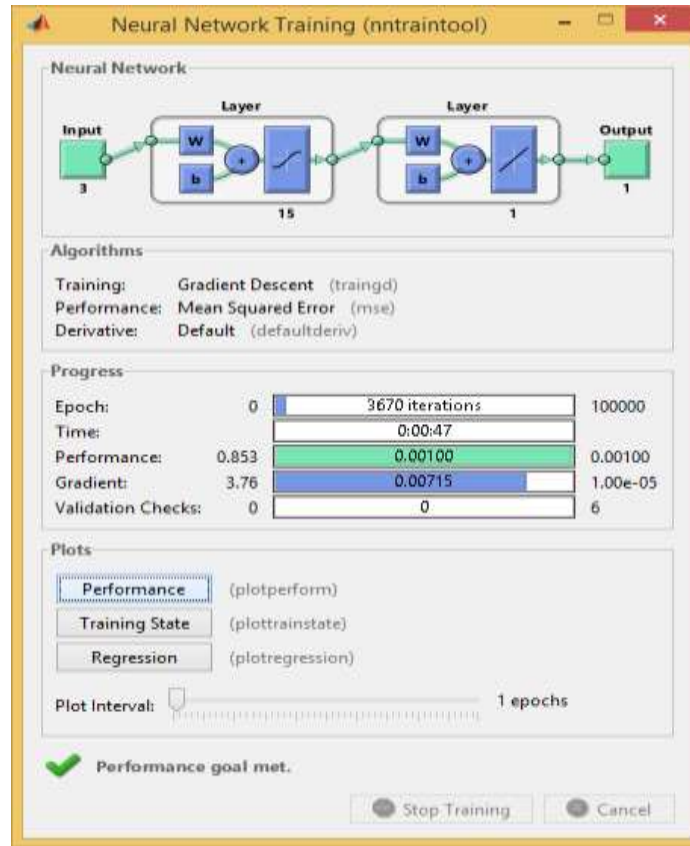
MSE = Diperoleh dari Jumlah SSE / 33 (33 adalah jumlah pola)

Hasil = Jika nilai Error dalam data pengujian <= 0,01 maka hasilnya benar (1). Jika tidak maka salah (0).

Akurasi = Diperoleh dari jumlah hasil yang benar ((pola / 12) \* 100), menghasilkan akurasi 92%.

Angka 1 pada tabel 4 merupakan kata lain dari “Benar”, sementara 0 = “Salah”.

Sedangkan hasil pelatihan model arsitektur 3-15-1 dengan menggunakan Matlab dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Pelatihan Model Arsitektur 3-15-1

Pada gambar 2 dapat dijelaskan bahwa pada data input pelatihan model 3-15-1 menggunakan lapisan masukan (input layer) 3 masukan, lapisan tersembunyi (hidden layer) 15 neuron dan lapisan keluaran (output layer) 1 neuron. Epoch yang dihasilkan sebesar 3670 iterasi dalam waktu 47 detik.

### 3.3. Perbandingan Model Arsitektur yang Digunakan

Perbandingan hasil proses pelatihan dan pengujian dengan model arsitektur yang digunakan dapat dilihat pada tabel berikut:

Table 5. Perbandingan Model Arsitektur

Model	Epoch	Waktu	MSE Pengujian	Akurasi
3-10-1	12563	02:36	0,1493349501	83%
3-15-1	3670	00:47	0,1029347664	92%
3-18-1	2294	00:28	0,1204917746	75%
3-20-1	3350	00:40	0,1237723547	42%
3-22-1	1741	00:22	0,3654325513	58%

Pada tabel 5 dapat dilihat perbandingan dari masing-masing model arsitektur yang digunakan. Dari lima model arsitektur yang dilatih dan diuji, model arsitektur 3-15-1 merupakan model arsitektur terbaik dengan epoch sebesar 3670 iterasi dan tingkat akurasi 92% (paling tinggi dibandingkan 4 model arsitektur yang lain)..

### 3.4. Hasil Prediksi

Selanjutnya akan dilakukan prediksi dengan model 8-9-1 menggunakan rumus mengembalikan nilai:

$$x_n = \frac{(x - 0,1) * (b - a)}{0,8} + a \tag{2}$$

Keterangan:

$x_n$  = Hasil Prediksi

$x$  = Target Prediksi

$a$  = Data terkecil dari dataset

$b$  = Data terbesar dari dataset

Untuk hasil prediksi tahun 2020 dapat dilihat pada tabel 6.

**Tabel 6.** Perbandingan Data Awal Produktivitas Kelapa Sawit (2012-2019) dengan Data Prediksi (2020)

Bulan	Data Awal								Data Prediksi
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Januari	5.170	3.968	4.701	5.584	4.222	5.170	4.691	5.170	5.419
Februari	4.884	3.726	4.129	2.433	3.885	4.884	3.986	4.884	4.867
Maret	5.842	6.483	5.765	4.862	5.238	4.842	5.958	4.842	5.936
April	4.375	6.240	5.384	3.717	4.931	4.375	5.113	4.375	5.154
Mei	4.211	8.998	7.242	5.222	5.439	3.943	5.746	3.943	5.224
Juni	3.968	2.755	3.669	3.732	4.988	5.754	6.069	5.754	6.304
Juli	3.726	5.512	4.128	3.988	4.536	5.458	6.393	7.458	7.765
Agustus	3.483	2.269	4.265	5.244	6.084	5.161	5.716	5.161	5.780
September	3.240	5.027	4.402	6.507	7.632	4.865	5.040	4.865	4.480
Oktober	2.998	1.784	4.540	3.756	2.180	3.569	6.364	6.569	5.744
November	3.755	4.541	4.677	5.012	4.728	3.273	5.687	4.273	5.672
Desember	2.512	4.299	6.814	5.268	4.275	4.976	5.011	4.976	5.292

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dijabarkan dalam artikel ini, maka dapat diambil kesimpulan bahwa metode Backpropagation dapat digunakan untuk memprediksi Produktivitas Kelapa Sawit pada PTPN IV Kebun Dolok Sinumbah. Berdasarkan perbandingan data awal produktivitas kelapa sawit pada PTPN IV Kebun Dolok Sinumbah (tahun 2012-2019) dengan data prediksi (tahun 2020), tidak terjadi perubahan data produksi yang signifikan (produktivitas relatif stabil)

#### REFERENCES

- [1] M. Firdaus and I. Lubis, "Analisis Produksi Kelapa Sawit (*Elaeis Guineensis* Jacq.) Di Kebun Buatan, Kabupaten Pelalawan, Riau Production," *Bul. Agrohorti*, vol. 6, no. 2, pp. 281–286, 2018.
- [2] Masykur, "PENGEMBANGAN INDUSTRI KELAPA SAWIT SEBAGAI PENGHASIL ENERGI BAHAN BAKAR ALTERNATIF DANMENGURANGI PEMANASAN GLOBAL (Studi di Riau Sebagai Penghasil Kelapa Sawit Terbesar di Indonesia)," *Jurnal Reformasi*, vol. 3, no. 2, pp. 96–107, 2013.
- [3] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science and Information Technology)*, vol. 1, no. 1, pp. 53–62, 2019.
- [4] A. Wanto, "Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 370–380, Jan. 2017.
- [5] A. P. Windarto *et al.*, *Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi*. Yayasan Kita Menulis, 2020.
- [6] A. Wanto and A. P. Windarto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika Sinkron*, vol. 2, no. 2, pp. 37–44, 2017.
- [7] S. Setti and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World," *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, vol. 3, no. 2, pp. 110–115, 2018.
- [8] A. Wanto, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau," *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (KLIC)*, vol. 05, no. 01, pp. 61–74, 2018.
- [9] S. Setti, A. Wanto, M. Syafiq, A. Andriano, and B. K. Sihotang, "Analysis of Backpropagation Algorithms in Predicting World Internet Users," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [10] I. S. Purba *et al.*, "Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [11] I. A. R. Simbolon, F. Yatussa'ada, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 4, no. 2, pp. 163–169, 2018.
- [12] R. Dewi and S. R. Andani, "Model Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Ekspor Batu Bara Menurut Negara Tujuan," *Jurnal Teknovasi*, vol. 06, no. 02, pp. 85–95, 2019.
- [13] N. S. R. Ahmad, S. Martha, and N. Imro'ah, "Prediksi Produksi Kelapa Sawit di PTPN XIII dengan Additive Outlier pada Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 8, no. 4, pp. 875–882, 2019.
- [14] D. A. Setiawan, S. Wahyuningsih, and R. Goejantoro, "Peramalan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Winter's dan Pegel's Exponential Smoothing dengan Pemantauan Tracking Signal," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 2, no. 1, pp. 1–14, 2020.
- [15] A. A. Fardhani, D. Insani, N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, 2018.
- [16] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, "Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.

- [17] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia," *Register - Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 30–40, 2018.
- [18] J. Wahyuni, Y. W. Paranthi, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
- [19] B. K. Sihotang and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
- [20] I. S. Purba and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018.
- [21] M. K. Z. Sormin, P. Sihombing, A. Amalia, A. Wanto, D. Hartama, and D. M. Chan, "Predictions of World Population Life Expectancy Using Cyclical Order Weight / Bias," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [22] A. Wanto *et al.*, "Analysis of the Accuracy Batch Training Method in Viewing Indonesian Fisheries Cultivation Company Development," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [23] P. Parulian *et al.*, "Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [24] A. Wanto *et al.*, "Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil , Oil Products and Gas Using ANN," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [25] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Di Indonesia Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 53–62, 2019.
- [26] A. Wanto, "Prediksi Angka Partisipasi Sekolah dengan Fungsi Pelatihan Gradient Descent With Momentum & Adaptive LR," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (ALGORITMA)*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2019.
- [27] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, "Implementation of Resilient Methods to Predict Open Unemployment in Indonesia According to Higher Education Completed," *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 3, no. 1, pp. 163–174, 2019.
- [28] A. Wanto and J. T. Hardinata, "Estimations of Indonesian poor people as poverty reduction efforts facing industrial revolution 4.0," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, pp. 1–8, 2020.
- [29] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, "Resilient method in determining the best architectural model for predicting open unemployment in Indonesia," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [30] W. Saputra, P. Poningsih, M. R. Lubis, S. R. Andani, I. S. Damanik, and A. Wanto, "Analysis of Artificial Neural Network in Predicting the Fuel Consumption by Type of Power Plant," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–5, 2019.
- [31] I. Parlina, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Artificial Neural Network Pada Industri Non Migas Sebagai Langkah Menuju Revolusi Industri 4.0," *InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan*, vol. 4, no. 1, pp. 155–160, 2019.
- [32] S. P. Sinaga, A. Wanto, and S. Solikhun, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara," *Jurnal Infomedia*, vol. 4, no. 2, pp. 81–88, 2019.
- [33] S. P. Siregar, A. Wanto, and Z. M. Nasution, "Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara," in *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2018, pp. 526–536.
- [34] E. Siregar, H. Mawengkang, E. B. Nababan, and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Method with Sigmoid Bipolar and Linear Function in Prediction of Population Growth," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [35] A. Wanto and J. T. Hardinata, "Estimasi Penduduk Miskin di Indonesia Sebagai Upaya Pengentasan Kemiskinan dalam Menghadapi Revolusi Industri 4.0," *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, vol. 4, no. 2, pp. 198–207, 2019.
- [36] T. Afriliansyah and Z. Zulfahmi, "Prediction of Life Expectancy in Aceh Province by District City Using the Cyclical Order Algorithm," *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 268–275, 2020.