

Prediksi Produksi Gula Tebu Berdasarkan Kualitas Menggunakan Metode *Neural Network*

Muhammad Ali Ridla^{*1}, Elvi Nazulia Rahma²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Ibrahimy

*e-mail: elvinazulia157@gmail.com

Received:	Revised:	Accepted:	Available online:
11.05.2024	15.05.2024	21.05.2024	30.05.2024

Abstract: Sugar is an important raw material in everyday life, both for public consumption and in the food and beverage industry. In Indonesia, sugar consumption experiences significant fluctuations, especially before major holidays, with total demand reaching 3.9 million tons in 2021. Problems in sugar production, such as reduced sugar cane land area, inefficiencies in management, and instability in production results, require efficient planning. This research uses a neural network method to predict cane sugar production using historical data from January 2014 to December 2018, including important factors such as rainfall, air temperature, humidity, and planting time. Neural networks were chosen due to their ability to recognize data patterns and provide accurate predictions. This research utilizes Olive Time Series software to identify the most effective models by evaluating various artificial neural network configurations. The results show that the configuration with 4 input layers and 3 hidden layers produces the smallest error, with values of ERROR 0.23886, MAE 0.03608, MSE 0.01761, and RMSE 0.132702675.

Keywords: Data Mining, Neural Network, Cane Sugar, Prediction

Abstrak: Gula adalah bahan baku penting dalam kehidupan sehari-hari, baik untuk konsumsi publik maupun dalam industri makanan dan minuman. Di Indonesia, konsumsi gula mengalami fluktuasi yang signifikan, terutama menjelang hari-hari besar, dengan total kebutuhan mencapai 3,9 juta ton pada tahun 2021. Permasalahan dalam produksi gula seperti berkurangnya area lahan tebu, inefisiensi dalam pengelolaan dan ketidakstabilan hasil produksi, sehingga memerlukan perencanaan yang efisien. Penelitian ini menggunakan metode *neural network* untuk memprediksi produksi gula tebu dengan menggunakan data historis dari Januari 2014 hingga Desember 2018, yang mencakup faktor-faktor penting seperti curah hujan, suhu udara, kelembapan udara, dan waktu tanam. *Neural network* dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola data untuk memberikan prediksi yang tepat. Dengan memanfaatkan perangkat lunak *Zaitun Time Series*, penelitian ini mengevaluasi berbagai konfigurasi jaringan saraf tiruan untuk menunjukkan model yang paling efektif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa konfigurasi dengan 4 *input layer* dan 3 *hidden layer* menghasilkan error terkecil dengan nilai data ERROR 0,23886 MAE 0,03608 MSE 0,01761 RMSE 0,132702675.

Kata kunci: Data Mining, Neural Network, Gula Tebu, Prediksi

1. PENDAHULUAN

Berdasarkan Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2004 Pasal 1 Ayat 1, perkebunan didefinisikan sebagai setiap kegiatan yang berkaitan dengan penanaman jenis tanaman tertentu di tanah atau media tumbuh lainnya yang sesuai dengan ekosistemnya. Kegiatan ini termasuk mengolah dan memasarkan hasil tanaman dalam bentuk barang dan jasa dengan menggunakan bantuan ilmu pengetahuan dan teknologi, pemodalan, serta manajemen untuk meningkatkan kesejahteraan pelaku usaha perkebunan dan masyarakat. Salah satu tanaman unggulan di sektor perkebunan adalah tebu, yang merupakan komoditas komersial utama sebagai penghasil bahan baku gula dan vetsin (Achadin, 2017).

Tebu telah dibudidayakan di Nusantara untuk memproduksi gula bahkan sebelum era kolonial. Seorang perantau Cina bernama ITsing mencatat bahwa pada tahun 895 M, gula yang dihasilkan dari tebu dan nira kelapa sudah diperdagangkan di wilayah Nusantara. Pada awal abad ke-19, mesin penggiling bertenaga uap 8 HP mulai digunakan dengan dilengkapi peralatan seperti *boiler*, *clarifier*, dan *distiller*. Memasuki abad ke-20, teknologi semakin maju dan kereta api mulai digunakan untuk mengangkut tebu. Sistem pabrik pada masa itu mencakup *tandem mill* dengan *unit cruiser* yang terdiri dari beberapa unit penggiling (*mill*), tangki pengendap, *juice heater*, *verdampner*, pan pemasak vakum, dan *kristalizer*, dengan kapasitas pabrik mulai dari 100 TCD hingga meningkat menjadi 1000 TCD. Beberapa pabrik gula yang dibangun pada masa itu masih beroperasi hingga kini, meskipun dengan efisiensi yang lebih rendah, seperti Pabrik Gula Olean di Sitobondo, Jawa Timur yang didirikan pada tahun 1846 dan memiliki kapasitas penggilingan 1.000 TCD, yang saat ini merupakan salah satu pabrik gula terkecil (Evizal, 2018).



Gambar 1. Jenis Gula di Indonesia

Jenis gula yang paling umum diproduksi di dunia adalah gula kristal mentah (*raw sugar*), gula kristal putih (*plantation white*), dan gula kristal rafinasi (*white sugar*). Gula putih yang dikenal sebagai gula meja di seluruh dunia adalah gula kristal rafinasi. Namun di Indonesia, jenis gula yang paling banyak dikonsumsi adalah gula kristal putih atau *plantation white* (Kuspratiwi, 2014).

Gula merupakan salah satu bahan baku yang sangat penting dalam kehidupan sehari-hari, baik berupa gula kristal putih (GKP) untuk konsumsi masyarakat maupun gula rafinasi yang digunakan dalam industri makanan dan minuman. Kebutuhan dan permintaan gula berfluktuasi setiap tahunnya, terutama menjelang hari-hari besar di Indonesia. Pada tahun 2021, kebutuhan gula konsumsi mencapai 646,9 ribu ton. Jika ditambahkan dengan kebutuhan gula rafinasi, totalnya mencapai 2,1 juta ton hingga bulan Mei, dan diperkirakan akan meningkat menjadi 3,9 juta ton untuk kebutuhan impor gula mentah (Badan Pusat Statistik Indonesia, 2021).

Aspek produksi merupakan salah satu aspek yang terpenting dalam sebuah perusahaan. Pendapatan dan keuntungan perusahaan sangat dipengaruhi oleh kemampuan perusahaan dalam menghasilkan produk. Meningkatkan produksi dan menjalankan kegiatan produksi secara efisien adalah hal yang penting bagi setiap perusahaan. Namun, sebelum merumuskan upaya peningkatan produksi, perusahaan perlu terlebih dahulu memahami faktor-faktor yang mempengaruhi produksinya agar hasil produksi dapat lebih maksimal dan kegiatan produksi berjalan efisien serta menguntungkan perusahaan (Apriawan & Mulyo, 2015).

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Andi A. Dkk, mengidentifikasi berbagai faktor yang menyebabkan penurunan produksi gula. Faktor-faktor tersebut meliputi berkurangnya area lahan tebu, menurunnya produktivitas tebu, inefisiensi pengelolaan kebun tebu, rendahnya volume produksi tebu, kurangnya kualitas tebu, serta tidak efisiennya proses produksi tebu di perusahaan gula (Sulaiman et al., 2019). Produksi gula juga mengalami ketidakstabilan pada setiap tahunnya, hal inilah yang dapat digunakan sebagai indikator dalam merencanakan strategi guna memenuhi kebutuhan gula di Indonesia (Heryanto & Suryatmana, 2020).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penggunaan teknologi dan metode prediksi atau peramalan yang canggih semakin penting untuk digunakan. Peramalan atau prediksi merupakan aktivitas yang dilakukan oleh seorang peneliti dalam memperkirakan kejadian di masa depan dengan menggunakan pendekatan tertentu. Saat ini, beberapa penelitian mengenai prediksi berkembang menggunakan beberapa metode untuk menentukan hasil analisis yang paling akurat (Nugroho, 2016). Perencanaan produksi dilakukan melalui metode peramalan atau prediksi untuk memperkirakan kondisi di masa depan. Peramalan yang akurat dan efektif memudahkan perusahaan dalam menentukan jumlah produksi dan kebutuhan bahan baku (Rachman et al., 2018).

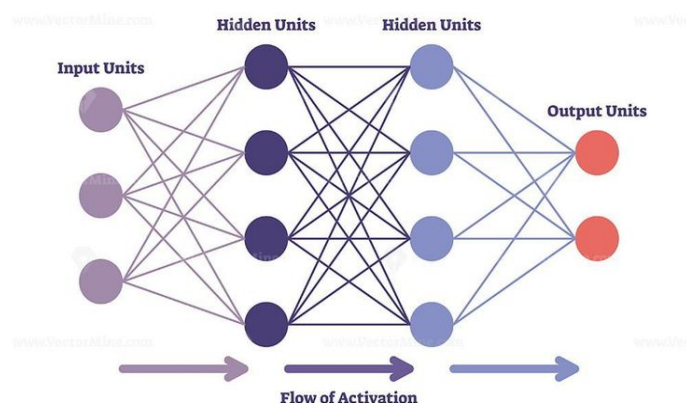
Salah satu metode yang menjanjikan adalah jaringan saraf tiruan atau *neural network*. Model matematis ini terinspirasi dari cara kerja otak manusia dan mampu mempelajari pola dari data masukan untuk menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *neural network* untuk memprediksi produksi gula tebu, dengan data yang mencakup faktor-faktor penting seperti curah hujan, suhu udara, kelembapan udara dan waktu tanam.

Neural network telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi prediksi, termasuk pada sector pertanian dan produksi pangan. Dengan menggunakan data historis dan teknologi *neural network*, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan kualitas produksi gula tebu. Penelitian ini akan memprediksi produksi gula tebu dan data yang

akan digunakan adalah data produksi gula tebu bulanan dari bulan Januari 2014 hingga Desember 2018 yang diambil dari situs BPS Indonesia.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan metode *neural network*, yang merupakan model matematis yang menggunakan bobot untuk menyimpan nilai. Jaringan saraf di otak diwakili oleh *layer* dan neuron dalam *neural network*, dengan jumlah *layer* dan neuron yang dirancang sesuai kebutuhan model. Menurut ahli neuroscience, otak manusia bekerja melalui jaringan saraf yang ada pada otak. Ketika mata menerima rangsangan visual, sinyal tersebut diteruskan melalui saraf-saraf pada otak, yang kemudian memproses informasi tersebut dan otak akan terus melakukan pembelajaran. Ketika seseorang menghadapi masalah yang sama berulang kali, saraf yang terlibat dalam penyelesaian masalah tersebut akan menjadi lebih tinggi dibandingkan bobot lain. Konsep inilah yang diadopsi dalam algoritma *neural network* (Swedia et al., 2022).



Gambar 2. Ilustrasi Metode *Neural Network*

Menurut Santosa (2007), otak manusia memiliki beberapa karakteristik kemampuan diantaranya :

- Kemampuan mengingat
- Kemampuan menghitung
- Kemampuan menggeneralisasi
- Kemampuan beradaptasi
- Kemampuan bekerja dengan konsumsi energi yang rendah

Neural network dirancang untuk berupaya meniru struktur dan fungsi otak manusia, sehingga dapat mengambil alih beberapa pekerjaan yang dilakukan manusia (Yunita, 2015). Neuron di otak terdiri dari dendrit, badan sel (soma), dan akson. Dendrit berfungsi untuk menerima sinyal dari neuron lain, sementara akson bertanggung jawab untuk mengirimkan sinyal ke neuron berikutnya melalui sinapsis. Neuron ini memproses informasi melalui interaksi yang kompleks dan mampu memperkuat atau melemahkan koneksi sinaptik berdasarkan pengalaman, yang dikenal sebagai *plasticity*, yang memungkinkan otak untuk belajar dan beradaptasi terhadap pengalaman baru. Pembelajaran di otak terjadi melalui pembentukan dan penguatan sinapsis, di mana koneksi yang sering digunakan akan diperkuat dan koneksi yang jarang digunakan akan dilemahkan, yang mendasari proses pembelajaran dan memori.

Dalam konteks *neural network*, neuron buatan berfungsi sebagai unit pemroses yang menerima *input* yang memprosesnya melalui fungsi aktivasi dan menghasilkan *output*. Jaringan ini terdiri dari beberapa lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*. Neuron buatan ini digunakan untuk menyelesaikan tugas-tugas tertentu seperti klasifikasi atau regresi. Setiap neuron dalam jaringan mengolah data yang diterima dan mengirimkan hasilnya ke neuron lain pada lapisan berikutnya.

Proses pembelajaran dalam *neural network* dilakukan melalui algoritma seperti *backpropagation*, di mana jaringan menghitung kesalahan antara *output* yang dihasilkan dengan

output yang diharapkan, dan menyesuaikan bobot koneksi antar neuron untuk meminimalisir kesalahan tersebut.

Terdapat dua tipe pembelajaran dalam Jaringan Syaraf Tiruan, yaitu :

a. Pembelajaran Terawasi (*Supervised Learning*)

Metode pembelajaran pada jaringan syaraf disebut terawasi jika *output* yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Dalam proses pembelajaran ini, satu pola *input* diberikan ke neuron pada lapisan *input*, dan pola tersebut akan diteruskan melalui jaringan syaraf hingga mencapai neuron pada lapisan *output*.

Lapisan *output* akan menghasilkan pola *output* yang akan dicocokkan dengan pola *output* targetnya. Jika ada perbedaan antara pola *output* yang dihasilkan dan pola target, maka akan muncul *error*. Jika nilai *error* ini masih cukup besar, ini menunjukkan bahwa masih perlu lebih banyak pembelajaran. Tipe-tipe pembelajaran terawasi ini diantaranya *Hebb Rule*, *Perceptron*, *Delta Rule*, *Backpropagation*, *Heteroassociative Memory*, *Bidirectional Associative Memory* (BAM), dan *Learning Vector Quantization* (LVQ).

b. Pembelajaran Tak Terawasi (*Unsupervised Learning*)

Pembelajaran tak terawasi tidak membutuhkan target *output*. Dalam metode ini, hasil yang diharapkan tidak dapat ditentukan sebelumnya selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot diatur dalam rentang tertentu berdasarkan nilai *input* yang diberikan.

Tujuan dari pembelajaran ini adalah untuk mengelompokkan unit-unit yang mirip dalam suatu area tertentu. Pembelajaran ini biasanya sangat cocok untuk pengelompokan pola. Contoh metode pembelajaran tak terawasi adalah jaringan kohonen (*kohonen network*) (Gunaryati & Suhendra, 2015).

Jaringan syaraf tiruan yang telah dikembangkan perlu dilatih agar dapat mengklasifikasikan data masukan baru dengan baik. Kepintaran jaringan syaraf tiruan ini terletak pada nilai bobot di setiap koneksi antar neuron di semua lapisan. Jaringan syaraf tiruan yang telah dilatih akan mengalami perubahan nilai bobot pada setiap koneksi penghubung antar neuron di seluruh lapisan.

Terdapat beberapa parameter yang mempengaruhi tingkat keberhasilan tahap pelatihan pada jaringan syaraf tiruan, yaitu inisialisasi bobot, laju pelatihan, momentum, jumlah lapisan tersembunyi, durasi pelatihan, dan jumlah data pelatihan (Sugianto & Samopa, 2015).

Hasil dari suatu prediksi adalah nilai kuantitatif untuk subjek tertentu dalam jangka waktu tertentu. Prediksi ini sebaiknya hanya digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam suatu perencanaan, meskipun hasil prediksi dapat berbeda dari rencana awal yang diperkirakan. Terdapat tiga jenis metode peramalan diantaranya metode *time series* yang teknik statistiknya menggunakan data historis sebagai dasar dari *forecasting*, metode regresi yang menghubungkan nilai produksi dengan penyebabnya dan metode kualitatif yang melibatkan penilaian ahli dan manajemen dalam proses prediksi tersebut (Jaelani, 2022).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

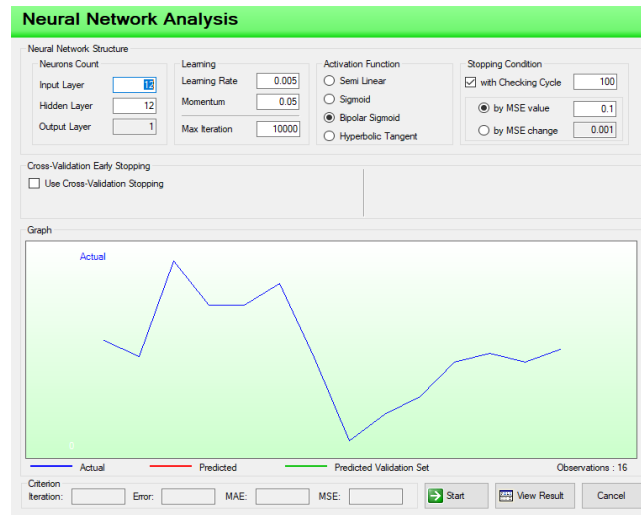
Hasil

Penelitian ini memanfaatkan data dari situs Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, yang meliputi data produksi gula setiap bulan dalam jumlah ton dari tahun 2014 hingga 2018, dengan total data yang didapatkan sebanyak 60 data produksi gula tebu.

Dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan (*neural network*) dan perangkat lunak *Zaitun Time Series*, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan peramalan serta mengetahui *error* yang dihasilkan. *Zaitun Time Series* adalah perangkat lunak khusus yang digunakan untuk menghitung angka peramalan dengan metode *neural network*.

Aplikasi *Zaitun Time Series* ini dapat digunakan untuk berbagai tujuan, diantaranya :

- Menganalisis tren data untuk mengidentifikasi pola linier atau non-linier.
- Menganalisis komponen-komponen yang membentuk data *time series*.
- Menggunakan metode rata-rata bergerak untuk memperkirakan nilai di masa depan.
- Menggunakan teknik *smoothing* eksponensial untuk memprediksi nilai di masa depan.
- Memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk memodelkan dan memprediksi data *time series* (Tim Pengembang Aplikasi *Zaitun Time Series*, 2019).



Gambar 3. Display Menu Neural Network Analysis

Selain itu, *Zaitun Time Series* dalam *neural network* juga memiliki beberapa manfaat diantaranya :

- Zaitun Time Series* berkontribusi pada peningkatan akurasi peramalan dengan menggunakan model *neural network* yang sesuai untuk data *time series*.
- Aplikasi ini mampu menyesuaikan model *neural network* melalui iterasi dan analisis *error* yang diperoleh, sehingga membantu mengurangi kesalahan dalam peramalan.
- Zaitun Time Series* menawarkan antarmuka yang *user-friendly*, sehingga memungkinkan pengguna untuk melakukan analisis dan peramalan data *time series* dengan *neural network* secara mudah.
- Zaitun Time Series* dapat diterapkan di berbagai sektor industri yang memerlukan analisis dan prediksi data *time series* yang akurat (Tim Pengembang Aplikasi *Zaitun Time Series*, 2019).

Tabel 1. Produksi Bulanan Gula Tebu 2014-2018

No	Bulan	2014	2015	2016	2017	2018
1	Januari	1,03	0,5	0,16	0	0
2	Februari	3,95	2,99	2,81	0,02	0,93
3	Maret	4,01	4,00	4,11	4,27	4,6
4	April	50,88	38,55	37,81	45,21	75,58
5	Mei	147,48	125,35	102,12	75,26	113,83
6	Juni	188,33	177,89	146,2	101,91	111,1
7	Juli	214,26	212,06	171,27	194,91	172,26
8	Agustus	240,35	297,40	251,97	230,03	184,5
9	September	184,14	244,10	210,47	205,6	146,68
10	Oktober	119,61	91,04	96,39	73,6	63,46
11	November	38,34	16,57	49	34,09	15,99
12	Desember	3,89	1,93	29,38	11,98	7,76
Jumlah		1196,26	1212,37	1101,68	976,87	896,67

Produksi Bulanan Perkebunan Besar (Ton).

Setelah pengumpulan data sesuai dengan fungsi aktivitas yang digunakan, langkah berikutnya adalah normalisasi. Normalisasi data adalah teknik yang umum digunakan dalam pembelajaran mesin dan jaringan syaraf tiruan untuk mengubah nilai kolom numerik dalam dataset agar memiliki skala yang seragam. Bertujuan untuk menghindari masalah ketika menggabungkan nilai sebagai fitur selama

proses pemodelan. Misalnya, jika ada kolom dengan rentang nilai yang sangat berbeda skalanya, seperti nilai antara 0 hingga 1 dan nilai antara 10.000 hingga 100.000, normalisasi akan menyesuaikan nilai-nilai tersebut sehingga tetap mempertahankan distribusi umum dan rasio dari data sumber dan sambil tetap memastikan semua kolom numerik dalam model berada dalam skala yang konsisten (learn.microsoft.com, 2023). Data harus dinormalisasi dalam rentang 0 sampai 1, namun lebih disarankan mentransformasikan data ke dalam interval yang lebih kecil seperti (0,1, 0,9) (Yunita, 2015).

Normalisasi ini menggunakan persamaan 1. Berikut ini adalah hasil normalisasi data produksi gula tebu bulanan berdasarkan kualitas (Ton) dari tahun 2014 sampai 2018. Rumus yang digunakan untuk normalisasi adalah sebagai berikut:

$$Z = \frac{(x - \min())}{(\max() - \min())}$$

Keterangan:

Z : hasil normalisasi

x : nilai yang akan dinormalisasi

Min : nilai minimum data dalam kolom

Max : nilai maksimum data dalam kolom

Tabel 2. Normalisasi Data

Jan-14	1,03	0,0001	Apr-16	38	0,0022	Jul-18	172	0,0101
Feb-14	4,0	0,0002	May-16	102	0,0060	Aug-18	185	0,0108
Mar-14	4	0,0002	Jun-16	146	0,0085	Sep-18	147	0,0086
Apr-14	51	0,0030	Jul-16	17127	1,0000	Oct-18	63	0,0037
May-14	147	0,0086	Aug-16	252	0,0147	Nov-18	16	0,0009
Jun-14	188	0,0110	Sep-16	210	0,0123	Des-18	8	0,0005
Jul-14	214	0,0125	Oct-16	96	0,0056			
Aug-14	240	0,0140	Nov-16	4900	0,2861			
Sep-14	184	0,0108	Dec-16	29	0,0017			
Oct-14	120	0,0070	Jan-17	0	0,0000			
Nov-14	38	0,0022	Feb-17	0	0,0000			
Dec-14	4	0,0002	Mar-17	4	0,0002			
Jan-15	1	0,0001	Apr-17	45	0,0026			
Feb-15	4	0,0002	May-17	75	0,0044			
Mar-15	4	0,0002	Jun-17	102	0,0060			
Apr-15	39	0,0023	Jul-17	195	0,0114			
May-15	125	0,0073	Aug-17	230	0,0134			
Jun-15	178	0,0114	Sep-17	206	0,0120			
Jul-15	212	0,0124	Oct-17	74	0,0043			
Aug-15	297	0,0174	Nov-17	34	0,0020			
Sep-15	244	0,0143	Dec-17	12	0,0007			
Oct-15	91	0,0053	Jan-18	0	0,0000			
Nov-15	17	0,0010	Feb-18	1	0,0001			
Dec-15	2	0,0001	Mar-18	5	0,0003			
Jan-16	0	0,0000	Apr-18	76	0,0044			
Feb-16	0	0,0000	May-18	114	0,0066			
Mar-16	4	0,0002	Jun-18	111	0,0065			

Tabel 3. Hasil Prediksi

INPUT LAYER	HIDDEN LAYER	ERROR	MAE	MSE	RMSE
2	2	0.24597	0.04453	0.01867	0.136638208
3	2	0.2447	0.0459	0.01848	0.135941164
4	2	0.24024	0.03976	0.01781	0.133454112
5	2	0.24942	0.04631	0.0192	0.138564065
6	2	0.24937	0.04494	0.01919	0.138527976
7	2	0.25101	0.04567	0.01945	0.139463257
8	2	0.25474	0.04773	0.02003	0.141527383
9	2	0.25534	0.04673	0.02012	0.141844986
10	2	0.26142	0.05022	0.02109	0.145223965
11	2	0.26196	0.05257	0.02118	0.145533501
12	2	0.26372	0.05027	0.02147	0.146526448
13	2	0.26949	0.0544	0.02242	0.149733096
14	2	0.27055	0.05345	0.02259	0.150299701
15	2	0.27368	0.05503	0.02312	0.152052622
16	2	0.27646	0.05735	0.02359	0.153590364
17	2	0.27874	0.05746	0.02398	0.154854771
18	2	0.28174	0.05795	0.0245	0.156524758
19	2	0.28507	0.06097	0.02508	0.158366663
20	3	0.28899	0.06138	0.02578	0.160561515
2	3	0.24332	0.04491	0.01827	0.135166564
3	3	0.25429	0.04698	0.01996	0.141279864
4	3	0.23886	0.03608	0.01761	0.132702675
5	3	0.24912	0.04499	0.01915	0.138383525
6	3	0.25323	0.04573	0.01979	0.140676935
7	3	0.25022	0.04535	0.01932	0.138996403
8	3	0.25631	0.04826	0.02028	0.142407865

Tabel 4. Error Terkecil pada Input Layer dan Hidden Layer

20	3	0.28899	0.06138	0.02578	0.160561515
2	3	0.24332	0.04491	0.01827	0.135166564
3	3	0.25429	0.04698	0.01996	0.141279864
4	3	0.23886	0.03608	0.01761	0.132702675
5	3	0.24912	0.04499	0.01915	0.138383525

Dari tabel 2 dapat dilihat nilai *error* terkecil berada pada *input layer* 4 dan *hidden layer* 3. Dan percobaan *input* yang digunakan 2-20 dan *hidden layer* 2-5.

Pembahasan

Berdasarkan beberapa tahapan pengujian yang telah dilakukan untuk memprediksi data produksi gula tebu pada Perkebunan Besar Bulanan Menurut Kualitas (Ton), ditemukan hasil bahwa penentuan nilai parameter pada struktur jaringan *neural network* memiliki pengaruh yang signifikan dalam menghasilkan model terbaik yang akan digunakan untuk memprediksi masa depan.

Data penelitian ini diambil dari produksi gula tebu pada Perkebunan Besar dari bulan Januari 2014 hingga Desember 2018 yang diambil dari data BPS Indonesia. Proses prediksi dimulai dengan *input layer* 2-20 dan *hidden layer* 5. Nilai terkecil berada pada *input layer* 4 dan *hidden layer* 3 dengan nilai ERROR 0,23886 MAE 0,03608 MSE 0,01761 RMSE 0,132702675.

4. KESIMPULAN

Dari hasil pembahasan di atas, dapat disimpulkan bahwa :

1. Hasil prediksi produksi gula tebu menggunakan *neural network* telah dilakukan untuk periode tahun 2014 sampai 2018 berdasarkan kualitas (Ton).
2. Setelah melalui beberapa pengujian dengan *input layer* 2-20 dan *hidden layer* 1-5, ditemukan bahwa nilai *error* terkecil berada pada *input layer* 4 dan *hidden layer* 3 dengan nilai 0,132702675.

DAFTAR PUSTAKA

Achadin, M. A. D. N. (2017). Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Produksi Tebu Pada Sub Sektor Perkebunan Di Provinsi Jawa Timur Tahun 2011-2015. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 15(2), 193. <https://doi.org/10.22219/jep.v15i2.8432>

- Apriawan, D. C., & Mulyo, J. H. (2015). Analysis of Sugarcane and Sugar Production in PT. Perkebunan Nusantara VII (PERSERO). *Agro Ekonomi*, 26(2), 159–167.
- Badan Pusat Statistik Indonesia. (2021). *Distribusi Perdagangan Komoditas Gula Pasir Indonesia 2021*. Badan Pusat Statistik Indonesia. <https://www.bps.go.id/id/publication/2021/10/29/dd4ff6a48b14ca26d492ed73/distribusi-perdagangan-komoditas-gula-pasir-indonesia-2021.html>
- Evizal, R. (2018). *Pengelolaan Perkebunan Tebu*. Graha Ilmu.
- Gunaryati, A., & Suhendra, A. (2015). Perbandingan Antara Metode Statistika dan Metode Neural Network pada Model Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar. *Jurnal Teknologi Dan Rekayasa*, 20(1), 23–35.
- Heryanto, M. A., & Suryatmana, E. R. (2020). Dinamika Agroindustri Gula Indonesia: Tinjauan Analisis Sistem. *Agricore: Jurnal Agribisnis Dan Sosial Ekonomi Pertanian Unpad*, 5(2), 194–210. <https://doi.org/10.24198/agricore.v5i2.32100>
- Jaelani, T. (2022). Machine Learning untuk Prediksi Produksi Gula Nasional. *JMPM (Jurnal Material Dan Proses Manufaktur)*, 6(1), 31–36. <https://doi.org/10.18196/jmpm.v6i1.14897>
- Kuspratiwi, B. S. (2014). *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Kualitas Hasil Produksi Gula Di Pt . Pg Rajawali I Surabaya Final Project – Ks 141501 Implementation of Artificial Neural Network To Predicting Quality of Sugar in Pt . Pg Rajawali I Surabaya*. learn.microsoft.com. (2023). *Komponen Data Normalisasi*. Learn.Microsoft.Com. <https://learn.microsoft.com/id-id/azure/machine-learning/component-reference/normalize-data?view=azureml-api-2>
- Nugroho, K. (2016). Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Infokam*, 12(1), 46–50.
- Rachman, A. S., Cholissodin, I., & Fauzi, M. A. (2018). Peramalan Produksi Gula Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada PG Candi Baru Sidoarjo. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(4), 1683–1689.
- Sugianto, N., & Samopa, F. (2015). Analisa Manfaat dan Penerimaan Terhadap Implementasi Bahasa Isyarat Indonesia Pada Latar Belakang Komplek Menggunakan Kinect dan Jaringan Syaraf Tiruan (Studi Kasus SLB Karya Mulia 1). *JUI SI : Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi*, 1(1), 10–27.
- Sulaiman, A. A., Sulaeman, Y., Mustikasari, N., Nursyamsi, D., & Syakir, A. M. (2019). Increasing sugar production in Indonesia through land suitability analysis and sugar mill restructuring. *Land*, 8(4), 1–17. <https://doi.org/10.3390/land8040061>
- Swedia, E. R., Fitriani, R. R., Margi Cahyanti, E., & Septian, M. R. D. (2022). *Feed Forward Neural Network untuk Prediksi Data*. Nas Media Pustaka. https://books.google.co.id/books?id=NY2KEAAQBAJ&newbks=1&newbks_redir=0&dq=neural+network+adalah&hl=id&source=gbs_navlinks_s
- Tim Pengembang Aplikasi Zaitun Time Series. (2019). *Zaitun Time Series Petunjuk Penggunaan*. In www.zaitunsoftware.com. www.zaitunsoftware.com.
- Yunita. (2015). Prediksi Cuaca Menggunakan Metode Neural Network. *Jurnal PARADIGMA*, 17(2).