

## PREDIKSI JUMLAH PRODUKSI GULA DENGAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

Ahmad Kamsyakawuni\*, Walidatush Sholihah, dan Abdul Riski

Universitas Jember, Jalan Kalimantan No.37 Kampus Tegalboto, Jember, Jawa Timur, Indonesia

[\\*kamsyakawuni.fmipa@unej.ac.id](mailto:*kamsyakawuni.fmipa@unej.ac.id)

**Abstract.** Sugar is a staple food consumed by Indonesians, making it essential to optimize sugar production to meet the population's needs. This research will design a prediction system for the amount of sugar production at PTPN XI PG Prajekan using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) method. ANFIS is an integrated approach that combines the fuzzy logic system with the artificial neural network system. This research involves several steps: data collection, designing the ANFIS system, training and testing the ANFIS model, calculating accuracy, and analyzing the results. The prediction system for the amount of sugar production is designed to predict the variable  $y_{(t+1)}$  which is the amount of sugar production in the year  $(t+1)$  using the input variables  $x_{(1,t)}$  (sugarcane harvested area in year  $t$ ),  $x_{(2,t)}$  (amount of sugarcane in year  $t$ ),  $x_{(3,t)}$  (average of yield in year  $t$ ), and  $x_{(4,t)}$  (number of milling days in year  $t$ ). The experiments in this study utilized variations in both the types and the quantities of membership functions. The best model obtained in this research is a model with a difference between two sigmoidal membership functions, and a product of two sigmoidal membership functions with a total of 2 membership functions for each input variable. Both models yield identical Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values, with 1.79% during training and 4.82% during testing.

**Keywords:** prediction system, sugar production, adaptive neuro-fuzzy inference system, membership function

### 1. Pendahuluan

Gula adalah salah satu bahan pokok yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia, sehingga produksi gula perlu dioptimalkan untuk memenuhi kebutuhan masyarakat. Gula juga merupakan sumber kalori yang relatif murah (BPS, 2019). Jumlah produksi gula dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti luas panen tebu, jumlah tebu, rendemen rata-rata (Aliza, 2019), dan jumlah hari giling (Syafri & Sudrajat, 2019). Salah satu perusahaan di Jawa Timur yang memproduksi gula adalah PTPN XI PG Prajekan. Jumlah produksi gula pada perusahaan tersebut berfluktuasi setiap tahunnya sehingga diperlukan suatu sistem prediksi yang dapat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan atau perencanaan di masa yang akan datang.

Salah satu metode yang dianggap efektif untuk sistem prediksi adalah *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), yang mengintegrasikan sistem inferensi fuzzy dan jaringan saraf tiruan. Sistem inferensi fuzzy memiliki keunggulan dalam memodelkan aspek kualitatif dari pengetahuan manusia dan menggunakan aturan tertentu dalam proses pengambilan keputusan (Setiawan, dkk, 2018). Di sisi lain, jaringan saraf tiruan unggul dalam mengenali pola, belajar menyelesaikan masalah tanpa memerlukan model matematika, serta mampu memprediksi kejadian di masa depan berdasarkan data historis (Rochmawati, 2024). ANFIS menggabungkan kelebihan dari kedua sistem ini, sehingga menjadi metode yang sangat unggul untuk prediksi.

Penerapan metode ANFIS dalam proses prediksi telah didukung oleh berbagai penelitian sebelumnya. Siregar, dkk, (2018) berhasil memprediksi hasil ujian kompetensi program profesi dokter dengan MAPE sebesar 0,07%. Harahap & Sukmawati (2019) menunjukkan kemampuan metode ini dalam memprediksi nilai tukar rupiah dengan tingkat akurasi lebih dari 99%. Nugraha, dkk. (2020) sukses memprediksi konsumsi energi listrik di Aceh dengan kesalahan MAPE sebesar 0,002%. Mutmainah (2021) memanfaatkan ANFIS untuk memprediksi indeks harga konsumen di Kota

Denpasar, Bali, dengan tingkat kesalahan MAPE sebesar 0,79%. Selain itu, Matsniya [10] berhasil memprediksi jumlah produksi tembakau di Jember dengan MAPE sebesar 0,00015% pada tahap pelatihan dan 0,091% pada tahap pengujian.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah produksi gula di PTPN XI PG Prajekan, Bondowoso, dengan menggunakan variabel-variabel seperti luas panen tebu, jumlah tebu yang dihasilkan, rata-rata rendemen tebu, dan jumlah hari penggilingan. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan prediksi yang akurat mengenai produksi gula di perusahaan tersebut pada masa yang akan datang.

## 2. Metode

### 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data kuantitatif yang mencakup jumlah produksi gula, luas area panen tebu, jumlah tebu, rata-rata rendemen tebu, dan jumlah hari penggilingan. Data yang digunakan berupa data deret waktu (*time series*) dari tahun 2007 hingga 2022. Data tersebut diperoleh melalui permintaan resmi kepada PTPN XI PG Prajekan.

### 2.2. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas digunakan untuk mengevaluasi apakah terdapat korelasi yang signifikan antar variabel independen. Keberadaan masalah multikolinearitas dapat dianalisis melalui nilai *tolerance* dan *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai *tolerance* dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$Tolerance = 1 - R^2 \quad (1)$$

Nilai VIF dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut

$$VIF = \frac{1}{1-R^2} \quad (2)$$

$R^2$  adalah koefisien determinasi. Masalah multikolinearitas ditunjukkan dengan nilai VIF yang lebih besar dari 5 (Mulyanto, 2019).

### 2.3. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Struktur ANFIS menggunakan sistem inferensi *fuzzy* Sugeno. Misalkan bahwa sistem inferensi *fuzzy* memiliki  $p$  input  $x_1, x_2, \dots, x_p$  serta memiliki satu *output* yakni  $z$ , maka model sistem inferensi *fuzzy* Sugeno orde nol dengan  $m$  aturan *if-then* adalah sebagai berikut (Rindengan & Langi, 2019):

$$\text{Aturan ke-}j : \underbrace{\text{If } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j} \dots \text{ and } x_p \text{ is } A_{pj}}_{\text{Premis}}, \text{ then } \underbrace{f_j = \theta_{j0}}_{\text{Konsekuen}}$$

dan model sistem inferensi *fuzzy* Sugeno orde satu dengan  $m$  aturan jika-maka adalah sebagai berikut

$$\text{Aturan ke-}j : \underbrace{\text{If } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j} \dots \text{ and } x_p \text{ is } A_{pj}}_{\text{Premis}}, \text{ then } \underbrace{f_j = \theta_{j0} + \sum_{k=1}^p \theta_{jk} x_k}_{\text{Konsekuen}}$$

Struktur ANFIS terdiri dari lima lapisan. Berikut ini adalah penjelasan dari setiap lapisan (Tarno dan Sugito, 2019).

#### a. Lapisan-1 (Fuzzifikasi)

Lapisan 1 digunakan untuk proses fuzzifikasi. Setiap node pada lapisan 1 bersifat adaptif dengan fungsi node sebagai berikut:

$$\mu_{A_{kj}}(x_k) \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

dengan  $\mu_{A_{kj}}(x_k)$  adalah derajat keanggotaan dari input ke- $k$  dan aturan ke- $j$  dan  $p$  adalah jumlah input. Derajat keanggotaan diperoleh dari memasukkan nilai variabel input ke dalam fungsi keanggotaan.

b. Lapisan-2 (Produk)

Lapisan 2 pada metode ANFIS berfungsi untuk proses *firing strength*. Setiap simpul pada lapisan 2 ini bersifat tetap atau non-adaptif dan disimbolkan dengan  $\prod$ . Output dari lapisan 2 ini berupa hasil kali dari derajat keanggotaan setiap input. Operator yang biasa digunakan yaitu AND. Persamaan hasil kali derajat keanggotaan setiap input yaitu:

$$w_j = \prod_{k=1}^p \mu_{A_{kj}}(x_k) \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

dengan  $w_j$  adalah *firing strength* dari aturan ke- $j$ ,  $p$  adalah jumlah input, dan  $m$  adalah jumlah aturan.

c. Lapisan-3 (Normalisasi)

Lapisan 3 digunakan untuk menentukan kekuatan tembakan yang dinormalisasi. Setiap node dalam lapisan ini tidak adaptif dan disimbolkan dengan  $N$ . Persamaan untuk menghitung *firing strength* yang dinormalisasi adalah sebagai berikut:

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{w_1 + w_2 + \dots + w_m} \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

dengan  $\bar{w}_j$  adalah *firing strength* yang dinormalisasi dari aturan ke- $j$  dan  $m$  adalah jumlah aturan.

d. Lapisan-4 (Defuzzifikasi)

Lapisan 4 digunakan untuk proses defuzzifikasi. Keluaran dari lapisan ini adalah hasil perkalian antara  $\bar{w}_j$  dan parameter konsekuen dari setiap aturan. Setiap node pada lapisan 4 bersifat adaptif untuk sebuah output yang dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$\bar{w}_j f_j = \bar{w}_j (\theta_{j,1} x_1 + \theta_{j,2} x_2 + \dots + \theta_{j,p} x_p + \theta_{j,0}) \text{ dengan} \quad (6)$$

$$j = 1, 2, \dots, m$$

dengan  $m$  adalah jumlah aturan. Pada sistem inferensi fuzzy Sugeno orde ke-0, nilai  $\theta_{j,1}, \theta_{j,1}, \dots, \theta_{j,1} = 0$  sehingga  $f_j = \theta_{j,1}$

e. Lapisan-5 (Output Total)

Lapisan 5 dari ANFIS digunakan untuk proses perhitungan total *output*. Setiap simpul pada lapisan 5 ini bersifat tetap atau non-adaptif dan disimbolkan dengan  $\sum$ . *Output* dari lapisan ini berupa neuron tunggal yang merupakan hasil penjumlahan dari seluruh keluaran (*output*) dari lapisan keempat dan dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$f = \sum_{j=1}^m \bar{w}_j f_j = \frac{\sum_{j=1}^m w_j f_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

dengan  $m$  adalah jumlah aturan.

#### 2.4. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan suatu perhitungan untuk menentukan rata-rata (*mean*) dari jumlah semua persentase kesalahan (*error*) untuk kumpulan data tertentu yang diambil dari nilai absolutnya. Nilai kesalahan diperoleh dari perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual. Persamaan untuk menghitung MAPE adalah sebagai berikut (Pramesti, dkk, 2023):

$$\text{MAPE} = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \right) \times 100\% \quad (8)$$

Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan bahwa hasil prediksi lebih mendekati data aktual. Tabel 1 menunjukkan kategori nilai MAPE dalam beberapa rentang.

**Tabel 1.** Kategori Nilai MAPE

MAPE	Kategori
MAPE < 10%	Sangat Baik
10% ≤ MAPE < 20%	Baik
20% ≤ MAPE ≤ 50%	Cukup
MAPE > 50%	Buruk

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Uji Multikolinearitas

Hasil uji multikolinearitas dari data penelitian dapat dilihat pada Tabel 2.

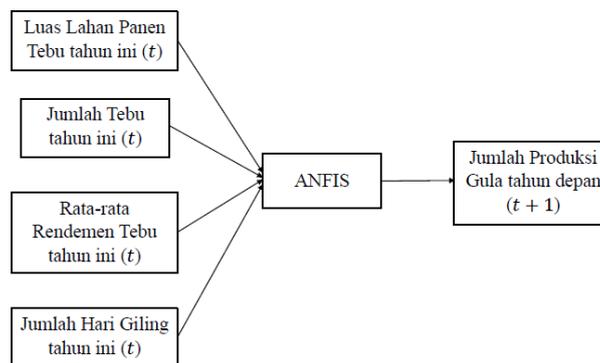
**Tabel 1.** Hasil Uji Multikolinearitas

Variable	Collinearity Tolerance	Statistics VIF
Luas Lahan Panen	0,491	2,037
Jumlah Tebu	0,269	3,724
Rata-rata Rendemen	0,442	2,262
Jumlah Hari Giling	0,219	4,557

Berdasarkan Tabel 2, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat masalah multikolinearitas pada masing-masing variabel independen karena, untuk setiap variabel independen, nilai statistik VIF lebih kecil dari 5.

#### 3.2. Sistem Prediksi ANFIS

Sistem prediksi jumlah produksi gula dirancang untuk memprediksi variabel  $y_{t+1}$  yang merupakan jumlah produksi gula pada tahun  $(t + 1)$  dengan menggunakan variabel input  $x_{1,t}$  (luas area tebu yang dipanen pada tahun  $t$ ),  $x_{2,t}$  (jumlah tebu pada tahun  $t$ ),  $x_{3,t}$  (rata-rata rendemen pada tahun  $t$ ), dan  $x_{4,t}$  (jumlah hari giling pada tahun  $t$ ). Sistem ANFIS untuk memprediksi jumlah produksi gula dapat dilihat pada Gambar 2.



**Gambar 2.** Struktur ANFIS

Sistem ANFIS dibangun dengan ANFIS Editor, salah satu *toolbox* perangkat lunak MATLAB. Penelitian ini terdiri dari percobaan pembuatan model dengan berbagai jenis fungsi keanggotaan, dilanjutkan dengan percobaan pembuatan model dengan beberapa kombinasi jumlah fungsi keanggotaan. Berbagai percobaan dilakukan untuk mendapatkan model terbaik. Tabel 3 menunjukkan perbedaan nilai MAPE yang dihasilkan dari beberapa percobaan dengan jenis fungsi keanggotaan yang berbeda.

**Tabel 3.** Hasil Percobaan dari Berbagai Jenis Fungsi Keanggotaan

No.	Struktur		Keluaran Fungsi Keanggotaan	Epoch	MAPE	
	Tipe Fungsi Keanggotaan	Jumlah Fungsi Keanggotaan			Pelatihan	Pengujian
1	trimf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	21,81%
2	trapmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	2,12%
3	gbellmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	2,47%
4	gaussmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	8,094%
5	gauss2mf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	4,13%
6	pimf	3 3 3 3	Konstan	30	0,001%	2,766%
7	dsigmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	0,84%
8	psigmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	0,84%

Model terbaik yang didapatkan berdasarkan Tabel 3 adalah model dengan tipe fungsi keanggotaan dsigmf dan psigmf. Kedua model tersebut memiliki nilai MAPE terkecil pada proses training dan testing dibandingkan dengan model lainnya.

Percobaan berikut ini dimodelkan dengan jenis fungsi keanggotaan yang sama *difference between two sigmoidal* namun dengan kombinasi jumlah fungsi keanggotaan yang berbeda. Nilai MAPE yang dihasilkan dari beberapa percobaan tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.

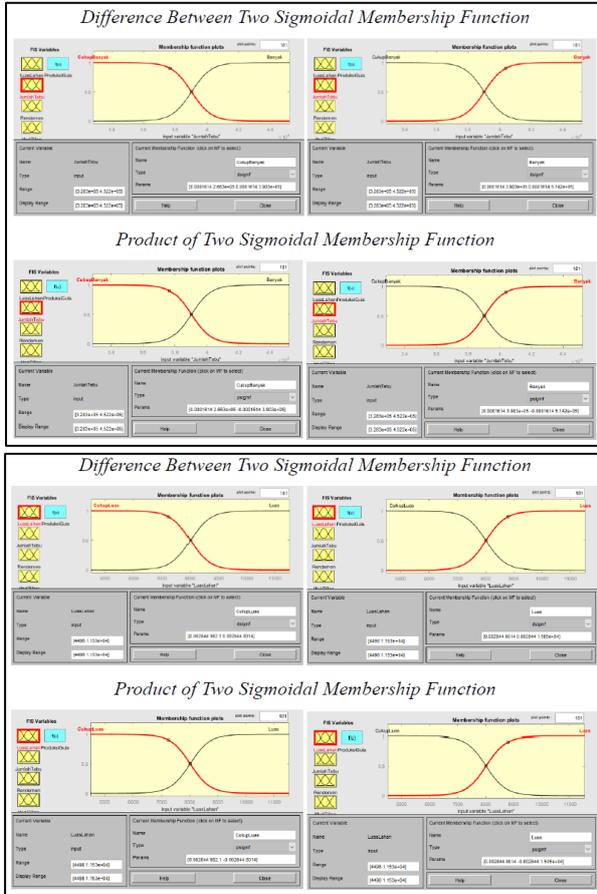
**Tabel 4.** Hasil Percobaan Tipe Fungsi Keanggotaan *Difference Between Two Sigmoidal* dengan Kombinasi Jumlah Fungsi Keanggotaan

No.	Struktur		Keluaran Fungsi Keanggotaan	Epoch	MAPE	
	Tipe Fungsi Keanggotaan	Jumlah Fungsi Keanggotaan			Pelatihan	Pengujian
1	dsigmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	0,84%
2	dsigmf	2 2 2 2	Konstan	30	1,79%	4,82%
3	dsigmf	3 3 2 2	Konstan	30	0,0186%	5,85%
4	dsigmf	3 3 2 3	Konstan	30	0,00085%	3,51%
5	dsigmf	4 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	5,28%
6	dsigmf	3 3 3 2	Konstan	30	0,00085%	0,91%
7	dsigmf	4 3 3 2	Konstan	30	0,00085%	2,57%
8	dsigmf	4 3 2 3	Konstan	30	0,00085%	4,34%

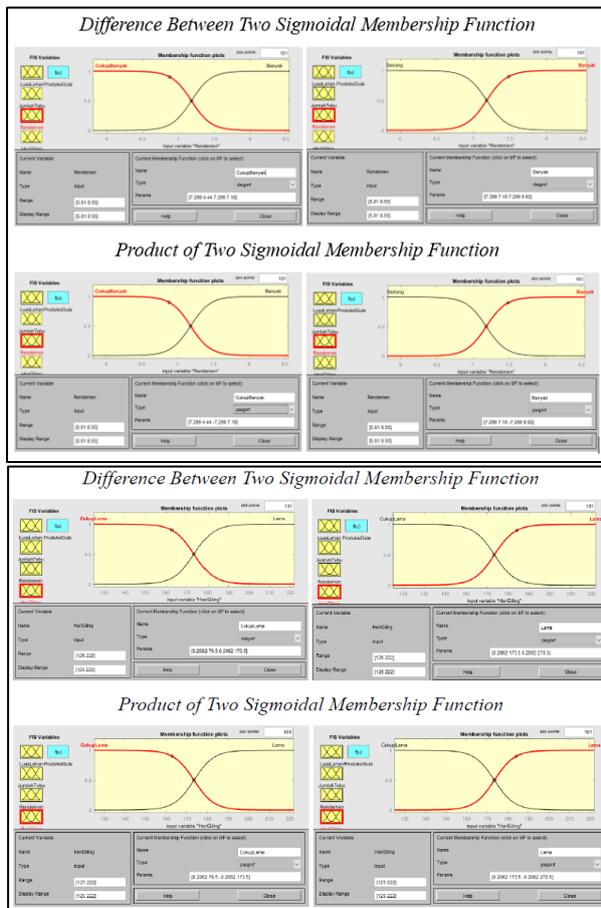
Percobaan dengan kombinasi jumlah fungsi keanggotaan juga dilakukan untuk hasil kali dua jenis fungsi keanggotaan sigmoidal. Nilai error (MAPE) yang dihasilkan dari beberapa percobaan tersebut dapat dilihat pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Hasil Percobaan Tipe Fungsi Keanggotaan *Product Of Two Sigmoidal* dengan Kombinasi Jumlah Fungsi Keanggotaan

No.	Struktur		Keluaran Fungsi Keanggotaan	Epoch	MAPE	
	Tipe Fungsi Keanggotaan	Jumlah Fungsi Keanggotaan			Pelatihan	Tipe Fungsi Keanggotaan
1	psigmf	3 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	0,84%
2	psigmf	2 2 2 2	Konstan	30	1,79%	4,82%
3	psigmf	3 3 2 2	Konstan	30	0,01901%	4,384%
4	psigmf	3 3 2 3	Konstan	30	0,00085%	3,51%
5	psigmf	4 3 3 3	Konstan	30	0,00085%	5,28%
6	psigmf	3 3 3 2	Konstan	30	0,00085%	0,91%
7	psigmf	4 3 3 2	Konstan	30	0,00085%	2,57%
8	psigmf	4 3 2 3	Konstan	30	0,00085%	4,34%



(b)



(d)

**Gambar 3.** Plot Fungsi Keanggotaan (a) Jumlah Tebu; (b) Area Panen Tebu; (c) Rata-rata Rendemen; (d) Jumlah Hari Giling

Model terbaik yang diperoleh berdasarkan Tabel 4 dan Tabel 5 adalah model dengan tipe fungsi keanggotaan dsigmf dan psigmf dengan kombinasi fungsi keanggotaan 2 2 2 2. Maksud dari jumlah fungsi keanggotaan 2 2 2 2 adalah jumlah fungsi keanggotaan pada variabel input pertama, kedua, ketiga, dan keempat masing-masing adalah dua. Model ini dipilih karena meskipun jumlah fungsi keanggotaan 2 2 2 2 memiliki nilai MAPE yang lebih tinggi dibandingkan dengan kombinasi fungsi keanggotaan yang lain, namun nilai MAPE pada proses training dan proses testing pada model ini masih relatif kecil dan tidak berbeda secara signifikan sehingga dapat terhindar dari masalah overfitting.

Gambar 3 adalah plot fungsi keanggotaan untuk setiap variabel input dengan tipe difference between two sigmoidal membership function dan product of two sigmoidal membership function dengan dua fungsi keanggotaan untuk setiap input. Gambar 3(a) menunjukkan plot fungsi keanggotaan dari variabel jumlah tebu. Gambar 3(b) menunjukkan plot fungsi keanggotaan dari variabel luas areal tebu yang dipanen. Gambar 3(c) menunjukkan plot fungsi keanggotaan dari variabel rata-rata rendemen. Gambar 3(d) menunjukkan plot fungsi keanggotaan dari variabel jumlah hari giling.

Jumlah rule didapatkan dari kombinasi jumlah fungsi keanggotaan untuk setiap variabel input. Jumlah aturan pada model terbaik yang telah diperoleh adalah 16 aturan. Aturan-aturan yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Hasil Penentuan Aturan

### 3.3. Perhitungan Prediksi ANFIS

Perhitungan ini digunakan untuk mengetahui proses dan output dari setiap lapisan ANFIS. Perhitungan dilakukan untuk model terbaik yang didapatkan yaitu model dengan fungsi keanggotaan dsigmf dan psigmf. Berikut ini adalah output dari setiap lapisan ANFIS.

#### a. Proses Pelatihan

Pelatihan menggunakan variabel input dari tahun 2007 - 2019 dan variabel output dari tahun 2008 - 2020. Proses pelatihan digunakan untuk menentukan parameter dalam model ANFIS, yaitu parameter premis pada lapisan 1 dan parameter konsekuen pada lapisan 4 berdasarkan pola data pelatihan.

##### 1. Lapisan-1

Layer-1 digunakan untuk proses fuzzifikasi. Keluaran dari proses pelatihan pada layer-1 adalah parameter premis, yang merupakan parameter dalam fungsi keanggotaan. Terdapat empat parameter pada fungsi keanggotaan dsigmf dan psigmf, yaitu  $a_1$ ,  $c_1$ ,  $a_2$ , dan  $c_2$ , berdasarkan Persamaan 12 dan Persamaan 13. Parameter untuk fungsi keanggotaan dsigmf dapat dilihat pada Tabel 6 dan parameter untuk fungsi keanggotaan psigmf dapat dilihat pada Tabel 7.

**Tabel 6.** Parameter Fungsi Keanggotaan *Difference Between Two Sigmoidal*

Variabel	Variabel Linguistik	Parameter			
		$a_1$	$c_1$	$a_2$	$c_2$
Luas Lahan	Cukup Luas	0,002844	982,1	0,002844	8014
	Luas	0,002844	8014	0,002844	15050
Jumlah Tebu	Cukup Banyak	0,0001614	266300	0,0001614	390300
	Banyak	0,0001614	390300	0,0001614	514200
Rendemen	Cukup Banyak	7,299	4,44	7,299	7,18
	Banyak	7,299	7,18	7,299	9,92
Hari Giling	Cukup Lama	0,2062	76,5	0,2062	173,5
	Lama	0,2062	173,5	0,2062	270,5

**Tabel 7.** Parameter Fungsi Keanggotaan *Product of Two Sigmoidal*

Variabel	Variabel Linguistik	Parameter			
		$a_1$	$c_1$	$a_2$	$c_2$
Luas Lahan	Cukup Luas	0,002844	982,1	-0,002844	8014
	Luas	0,002844	8014	-0,002844	15050
Jumlah Tebu	Cukup Banyak	0,0001614	266300	-0,0001614	390300
	Banyak	0,0001614	390300	-0,0001614	514200
Rendemen	Cukup Banyak	7,299	4,44	-7,299	7,18
	Banyak	7,299	7,18	-7,299	9,92
Hari Giling	Cukup Lama	0,2062	76,5	-0,2062	173,5
	Lama	0,2062	173,5	-0,2062	270,5

Keluaran dari lapisan-1 adalah derajat keanggotaan yang diperoleh dengan mensubstitusikan nilai setiap variabel input ke dalam fungsi keanggotaan. Hasil substitusi nilai input ke dalam fungsi keanggotaan dsigmf memiliki nilai yang sama dengan hasil substitusi nilai input ke dalam fungsi keanggotaan psigmf. Berdasarkan Gambar 3, plot fungsi keanggotaan dsigmf memiliki bentuk yang sama dengan plot fungsi keanggotaan psigmf. Berikut ini adalah derajat keanggotaan setiap variabel input sebagai output pada layer-1.

**Tabel 8.** Derajat Keanggotaan Setiap Variabel *Input* Data Pelatihan

Luas Lahan		Jumlah Tebu		Rendemen		Hari Giling	
Cukup Luas	Luas	Cukup Banyak	Banyak	Cukup Banyak	Banyak	Cukup Lama	Lama
0,841	0,159	0,00005	0,9999	0,906	0,094	0,00005	0,9999
0,867	0,133	0,002	0,998	0,763	0,237	0,001	0,999
0,987	0,013	0,9997	0,0002	0,852	0,148	0,968	0,032
0,997	0,003	0,647	0,353	0,9999	0,00005	0,002	0,998
0,998	0,002	0,9997	0,0003	0,955	0,045	0,999	0,001
0,943	0,057	0,736	0,264	0,0006	0,9994	0,717	0,283
0,944	0,056	0,0006	0,9994	0,178	0,822	0,717	0,283
0,00005	0,9999	0,00007	0,9999	0,0006	0,9994	0,852	0,148
0,489	0,511	0,486	0,514	0,0003	0,9997	0,998	0,002
0,999	0,001	0,126	0,874	0,788	0,212	0,986	0,014
0,9997	0,0002	0,102	0,898	0,051	0,949	0,996	0,004
0,997	0,003	0,206	0,794	0,00005	0,9999	0,988	0,012
0,9999	0,00005	0,9999	0,00005	0,0002	0,998	0,9999	0,00005

2. Lapisan-2

Layer-2 digunakan untuk menentukan *firing strength* dari setiap aturan, yang diperoleh dengan mengalikan derajat keanggotaan pada setiap input sesuai dengan Persamaan 14. Hasil perhitungan *firing strength* untuk setiap aturan sebagai output pada layer-2 dapat dilihat pada Tabel 9.

**Tabel 9.** Hasil Perhitungan *Firing Strength* Data Pelatihan

$w_1$	$w_2$	$w_3$	...	$w_{16}$
$1,57 \times 10^{-9}$	$3,47 \times 10^{-5}$	$1,64 \times 10^{-10}$	...	$1,50 \times 10^{-2}$
$1,16 \times 10^{-6}$	$1,42 \times 10^{-3}$	$3,60 \times 10^{-7}$	...	$3,15 \times 10^{-2}$
$8,14 \times 10^{-1}$	$2,7 \times 10^{-2}$	$1,41 \times 10^{-1}$	...	$1,48 \times 10^{-8}$
.	.	.	.	.
.	.	.	.	.
.	.	.	.	.
$9,80 \times 10^{-2}$	$1,43 \times 10^{-3}$	$2,63 \times 10^{-2}$	...	$3,56 \times 10^{-6}$
$5,21 \times 10^{-3}$	$2,21 \times 10^{-5}$	$9,65 \times 10^{-2}$	...	$8,60 \times 10^{-7}$
$9,20 \times 10^{-6}$	$1,09 \times 10^{-7}$	$2,03 \times 10^{-1}$	...	$2,96 \times 10^{-5}$
$1,81 \times 10^{-4}$	$8,24 \times 10^{-9}$	$9,99 \times 10^{-1}$	...	$9,28 \times 10^{-14}$

3. Lapisan-3

Layer-3 digunakan untuk menentukan normalized firing strength dari setiap rule dengan menggunakan Persamaan 15. Hasil perhitungan normalized firing strength untuk setiap rule sebagai output pada layer-3 dapat dilihat pada Tabel 10.

**Tabel 10** Hasil Perhitungan *Normalized Firing Strength* Data Pelatihan

$\bar{w}_1$	$\bar{w}_2$	$\bar{w}_3$	...	$\bar{w}_{16}$
$1,57 \times 10^{-9}$	$3,47 \times 10^{-5}$	$1,64 \times 10^{-10}$	...	$1,50 \times 10^{-2}$
$1,16 \times 10^{-6}$	$1,42 \times 10^{-3}$	$3,60 \times 10^{-7}$	...	$3,15 \times 10^{-2}$
$8,14 \times 10^{-1}$	$2,7 \times 10^{-2}$	$1,41 \times 10^{-1}$	...	$1,48 \times 10^{-8}$
$1,47 \times 10^{-3}$	$6,43 \times 10^{-1}$	$6,67 \times 10^{-8}$	...	$5,46 \times 10^{-8}$

$\bar{w}_1$	$\bar{w}_2$	$\bar{w}_3$	...	$\bar{w}_{16}$
.	.	.	...	.
.	.	.	...	.
.	.	.	...	.
$9,80 \times 10^{-2}$	$1,43 \times 10^{-3}$	$2,63 \times 10^{-2}$	...	$3,56 \times 10^{-6}$
$5,21 \times 10^{-3}$	$2,21 \times 10^{-5}$	$9,65 \times 10^{-2}$	...	$8,60 \times 10^{-7}$
$9,20 \times 10^{-6}$	$1,09 \times 10^{-7}$	$2,03 \times 10^{-1}$	...	$2,96 \times 10^{-5}$
$1,81 \times 10^{-4}$	$8,24 \times 10^{-9}$	$9,99 \times 10^{-1}$	...	$9,28 \times 10^{-14}$

#### 4. Lapisan-4

Lapisan-4 adalah lapisan defuzzifikasi. Keluaran dari lapisan ini adalah hasil perkalian antara firing strength yang dinormalisasi ( $\bar{w}_j$ ) dengan parameter konsekuen dari setiap aturan. Parameter konsekuen diperoleh dengan menggunakan *Least Square Estimation* (LSE) yang dibantu dengan fungsi *recursivels* pada MATLAB dan diperoleh sebagai berikut.

**Tabel 11.** Nilai Parameter Konsekuen dari Sistem Inferensi Fuzzy Sugeno ke-0

Parameter	Nilai
$\theta_{1,0}$	33.308,60428
$\theta_{2,0}$	99.504,19002
$\theta_{3,0}$	25.939,14504
.	.
.	.
.	.
$\theta_{13,0}$	702.876,3062
$\theta_{14,0}$	761.151,5101
$\theta_{15,0}$	-55.361,48164
$\theta_{16,0}$	536.598,0475

Perhitungan output dari lapisan-4 menggunakan Persamaan 16 dan diperoleh hasil seperti pada Tabel 12.

**Tabel 12.** Output Lapisan 4 Data Pelatihan

$\bar{w}_1\theta_{1,0}$	$\bar{w}_2\theta_{2,0}$	$\bar{w}_3\theta_{3,0}$	...	$\bar{w}_{16}\theta_{16,0}$
$5,2389 \times 10^{-5}$	3,4495	$4,2459 \times 10^{-6}$	...	$8,0495 \times 10^3$
$3,8651 \times 10^{-2}$	$1,4190 \times 10^2$	$9,3622 \times 10^{-3}$	...	$1,69136 \times 10^4$
$2,71121 \times 10^4$	$2,6968 \times 10^3$	$3,6625 \times 10^3$	...	$7,9572 \times 10^{-3}$
.	.	.	...	.
.	.	.	...	.
.	.	.	...	.
$3,2631 \times 10^3$	$1,4227 \times 10^2$	$6,8305 \times 10^2$	...	1,9105
$1,7347 \times 10^2$	2,1948	$2,5037 \times 10^3$	...	$4,6143 \times 10^{-1}$
$3,0645 \times 10^{-1}$	$1,0871 \times 10^{-2}$	$5,2544 \times 10^3$	...	$1,5862 \times 10^1$
6,0523	$8,2031 \times 10^{-4}$	$2,59309 \times 10^4$	...	$4,9814 \times 10^{-8}$

#### 5. Lapisan-5

Layer-5 digunakan untuk proses perhitungan total output menggunakan Persamaan 17. Berikut ini adalah output dari layer-5.

**Tabel 13.** Output Lapisan 5 Data Pelatihan

Tahun	Keluaran ANFIS
2008	29.838,70
2009	23.474,37
2010	22.501,22
2011	23.020,21
2012	31.360,84
2013	32.200,47
2014	36.775,21
2015	32.480,23
2016	28.170,81
2017	30.835,42
2018	31.300,52
2019	30.545,55
2020	25.943,79

b. Proses Pengujian

Proses testing menggunakan variabel input dari tahun 2020 - 2021 dan variabel output dari tahun 2021 - 2022. Proses testing merupakan proses untuk menguji model yang telah didapatkan dengan menggunakan data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya. Berikut ini adalah output dari setiap lapisan ANFIS pada proses testing.

1. Lapisan-1

Berikut ini adalah output dari layer-1 pada proses pengujian, yang terdiri dari derajat keanggotaan masing-masing variabel. Perhitungan derajat keanggotaan menggunakan fungsi dsigmf dan psigmf dengan parameter premis yang telah didapatkan pada proses pelatihan.

**Tabel 14.** Derajat Keanggotaan Setiap Variabel *Input* Data Pengujian

Luas Lahan		Jumlah Tebu		Rendemen		Hari Giling	
Cukup Luas	Luas	Cukup Banyak	Banyak	Cukup Luas	Luas	Cukup Banyak	Banyak
0,9999	0,00004	0,9999	0,00002	0,001	0,998	0,998	0,000001
0,9998	0,0002	0,9997	0,0002	0,002	0,998	0,9996	0,000006

2. Lapisan 2

Berikut ini adalah output dari layer-2 pada proses testing, yaitu berupa *firing strength*. Perhitungan *firing strength* pada proses testing sama dengan perhitungan *firing strength* pada proses training, yaitu mengalikan derajat keanggotaan setiap variabel input sesuai dengan aturan yang telah dibentuk.

**Tabel 15.** Hasil Perhitungan *Firing Strength* Data Pengujian

$w_1$	$w_2$	$w_3$	...	$w_{15}$	$w_{16}$
$1,12 \times 10^{-3}$	$1,53 \times 10^{-9}$	$9,97 \times 10^{-1}$	...	$1,02 \times 10^{-9}$	$1,39 \times 10^{-15}$
$1,87 \times 10^{-3}$	$1,08 \times 10^{-8}$	$9,97 \times 10^{-1}$	...	$5,12 \times 10^{-8}$	$2,96 \times 10^{-13}$

3. Lapisan 3

Lapisan 3 merupakan lapisan untuk menentukan *normalized firing strength* dari setiap *rules*. Berikut ini merupakan *output* lapisan 3 pada proses pengujian.

**Tabel 16.** Hasil Perhitungan *Normalized Firing Strength* Data Pengujian

$\bar{w}_1$	$\bar{w}_2$	$\bar{w}_3$	...	$\bar{w}_{15}$	$\bar{w}_{16}$
$1,12 \times 10^{-3}$	$1,53 \times 10^{-9}$	$9,97 \times 10^{-1}$	...	$1,02 \times 10^{-9}$	$1,39 \times 10^{-15}$
$1,87 \times 10^{-3}$	$1,08 \times 10^{-8}$	$9,97 \times 10^{-1}$	...	$5,12 \times 10^{-8}$	$2,96 \times 10^{-13}$

4. Lapisan 4

Berikut ini adalah output dari layer-4 pada proses pengujian. Perhitungan output ini menggunakan parameter konsekuen yang diperoleh selama proses pelatihan.

**Tabel 17.** *Output Lapisan 4 Data Pengujian*

$\bar{w}_1\theta_{1,0}$	$\bar{w}_2\theta_{2,0}$	$\bar{w}_3\theta_{3,0}$	...	$\bar{w}_{15}\theta_{15,0}$	$\bar{w}_{16}\theta_{16,0}$
$3,750 \times 10^1$	$1,529 \times 10^{-4}$	$2,59082 \times 10^4$	...	$7,355 \times 10^{-5}$	$7,49 \times 10^{-10}$
$6,243 \times 10^1$	$1,077 \times 10^{-3}$	$2,58785 \times 10^4$	...	$3,686 \times 10^{-3}$	$1,59 \times 10^{-7}$

5. Lapisan 5

Lapisan 5 merupakan lapisan yang berfungsi untuk proses perhitungan total *output*. *Output* pada lapisan ini diperoleh dari hasil penjumlahan dari *output* lapisan 4. Berikut ini merupakan *output* lapisan 5 pada proses pengujian.

**Tabel 18.** *Output Lapisan 5 Data Pengujian*

Tahun	Output ANFIS
2021	25.951,20
2022	25.971,35

c. Proses Prediksi

Proses prediksi merupakan proses yang menentukan jumlah produksi gula di masa yang akan datang. Pada penelitian ini, proses prediksi dilakukan untuk menentukan jumlah produksi gula pada tahun 2023. Berikut ini adalah output dari setiap lapisan ANFIS yang digunakan untuk melakukan proses prediksi.

1. Lapisan-1

Berikut ini adalah output dari lapisan-1 pada proses prediksi, yang terdiri dari derajat keanggotaan masing-masing variabel. Perhitungan pada proses prediksi ini sama seperti pada proses testing, yaitu menggunakan parameter premis yang didapatkan pada proses training.

**Tabel 19.** *Derajat Keanggotaan Setiap Variabel Input Data Prediksi*

Luas Lahan		Jumlah Tebu		Rendemen		Hari Giling	
Cukup Luas	Luas	Cukup Banyak	Banyak	Cukup Banyak	Banyak	Cukup Banyak	Banyak
0,9999	0,00003	0,806	0,194	0,536	0,464	0,9998	0,0002

2. Lapisan-2

Berikut ini merupakan *output* lapisan-2 yang berupa *firing strength* pada proses prediksi.

**Tabel 20.** *Hasil Perhitungan Firing Strength Data Prediksi*

$w_1$	$w_2$	$w_3$	...	$w_{15}$	$w_{16}$
$4,32 \times 10^{-1}$	$8,30 \times 10^{-5}$	$3,73 \times 10^{-1}$	...	$2,47 \times 10^{-6}$	$4,75 \times 10^{-10}$

3. Lapisan-3

Berikut ini merupakan *output* lapisan-3 pada proses prediksi.

**Tabel 21.** *Hasil Perhitungan Normalized Firing Strength Data Prediksi*

$\bar{w}_1$	$\bar{w}_2$	$\bar{w}_3$	...	$\bar{w}_5$	$\bar{w}_6$
$4,32 \times 10^{-1}$	$8,30 \times 10^{-5}$	$3,73 \times 10^{-1}$	...	$2,47 \times 10^{-6}$	$4,75 \times 10^{-10}$

#### 4. Lapisan-4

Berikut ini merupakan *output* lapisan 4 pada proses prediksi. Perhitungan pada proses prediksi ini sama dengan perhitungan pada proses testing, dengan menggunakan parameter konsekuen yang telah didapatkan pada proses training.

**Tabel 22.** *Output* Lapisan 4 Data Prediksi

$\bar{w}_1\theta_{1,0}$	$\bar{w}_2\theta_{2,0}$	$\bar{w}_3\theta_{3,0}$	...	$\bar{w}_{15}\theta_{1,50}$	$\bar{w}_{16}\theta_{16,0}$
$1,43924 \times 10^4$	8,2610	$9,6858 \times 10^3$	...	$1,777 \times 10^{-1}$	$-2,548 \times 10^{-4}$

#### 5. Lapisan-5

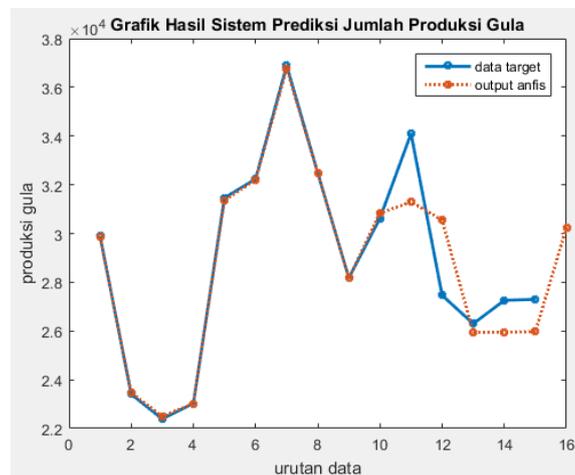
Berikut ini adalah output layer-5 pada proses prediksi yang terdiri dari jumlah produksi gula pada tahun 2023 dengan menggunakan sistem ANFIS. Hasil prediksi jumlah produksi gula di PTPN XI PG Prajekan dengan menggunakan metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah sebesar 30.256 ton.

**Tabel 23** *Output* lapisan 5 data prediksi

Tahun	<i>Output</i> ANFIS
2023	30.256,05

#### 3.4. Perhitungan Tingkat Kesalahan dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Tingkat kesalahan pada penelitian ini diukur dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan menggunakan Persamaan 18. Penelitian ini mendapatkan nilai MAPE sebesar 1,79% pada proses pelatihan dan 4,82% pada proses pengujian. Gambar 6 menunjukkan perbandingan antara data aktual dan data prediksi ANFIS.



**Gambar 6.** Perbandingan Data Aktual dengan Data Prediksi ANFIS

Plot untuk data aktual ditunjukkan dengan garis biru, dan plot untuk output ANFIS (hasil prediksi) ditunjukkan dengan garis oranye. Semakin dekat jarak kedua garis, semakin kecil nilai kesalahannya. Sebaliknya, semakin jauh jarak antara kedua garis, semakin besar nilai kesalahannya.

#### 4. Penutup

Metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dapat digunakan untuk memprediksi jumlah produksi gula di PTPN XI PG Prajekan. Model ANFIS terbaik yang diperoleh adalah model dengan tipe fungsi keanggotaan dsigmf dan psigmf, dengan 2 fungsi keanggotaan untuk masing-masing variabel input. Tipe fungsi keanggotaan output yang digunakan adalah konstan. Nilai MAPE dari kedua

model tersebut adalah 1,79% pada proses training dan 4,82% pada proses testing. Nilai MAPE yang dihasilkan relatif kecil, sehingga model masuk dalam katagori baik.

### Daftar Pustaka

- Aliza, C. N. (2019). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Gula di Indonesia*, Universitas Muhammadiyah Surakarta.
- Badan Pusat Statistik. (2019). *Statistik Tebu Indonesia 2019*. Jakarta: BPS RI.
- Harahap S. A. dan Endah, S. N. (2019). Penerapan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah, *J. Masy.Inform*, Vol. 10, No. 1, Hal 37-47.
- Pramesti, S. A. F., Sadikin, U. A. S., Nurfitri, I. dan Maulida, F. (2023) Prediksi Indeks Harga Konsumen Kota Pontianak Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing dan Analisis Trend," *Equator J. Math. Stat. Sci.*, Vol. 2, No. 2, Hal 37-47.
- Rindengan, A. J. dan Langi, Y. A. R. (2019). *Sistem Fuzzy*. Bandung: CV. Patra Media Grafindo.
- Rochmawati, D. R. (2024). Prediksi Cuaca dengan Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Python, Vol. 2, No. 2.
- Santoso,B., Azis, A. I. dan Zohrahayaty. (2020). *Machine Learning & Penalaran Logika Fuzzy Algoritma, Manual, & Rapid Miner*. Yogyakarta: Deepublish.
- Setiawan, A., Yanto, B. dan Yasdomi, K. (2018) *Logika Fuzzy dengan Matlab*. Bali: Jayapangus Press.
- Siregar, F. M., Nurcahyo, G. W. dan Defit, S. (2018). Prediksi Hasil Ujian Kompetensi Mahasiswa Program Profesi Dokter (UKMPPD) dengan Pendekatan ANFIS, *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, Vol. 2, No. 2, hal. 554-559.
- Syafri, A dan Sudrajat, I. S. (2018). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Produksi Gula Di PT. Madubaru (Madukismo) Yogyakarta, *J. Ilm. Agritas*, Vol. 2, No. 2, hal. 13-26.
- Matsniya, A. (2022). *Penerapan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System dalam Prediksi Produksi Tembakau di Kabupaten Jember*, Universitas Jember.
- Mulyanto, A. D. (2022). Paket mVIF: Sebuah Alat Bantu untuk Mendeteksi Multikolinearitas tanpa Variabel Dependen, *MATICS J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf. (Journal Comput. Ilmu Komput. dan Teknol. Technol.)*, Vol. 14, No. 2, Hal 70-73.
- Mutmainah. (2021). *Prediksi Indeks Harga Konsumen di Kota Denpasar-Bali Menggunakan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)*, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Nugraha, Y. T., Zambak, M. F. dan A. Hasibuan. (2020). Perkiraan Konsumsi Energi Listrik Di Aceh Pada Tahun 2028 Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, Vol. 5, No. 1, Hal 104.
- Tarno, A. Rusgiyono, dan Sugito, "Pendekatan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk pemodelan data produksi padi di Jawa Tengah, *J. Phys. Conf. Ser.* Vol. 1217, No. 1, Hal 1-8.