

# Prediksi jumlah Produksi Perakitan Komponen Menggunakan ANFIS Yang Dioptimasi Dengan Algoritma K-Means

## Prediction of Component Assembly Production Using ANFIS Optimized With K-Means Algorithm

Ari Sujiana<sup>\*1</sup>, Utomo Budiyanto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Fakultas Teknologi Informasi, Ilmu komputer, Universitas Budi luhur, Jakarta, Indonesia  
e-mail: <sup>\*1</sup>[Sujianaari@gmail.com](mailto:Sujianaari@gmail.com), <sup>2</sup>[Utomo.budiyanto@budiluhur.ac.id](mailto:Utomo.budiyanto@budiluhur.ac.id)

### Abstrak

Pada industri perakitan jumlah produk yang dihasilkan sangat penting untuk memenuhi jumlah permintaan dari pelanggan sehingga perlu dibuatkan rencana produksi yang tepat. Banyaknya faktor yang mempengaruhi menjadi kendala untuk memperkirakan hasil produksi. Salah satu metode prediksi yang banyak digunakan pada kondisi dengan banyak faktor yang mempengaruhi adalah Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Akan tetapi kelemahan ANFIS ketika digunakan pada basis data dengan kepadatan yang jarang akan sulit dalam pembentukan aturan dasar fuzzy. Untuk mengatasinya pada penelitian ini dilakukan optimasi dengan mengelompokkan rentang nilai label derajat keanggotaan pada variabel input maupun output menggunakan pendekatan algoritma K-means sebelum dataset diinput ke jaringan. Berdasarkan metode Average Forecasting Error Rate (AFER) didapat hasil prediksi metode ANFIS dengan optimasi K-means memiliki persentase error 0,000018%, sedangkan hasil prediksi ANFIS dengan penentuan derajat keanggotaan pada label input dan output fuzzy dilakukan sembarang menghasilkan persentase error 0,000023%. Dari hasil penelitian disimpulkan bahwa penggunaan algoritma K-means untuk pengelompokan basis data jarang untuk penentuan derajat keanggotaan ANFIS bisa diterapkan dan menghasilkan tingkat error lebih rendah dibanding pengelompokan secara sembarang.

**Kata kunci**— ANFIS, K-means, Fuzzy, Produksi, Prediksi

### Abstract

In the assembly industry, the number of products produced is very important to meet customer demand, so an appropriate production plan needs to be made. The many influencing factors become obstacles to estimating production results. One prediction method that is widely used in conditions with many influencing factors is the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). However, the weakness of ANFIS when used on databases with sparse density is that it is difficult to establish fuzzy basic rules. To overcome this, optimization was carried out in this research by grouping the range of membership degree label values in the input and output variables using the K-means algorithm approach before the dataset was input to the network. Based on the Average Forecasting Error Rate (AFER) method, the prediction results of the ANFIS method with K-means optimization have an error percentage of 0.000018%, while the ANFIS prediction results with determining the degree of membership on fuzzy input and output labels are carried out arbitrarily, producing an error percentage of 0.000023%. The results concluded that the use of the K-means algorithm for sparse database grouping to determine the degree of ANFIS membership can be applied and produces a lower error rate than random grouping.

**Keywords**—ANFIS, K-means, Fuzzy, Production, Prediction

## 1. PENDAHULUAN

Di industri perakitan komponen, lini produksi memegang peranan penting bagi kelangsungan bisnis perusahaan. Lini produksi adalah satu atau lebih perangkat peralatan atau mesin yang didirikan di pabrik, dimana komponen produk dirakit secara berurutan untuk membuat produk jadi [1]. Untuk melakukan produksi diperlukan sistem rantai pasok yang baik. Banyak faktor yang mempengaruhi sistem rantai pasok di industri perakitan komponen kendaraan, salah satunya penentuan keputusan dalam pembuatan rencana produksi dan kebutuhan kedepan dari proses [2]. Kedua hal tersebut bisa didapat apabila hasil produksi di periode sebelumnya diketahui dan produksi periode berikutnya bisa diprediksi sehingga seorang pengawas di industri bisa melakukan suatu keputusan untuk melakukan tindakan bagi keuntungan Perusahaan [3].

Saat ini terdapat banyak metode yang digunakan dalam melakukan prediksi khususnya pada kegiatan hasil produksi. Rakhmawati menggunakan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk melakukan prediksi produksi padi dengan tingkat akurasi prediksi 96,878% [4]. Sementara itu, Putra menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) *backpropagation* untuk melakukan prediksi produksi padi dengan akurasi prediksi 88,4% [5]. ANN *backpropagation* juga digunakan oleh Hutabarat untuk memprediksi hasil produksi tanaman sayuran dengan tingkat akurasi yang diperoleh 75,0% [6]. Metode lain yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) oleh Kasthuri V [7] untuk melakukan prediksi produksi biji-bijian makanan dengan tingkat akurasi prediksi 92,29%. Pada penelitian lain, Sakti menggunakan regresi linier untuk memprediksi prediksi gas di struktur musir barat sehingga bisa diprediksi laju produksi gas dari tahun 2014 sampai 2024 [8].

Pada kegiatan produksi dalam industri perakitan komponen dan rantai pasoknya sangat dipengaruhi oleh banyak faktor [9], diantaranya seperti banyaknya jumlah pekerja, lama tidaknya line berhenti dan waktu dilakukannya produksi. Untuk metode yang banyak digunakan pada kondisi yang melibatkan banyak faktor berbeda tersebut adalah metode logika fuzzy [3]. Konsep logika fuzzy ini dikenalkan pertama kalinya oleh Lotfi Asker Zadeh tahun 1965 dalam teori himpunan fuzzy [10]. Logika Fuzzy adalah sebuah logika dengan nilai kesamaran (*fuzzyness*) dengan nilai salah atau benar [11]. Nilai yang berada diantara rentang salah atau 0 dan benar atau 1 merupakan wilayah samar. Wilayah ini dapat dimanfaatkan untuk menyatakan dua atau lebih keadaan berada pada saat yang sama dengan kadar atau tingkat yang sama atau berbeda, misalnya “salah” dan “benar” hadir pada saat yang sama dengan tingkat atau kadar “salah” 15 persen dan tingkat atau kadar “benar” 85 persen, atau tingkat yang lainnya [12]. Fuzzy yang tergolong dalam jenis *Fuzzy Inference System* (FIS) terdapat beberapa macam yaitu Tsukamoto, Mamdani, dan Sugeno [11]. Untuk metode fuzzy secara umum digunakan dengan konvensional ataupun hybrid yaitu menggabungkan algoritma lain, misalnya *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) [3].

Beberapa penelitian lain pada penerapan fuzzy konvensional untuk prediksi yaitu oleh Shofwatul uyun [13] untuk prediksi produksi minyak kelapa sawit dengan metode Tsukamoto. *Rule* yang digunakan berdasarkan hasil dari pohon keputusan J48 dan *REPTree* dengan kriteria: banyak, permintaan, dan persediaan dari kelapa sawit. Pohon keputusan tersebut menunjukkan nilai dengan hasil akurasi 63,49%. Pada penelitian lain, penerapan *Fuzzy Inference System* dilakukan oleh Tundo [10] untuk memprediksi produksi kain tenun berdasarkan konsep Tsukamoto dan Sugeno Pohon keputusan J48 memiliki *rule* dengan kriteria biaya produksi, permintaan, dan stok. Pohon keputusan FIS Tsukamoto menghasilkan nilai akurasi 92,05%. Penelitian lain oleh Iftikhar [14] untuk mendeteksi secara otomatis kegagalan proses menggunakan logika fuzzy dikombinasikan *image processing* dengan hasil akurasi 97,6%. Di penelitian lain oleh Desy [15] dengan menggunakan metode fuzzy time series *Markov Chain* model untuk prediksi jumlah produksi ayam potong dengan hasil akurasi mencapai 98,4%.

Sedangkan penelitian sebelumnya untuk penerapan *fuzzy hybrid* dengan metode ANFIS dilakukan oleh Sara Salehi [3] untuk prediksi kunjungan wisatawan pada industri pariwisata di Siprus dengan akurasi 87,74%. Sementara pada prediksi produksi padi oleh Rakhmawati [4] menghasilkan akurasi prediksi 96,87%. Penelitian lain menggunakan metode ANFIS yang

dikombinasikan dengan ANN dilakukan oleh Trach [16] untuk memprediksi indeks kualitas air. Hasilnya akurasi prediksi mencapai 96,4%. Pada bidang kesehatan juga dilakukan penelitian menggunakan metode ANFIS yang dikombinasikan dengan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) oleh Shafiekhani [17] untuk prediksi terjadinya COVID-19 dengan tingkat akurasi prediksi mencapai 97,5%. Penelitian di bidang perawatan mesin oleh Gougam [18] untuk memprediksi sisa umur pakai dari bearing menggunakan ANFIS dengan hasil akurasi prediksi mencapai 95,6%.

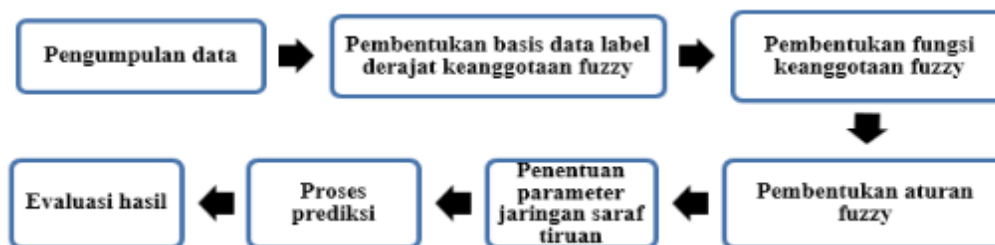
ANFIS merupakan metode *inferensi Fuzzy* dengan metode Takagi Sugeno Kang (TSK). Metode fuzzy TSK mempunyai kelemahan karena hanya bisa diterapkan dengan basis aturan padat yang masing-masing mencakup seluruh input domain, sehingga apabila data yang digunakan terdistribusi tidak merata, terlalu jarang atau terlalu padat maka akan sulit dalam pembentukan aturan dasar[19]. Pengelompokan data sebelum diinputkan ke modul menjadi solusi seperti yang dijelaskan oleh Wang ada penelitiannya [20].

Pada penelitian ini akan prediksi hasil produksi dengan metode ANFIS dengan sebelumnya dilakukan pembuatan basis aturan pada data dengan menggunakan penerapan konsep algoritma K-means. Algoritma K means di pilih karena sangat sederhana, mudah diterapkan, bisa menyelesaikan masalah pengelompokan apapun, serta bisa bekerja dengan saat baik pada data yang beragam [21].

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan dari penelitian bisa dilihat pada Gambar 1, dimana terdapat 7 tahapan dimulai dari pengumpulan data, pembentukan basis data label derajat keanggotaan fuzzy, pembentukan fungsi keanggotaan fuzzy, pembentukan aturan fuzzy, penentuan parameter jaringan saraf tiruan, proses prediksi, dan evaluasi hasil.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

### 2.2 Pengumpulan Data

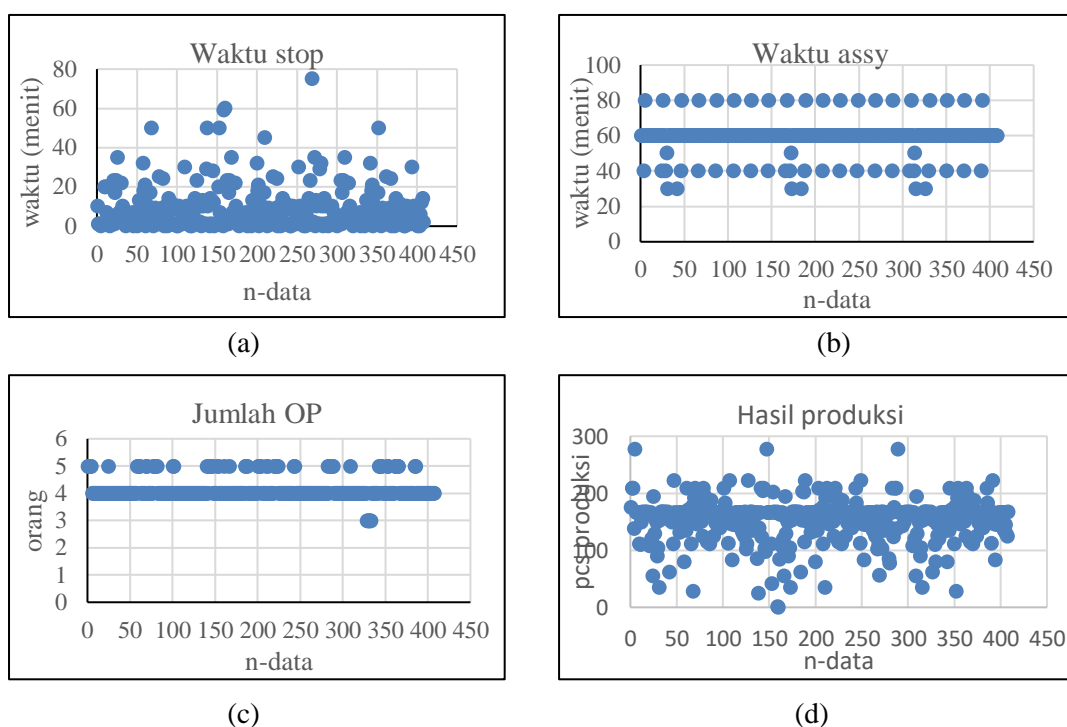
Dataset dalam penelitian ini merupakan data primer yang berasal dari sebuah perusahaan industri perakitan komponen sabuk pengaman kendaraan yang terletak di kabupaten Karawang. Data merupakan kriteria yang berpengaruh pada hasil produksi. Seperti dilihat pada Tabel 1, lama waktu assy dalam satuan menit, jumlah operator yang berkerja dalam satuan orang dan lama waktu line berhenti dalam satuan menit merupakan 3 variabel input yang digunakan. Sedangkan variabel output yang digunakan adalah jumlah hasil produksi dalam satuan pcs. Data tersebut merupakan data produksi yang diambil dalam kurun waktu per satu jam. Data diambil dari tanggal 26 juli 2023 sampai 8 September 2023 dengan total terdapat 408 data.

Tabel 1. Data Set Prediksi

Jam ke-	Waktu assy (menit)	Waktu line berhenti (menit)	Jumlah Operator (orang)	Hasil produksi (pcs)
1	60	10	5	175

2	60	1	5	209
3	60	1	5	209
4	40	1	5	139
5	80	0	5	278
6	60	1	4	167
7	60	1	4	167
8	60	1	4	167
9	60	1	4	167
10	60	20	4	112
:	:	:	:	:
:	:	:	:	:
406	60	1	4	167
407	60	0	5	209
408	60	14	4	124

Sedangkan sebaran data set adalah ditunjukkan pada Gambar 2, dimana basis datanya terdapat penyebaran sehingga beberapa data mempunyai jarak cukup jauh.



Gambar 2. Sebaran Data Set. (a) waktu lini berhenti dengan satuan menit. (b) waktu lini melakukan produksi dengan satuan menit. (c) Jumlah pekerja dengan satuan orang. (d) Jumlah hasil produksi dengan satuan pcs

## 2.2 Pembentukan Basis Data Label Derajat Keanggotaan Fuzzy

Pada tahap ini dataset yang ada kemudian dilakukan transformasi. ANFIS merupakan metode inferensi Fuzzy dengan metode Takagi Sugeno Kang (TSK). Metode Fuzzy TSK mempunyai kelemahan karena hanya bisa diterapkan dengan basis aturan padat yang masing-masing mencakup seluruh input domain. Pendekatan interpolasi fuzzy digunakan untuk menangani permasalahan ini. Masing masing variabel pada data set yang akan diinputkan pada ANFIS dikelompokkan terlebih dahulu menggunakan algoritma K-means. Algoritma K-means dipilih karena mudah diimplementasikan, mudah dimengerti, komputasi rendah dan konvergensi yang cepat. Secara sederhana algoritma K-Means dimulai dari tahap berikut :

1. Pilih K buah titik centroid.
2. Menghitung jarak data dengan centroid.
3. Update nilai titik centroid.
4. Ulangi langkah 2 dan 3 sampai nilai dari titik centroid tidak lagi berubah

Algoritma K means berjalan untuk meminimalkan jumlah jarak internal (*Sum of Squares Within Clusters—SSE*) antara data dan centroid dengan Persamaan (1).

Dalam persamaan ini, jarak ukur adalah jarak *Euclidean* yang diberikan oleh Persamaan (2) dan (3):

$$SSE = \sum_{K=1}^K \sum_{i=1}^{nq} dist (xi - ck)^2 \quad (1)$$

di mana notasi  $ck$  menunjukkan pusat cluster  $K$ ,  $xi$  adalah objek ke- $i$  dari cluster ke- $K$ ,  $nq$  adalah jumlah elemen pada setiap cluster dan  $K$  adalah nomor cluster. Sedangkan notasi  $d$  menunjukkan setiap jumlah dimensi dari setiap objek pada kumpulan data, notasi  $D$  mewakili dimensi terakhir dari setiap objek dan notasi  $nk$  adalah jumlah objek di masing-masing cluster. Proses ini diulang sampai kriteria berhenti tercapai.

$$dist (xi, ck) = \sqrt{\sum_{d=1}^D (xi, d - ck, d)^2} \quad (2)$$

$$ck = \frac{1}{nk} \sum_{i=1}^{nk} x^k_i \quad (3)$$

Untuk data akhir hasil dari transformasi data menggunakan algoritma K-means ditunjukkan pada Tabel 2, dimana terdapat 3 *cluster* data dari masing masing variabel input yang dinotasikan C1 untuk *cluster* kesatu, C2 untuk *cluster* kedua dan C3 untuk *cluster* ketiga. Sedangkan untuk variabel output terdapat 6 *cluster* data yang dinotasikan mulai dari C1 untuk *cluster* kesatu sampai C6 untuk *cluster* keenam.

Tabel 2. Data Setelah Transformasi

Waktu assy (menit)		Waktu line berhenti (menit)		Jumlah Oerator (orang)		Hasil produksi (pcs)	
Nilai	Kel	Nilai	Kel	Nilai	Kel	Nilai	Kel
60	C2	10	C3	5	C2	175	C2
60	C2	1	C1	5	C2	209	C3
60	C2	1	C1	5	C2	209	C3
40	C1	1	C1	5	C2	139	C2
80	C3	0	C1	5	C2	278	C3
60	C2	1	C1	4	C1	167	C2
60	C2	1	C1	4	C1	167	C2
60	C2	1	C1	4	C1	167	C2
60	C2	1	C1	4	C1	167	C2
60	C2	20	C4	4	C1	112	C1
:	:	:	:	:	:	:	:
60	C2	1	C1	4		167	C2
60	C2	0	C1	5		209	C3
60	C2	14	C3	4		124	C1

### 2.3 Pembentukan Basis Data Label Derajat Keanggotaan Fuzzy

Dengan menggunakan dataset yang masing masing variabel input dan variabel output nya sudah dibuat *cluster* data, kemudian dilakukan perubahan nama setiap label *cluster* dari variabel input dan variabel output ke format linguistik yang mudah dipahami oleh manusia. Pada variabel input dengan label waktu assy terdapat cluster C1, C2 dan C3 kemudian diganti menjadi sebentar, sedang dan lama. Sedangkan pada variabel input dengan label waktu berhenti *cluster* C1, C2, C3, C4, C5 diubah menjadi label linguistik sebentar, agak sebentar, cukup, agak lama dan lama. Adapaun variabel input jumlah operator dengan label cluster C1 dan C2 diubah menjadi label linguistik sedikit dan banyak. Sedangkan pada variabel output hasil produksi dengan label cluster C1, C2, C3 diubah menjadi label linguistik sedikit, sedang dan banyak. Adapun perubahan *cluster* data set menjadi label linguistik diperlihatkan pada Tabel 3.

Tabel. 3 Data Dengan label Linguistik

Waktu assembly	Waktu berhenti	Jumlah operator	Hasil produksi
sedang	Cukup	banyak	sedang
sedang	Sebentar	banyak	banyak
sedang	Sebentar	banyak	banyak
sebentar	Sebentar	banyak	sedang
lama	Sebentar	banyak	banyak
sedang	Sebentar	sedikit	sedang
sedang	Sebentar	sedikit	sedang
sedang	Sebentar	sedikit	sedang
sedang	Sebentar	sedikit	sedang
sedang	agak lama	sedikit	sedikit
:	:	:	:
Sedang	Sebentar	sedikit	sedang
Sedang	Sebentar	banyak	banyak
Sedang	Cukup	sedikit	sedikit

Berdasarkan data label linguistik variabel input dan variabel ouput maka dibuatkan aturan fuzzy. Total terdapat 22 aturan fuzzy yang dibentuk seperti yang ditunjukan pada Tabel 4.

Tabel. 4 Pembentukan Aturan Fuzzy

Nomor	Waktu assembly	Waktu berhenti	Jumlah operator	Hasil produksi
1	Lama	agak lama	sedikit	Sedikit
2	Lama	agak sebentar	sedikit	Sedikit
3	Lama	sebentar	banyak	Sedang
4	Lama	sebentar	sedikit	Sedikit
5	sebentar	agak lama	sedikit	Sedang
6	sebentar	cukup	sedikit	Banyak
7	sebentar	lama	sedikit	Sedikit
8	sebentar	sebentar	banyak	Banyak
9	sebentar	sebentar	sedikit	Banyak
10	Sedang	agak lama	banyak	Sedang
11	Sedang	agak lama	sedikit	Sedikit
12	Sedang	agak sebentar	banyak	Banyak
13	Sedang	agak sebentar	sedikit	Sedang
14	Sedang	cukup	banyak	Sedang
15	Sedang	cukup	sedikit	Sedang

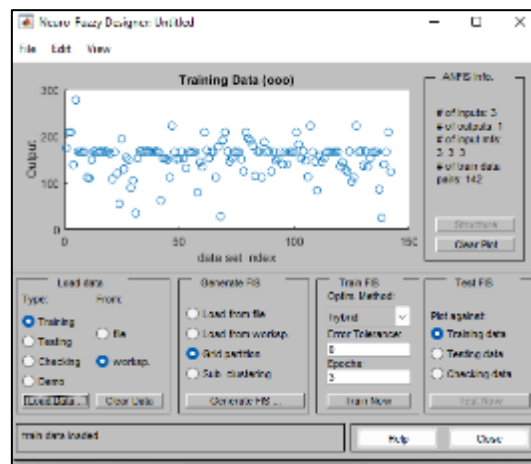
16	Sedang	cukup	sedikit	Sedikit
17	Sedang	cukup	sedikit	Sedang
18	Sedang	lama	banyak	Sedikit
19	Sedang	lama	sedikit	Sedikit
20	Sedang	sangat lama	sedikit	Sedikit
21	Sedang	sebentar	banyak	Banyak
22	Sedang	sebentar	sedikit	Sedang

## 2.4 Proses Prediksi ANFIS

Pada tahap ini, dataset yang telah ditransformasi kemudian diinputkan ke dalam ANFIS. Untuk membuat model sistem ANFIS dibantu oleh perangkat lunak Matlab versi 2021b.

### 2.4.1 Load data

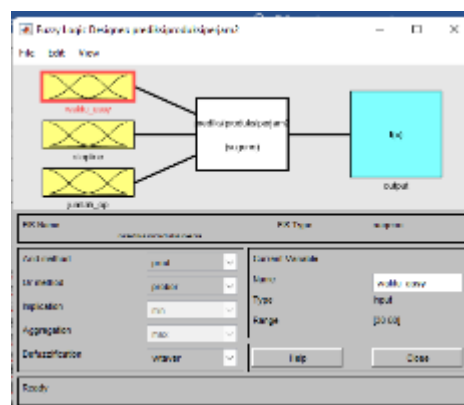
Data set awal diinputkan kedalam ANFIS. Sebaran data bisa dilihat pada Gambar 3 yang merupakan tangkapan layar aplikasi matlab ketika input data. Terlihat beberapa data tersebar dengan posisi jarang



Gambar 3. Load Data ANFIS

### 2.4.2 Generate FIS

Pada Langkah ini data yang diinputkan di bagi melalui opsi “Grid Partion”. Untuk FIS propertiis ditunjukkan pada Gambar 4. Terdapat tiga variabel input dengan nama label waktu assembly, stopline dan jumlah\_OP. Adapun untuk variabel output ada 1 label dengan nama output. Sedangkan fungsi fuzzy yang digunakan adalah metode Sugeno.



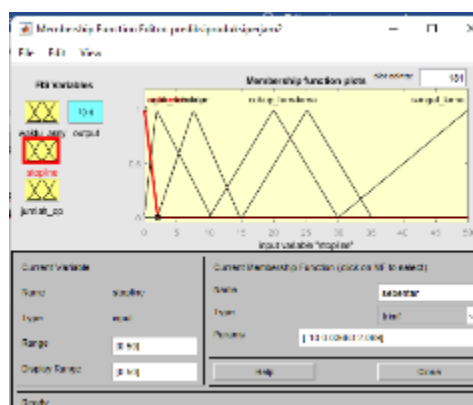
Gambar 4. FIS Propertiis

Pada penyetingan FIS properti variabel input waktu assembly ditunjukkan pada Gambar 5, dengan nama label variabel sebentar, normal dan lama. Derajat keanggotaan masing masing label dibuat berdasarkan pengelompokan basis data yang sudah dilakukan sebelumnya.



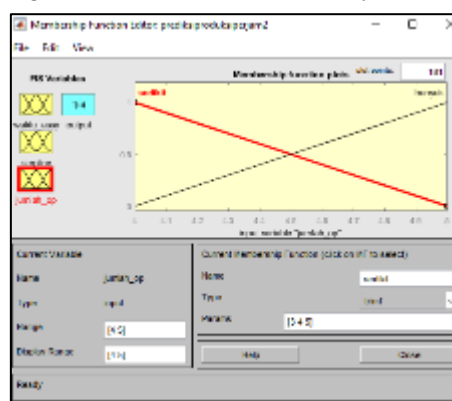
Gambar 5. Fungsi Keanggotaan Input Waktu Assembly

Sedangkan variabel input stopline ditunjukkan pada Gambar 6. Terdapat 5 label dengan nama sebentar, agak sebentar, cukup lama, lama dan sangat lama. Derajat keanggotaan masing masing label dibuat berdasarkan pengelompokan basis data yang sudah dilakukan sebelumnya.



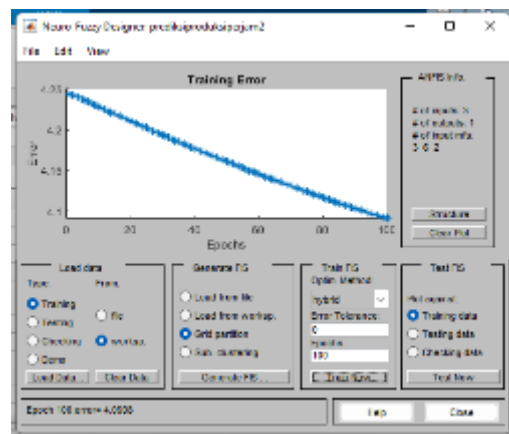
Gambar 6. Fungsi Keanggotaan Input Jumlah Operator

Adapun variabel input jumlah\_OP ditunjukkan oleh Gambar 7, terdapat 2 label dengan nama sedikit dan banyak. Derajat keanggotaan masing masing label dibuat berdasarkan pengelompokan basis data yang sudah dilakukan sebelumnya.



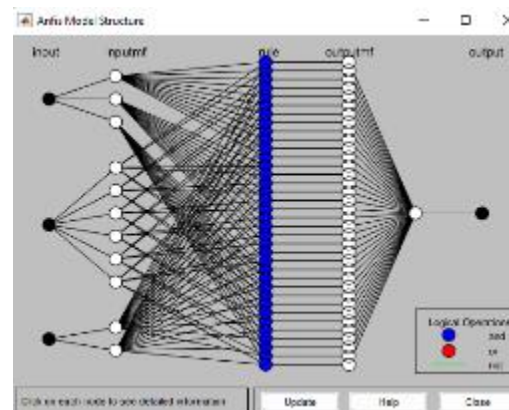
Gambar 7. Fungsi Keanggotaan Input Waktu Stopline

Parameter setting training setting yang diterapkan antara lain toleransi error 0, metode training Hybrid dan epoch 100. Dari hasil training didapat error 4,0908 pada epoch 100 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.



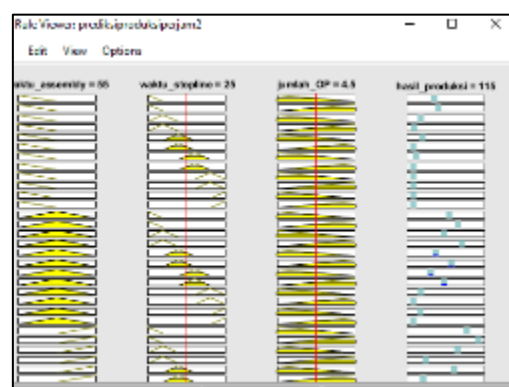
Gambar 8. Setting Parameter Jaringan

Sedangkan jaringan struktur ANFIS ditunjukkan pada Gambar 9, dengan pola 3 input, 10 neuron input dan 1 output.



Gambar 9. Struktur jaringan ANFIS

Adapun tangkapan layar dari aturan fuzzy yang dibentuk dilihat di Gambar 10, dimana terdapat 22 aturan fuzzy seperti yang dijelaskan pada Tabel 4 yang didapat dari hasil pengelompokan data.



Gambar 10. Aturan fuzzy yang dibentuk

#### 2.4.3 Menghitung error peramalan

Peramalan tidak selalu akan mendapat hasil yang tepat sehingga perlu ada pengawasan agar dapat diketahui sesuai atau tidaknya metode peramalan yang telah digunakan. Pengawasan yang bisa dilakukan bisa dengan cara membandingkan hasil peramalan dengan kenyataan yang

terjadi. Penggunaan teknik peramalan yang menghasilkan penyimpangan terkecil merupakan teknik peramalan yang paling sesuai untuk digunakan [22].

Pada penelitian ini, digunakan metode pengukuran nilai error dengan menggunakan metode *Average Forecasting Error Rate* (AFER). Metode AFER digunakan untuk mengetahui besarnya kesalahan yang terjadi pada data hasil peramalan terhadap data aktual. Berikut merupakan persamaan tentang cara perhitungan AFER [23].

$$AFER = \frac{(A_i - F_i)/A_i}{n} \times 100\% \quad (4)$$

Pada perhitungan AFER  $A_i$  merupakan nilai data aktual pada data ke- $i$  dan  $F_i$  merupakan nilai hasil peramalan untuk data ke- $i$ . Adapun  $n$  merupakan banyaknya dari suatu data dan bilangan. Nilai AFER adalah nilai yang menyatakan persentase selisih antara data prediksi dengan data aktual. Seperti ditunjukkan pada Tabel 5, dengan nilai error yang semakin kecil maka tingkat keakurasian dapat dikatakan semakin baik [24].

Tabel 5. Kriteria Penilaian AFER

AFER	Pengertian
<10%	Sangat baik
10%-20%	Baik
20%-50%	Cukup
>50%	Buruk

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap evaluasi hasil ini dilakukan prediksi dari sistem ANFIS yang dijalankan. Pada Tabel 6 ditunjukkan perbandingan antara nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi pelatihan ANFIS + K means pada 20 baris pertama dari dataset. Dengan menggunakan metode pengukuran *Average Forecasting Error Rate* (AFER) didapat tingkat error sebesar 0,000007 atau akurasi prediksi sebesar 99,999993%.

Tabel 6. Hasil Prediksi Pelatihan ANFIS + K-means

Waktu assy	Waktu stop	Jumlah op	Hasil produksi	Prediksi pelatihan Anfis + K-means
60	10	5	175	175
60	1	5	209	208
60	1	5	209	208
40	1	5	139	139
80	0	5	278	278
60	1	4	167	168
60	1	4	167	168
60	1	4	167	168
60	1	4	167	168
60	20	4	112	114
60	20	4	110	114
60	7	4	150	150
60	1	4	168	168
60	1	4	167	168
60	1	4	167	168

60	0	4	168	168
60	1	4	167	168
60	1	4	168	168
60	1	4	167	168
60	2	4	163	165

Adapun hasil prediksi dari pelatihan ANFIS dengan dataset yang diinputkan langsung tanpa dilakukan pengelompokan basis data ditunjukkan pada Tabel 7, dimana dengan menggunakan metode pengukuran *Average Forecasting Error Rate* (AFER) didapat tingkat error sebesar 0,000023 atau akurasi prediksi sebesar 99,999977%.

Tabel 7. Hasil Prediksi Pelatihan ANFIS

Waktu assy	Waktu stop	Jumlah OP	Hasil produksi	Prediksi ANFIS
60	10	5	175	177
60	1	5	209	208
60	1	5	209	208
40	1	5	139	139
80	0	5	278	278
60	1	4	167	167
60	1	4	167	167
60	1	4	167	167
60	1	4	167	167
60	20	4	112	112
60	20	4	110	112
60	7	4	150	151
60	1	4	168	167
60	1	4	167	167
60	1	4	167	167
60	0	4	168	168
60	1	4	167	167
60	1	4	168	167
60	1	4	167	167
60	2	4	163	164

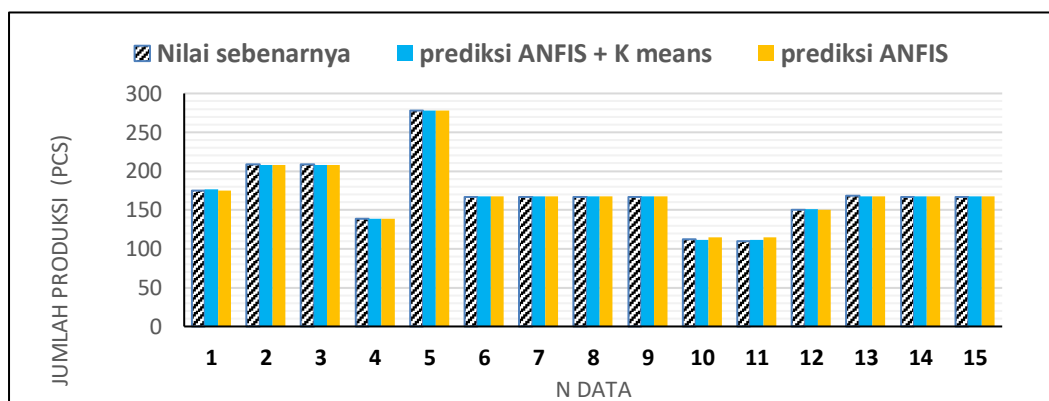
Setelah proses training dari sistem ANFIS dijalankan didapat hasil prediksi Untuk melakukan evaluasi dari model ANFIS yang dibuat, dilakukan pengujian metode AFER. Data uji adalah data produksi pada 14 hari terakhir. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 8. Sebagai pembandingan, dilakukan juga model ANFIS menggunakan dataset yang sama, setting dan jumlah variabel FIS yang sama tetapi tidak dilakukan optimasi dengan K-means. Hasilnya juga ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel. 8 Hasil Pengujian

Waktu assy	Waktu stop	Jumlah op	Hasil produksi	Prediksi ANFIS + K-means	Prediksi ANFIS
60	10	5	175	176,5132	174,8228
60	1	5	209	207,9697	208,2532
60	1	5	209	207,9697	208,2532
40	1	5	139	138,9998	138,9998
80	0	5	278	277,9998	277,9998
60	1	4	167	167,2763	167,592
60	1	4	167	167,2763	167,592

60	1	4	167	167,2763	167,592
60	1	4	167	167,2763	167,592
60	20	4	112	111,7011	114,486
60	20	4	110	111,7011	114,486
60	7	4	150	150,9823	150,408
60	1	4	168	167,2763	167,592
60	1	4	167	167,2763	167,592
60	1	4	167	167,2763	167,592
AFER				0,109%	0,347%

Dari Tabel 8 bisa dilihat bahwa ANFIS dengan Optimasi K-means mendapatkan nilai AFER lebih kecil yaitu 0,109% atau akurasi prediksi 99,891%. Sedangkan ANFIS saja mempunyai AFER 0,347% atau tingkat akurasi prediksinya 99,653%. Untuk grafik prediksinya bisa dilihat pada Gambar 10. Dari data prediksi tersebut dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma K-means untuk mengelompokkan data pada penentuan label derajat keanggotaan fuzzy pada ANFIS mempunyai pengaruh 0,238% untuk meningkatkan akurasi prediksi dari prediksi ANFIS 99,653% menjadi 99,891%.



Gambar 10. Perbandingan Hasil Prediksi ANFIS dengan ANFIS+K-means

#### 4. KESIMPULAN

1. Metode ANFIS sangat handal untuk digunakan sebagai metode prediksi pada kondisi dengan banyak faktor yang mempengaruhi karena mempunyai nilai akurasi prediksi yang tinggi sebesar 99,653%
2. Pada proses prediksi dengan menggunakan ANFIS yang dioptimasi menggunakan algoritma pengelompokan data K means mempunyai akurasi lebih baik sebesar 0,238% dibanding dengan prediksi ANFIS dengan penentuan label derajat keanggotaan fuzzy secara sembarang.

#### 5. SARAN

Pada penelitian ini, algoritma pengelompokan menggunakan K means, sehingga pada penelitian selanjutnya bisa digunakan algoritma pengelompokan basis data lain seperti FCM ataupun DBSCAN sehingga bisa didapat hasil prediksi yang lebih akurat. Selain itu pada penelitian ini menggunakan dataset tertutup sehingga perlu dilakukan perbandingan dengan menggunakan dataset terbuka untuk melihat validasi dari akurasi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Tangkuman, "Machine Condition Prognostics: the State of the Art," *Jurnal Tekno Mesin*, vol. 4, no. 2, pp. 95–100, 2021.
- [2] T. E. Salais-Fierro, J. A. Saucedo-Martinez, R. Rodriguez-Aguilar, and J. M. Vela-Haro, "Demand prediction using a soft-computing approach: A case study of automotive industry," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 10, no. 3, Feb. 2020, doi: 10.3390/app10030829.
- [3] S. Salehi, "Employing a Time Series Forecasting Model for Tourism Demand Using ANFIS," *Journal of Information and Organizational Sciences*, vol. 46, no. 1, pp. 157–172, Jun. 2022, doi: 10.31341/jios.46.1.9.
- [4] D. Rakhmawati, U. Purwokerto, and S. AMIKOM Purwokerto Abstrak, "Prediksi Luas Panen dan Produksi Padi di Kabupaten Banyumas Menggunakan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)."
- [5] H. Putra and N. Ulfa Walmi, "Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 100–107, Sep. 2020, doi: 10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107.
- [6] D. Hutabarat, Solikhun, M. Fauzan, A. P. Windarto, and F. Rizki, "Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Hasil Panen Tanaman Sayuran," *BIOS: Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer*, vol. 2, no. 1, pp. 21–29, Mar. 2021, doi: 10.37148/bios.v2i1.18.
- [7] V. Kasthuri and S. Selvakumar, "Forecasting Foodgrains Production Using Arima Model and Neural Network," *American Journal of Neural Networks and Applications*, vol. 7, no. 2, p. 30, 2021, doi: 10.11648/j.ajna.20210702.12.
- [8] H. E. B. Sakti, S. Amri, and E. Nursanto, "Aplikasi Regresi Linier Untuk Menentukan Perkiraan Produksi Gas di Struktur Musi Barat Tahun 2014 Hingga 2024 PT Pertamina EP Asset 2 Field Pendopo," *Institut Teknologi Nasional Yogyakarta*, no. 2012, pp. 275–279, 2014.
- [9] Y. Muharni, "Aplikasi Fuzzy Neural Network dan PSO pada Rancangan Jaringan Rantai Pasok," 2017.
- [10] "APPLICATION OF THE FUZZY INFERENCE SYSTEM METHOD TO PREDICT THE NUMBER OF WEAVING FABRIC PRODUCTION (1) Tundo, (2) Enny Itje Sela."
- [11] S. Saifullah and P. Korespondensi, "FUZZY INFERENCE SYSTEM MAMDANI DALAM PREDIKSI PRODUKSI KAIN TENUN MENGGUNAKAN RULE BERDASARKAN RANDOM TREE FUZZY INFERENCE SYSTEM MAMDANI IN PREDICTION OF WOVEN FABRIC PRODUCTION USING RULE BASED ON RANDOM TREE," vol. 9, no. 3, pp. 443–452, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202294212.
- [12] M. Afdhal, D. Saputra, W. Safitri, T. Informatika, S. Informasi, and F. I. Komputer, "SISTEM INFORMASI PREDIKSI ANGKA PRODUKSI PADA NILA CAKE BERBASIS WEB METODA FUZZY," vol. 9, 2021, doi: 10.21063/jtif.2021.v9.1.
- [13] Shofwatul 'Uyun, "KONSEP DECISION TREE REPTREE UNTUK MELAKUKAN OPTIMASI RULE DALAM FUZZY INFERENCE SYSTEM TSUKAMOTO DECISION

- TREE REPTREE CONCEPT TO DO RULE OPTIMIZATION IN TSUKAMOTO FUZZY INFERENCE SYSTEM,” vol. 9, no. 3, pp. 513–522, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202292601.
- [14] K. Iftikhar, S. Anwar, M. T. Khan, and Y. A. Djawad, “An Intelligent Automatic Fault Detection Technique Incorporating Image Processing and Fuzzy Logic,” in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Jun. 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1244/1/012035.
- [15] Desy Ika Puspitasari and Mochammad Arif Afianto, “Implementasi Fuzzy Time Series Markov Chain Model (Ftsmcm) Dalam Prediksi Jumlah Produksi Ayam Potong,” *Jurnal Teknologi Informasi Universitas Lambung Mangkurat (JTIULM)*, vol. 2, no. 2, pp. 45–50, 2017, doi: 10.20527/jtiulm.v2i2.19.
- [16] R. Trach, Y. Trach, A. Kiersnowska, A. Markiewicz, M. Lendo-Siwicka, and K. Rusakov, “A Study of Assessment and Prediction of Water Quality Index Using Fuzzy Logic and ANN Models,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 9, May 2022, doi: 10.3390/su14095656.
- [17] S. Shafiekhani, P. Namdar, and S. Rafiei, “A COVID-19 forecasting system for hospital needs using ANFIS and LSTM models: A graphical user interface unit,” *Digit Health*, vol. 8, Mar. 2022, doi: 10.1177/20552076221085057.
- [18] F. Gougam, C. Rahmoune, D. Benazzouz, C. Varnier, and J. M. Nicod, “Health Monitoring Approach of Bearing : Application of Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) for RUL-Estimation and Autogram Analysis for Fault-Localization,” *Proceedings - 2020 Prognostics and Health Management Conference, PHM-Besancon 2020*, pp. 200–206, 2020, doi: 10.1109/PHM-Besancon49106.2020.00040.
- [19] J. Li, L. Yang, Y. Qu, and G. Sexton, “An extended Takagi–Sugeno–Kang inference system (TSK+) with fuzzy interpolation and its rule base generation,” *Soft comput*, vol. 22, no. 10, pp. 3155–3170, May 2018, doi: 10.1007/s00500-017-2925-8.
- [20] G. Wang, J. Hao, J. Mab, and L. Huang, “A new approach to intrusion detection using Artificial Neural Networks and fuzzy clustering,” *Expert Syst Appl*, vol. 37, no. 9, pp. 6225–6232, Sep. 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2010.02.102.
- [21] R. Xu and D. Wunsch, “Survey of clustering algorithms,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 16, no. 3, pp. 645–678, May 2005. doi: 10.1109/TNN.2005.845141.
- [22] C. Rahmad, Moch. F. Ramadhani, and D. Puspitasari, “Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara Dengan Menggunakan Metode Time Invariant Fuzzy Time Series (Studi Kasus : Wisata Kabupaten Pasuruan),” *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 4, no. 3, p. 195, 2018, doi: 10.33795/jip.v4i3.206.
- [23] T. A. Jilani, S. Muhammad, A. Burney, and C. Ardil, “Fuzzy Metric Approach for Fuzzy Time Series,” vol. 4, no. 7, pp. 1194–1199, 2010.
- [24] A. Rahmadiani and W. Anggraeni, “Implementasi Fuzzy Neural Network untuk Memperkirakan Jumlah Kunjungan Pasien Poli,” vol. 1, pp. 1–5, 2012.