

Prediksi Kualitas Penyolderan pada Mesin Solder Wave Menggunakan Metode FIS dan ANFIS Model Sugeno

Solihin^{*1}, Rifki Muhendra², Alloysisus Vendhi Prasmaro³, Al Munawir⁴

^{1,2,3} Universitas Bhayangkara Jakarta Raya; Jalan Raya Perjuangan Bekasi

⁴Jurusan Mesin, FTEKNIK UTU, Meulaboh

e-mail: ^{*1}solihin@dsn.ubharajaya.ac.id, ²rifki.muhendra@dsn.ubharajaya.ac.id ,

³alloysisus.vendhi@dsn.ubharajaya.ac.id, ⁴almunawir@utu.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kualitas proses penyolderan menggunakan mesin solder wave dengan memanfaatkan metode Fuzzy Inference System (FIS) model Sugeno dan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Penyolderan merupakan tahap kritis dalam produksi PCB (Printed Circuit Board), di mana kualitasnya dipengaruhi oleh parameter seperti suhu solder, kecepatan konveyor, dan volume fluks. Pendekatan tradisional seperti inspeksi visual dinilai kurang efektif karena rentan terhadap human error. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan FIS Sugeno dan ANFIS untuk memodelkan hubungan non-linear antara parameter proses dan kualitas penyolderan, yang diukur melalui Defect Per Opportunity (DPO). Data diperoleh dari proses produksi aktual dan diolah menggunakan MATLAB. FIS Sugeno diaplikasikan dengan fuzzifikasi, pembuatan aturan, dan defuzzifikasi, sementara ANFIS menggabungkan jaringan saraf dengan logika fuzzy untuk optimasi berbasis data. Hasil penelitian menunjukkan kedua model mampu memprediksi DPO dengan akurasi tinggi, ditunjukkan oleh nilai Root Mean Squared Error (RMSE) yang sangat kecil (0.00179 untuk FIS Sugeno dan 1.31597×10^{-6} untuk ANFIS). ANFIS unggul dalam menangkap kompleksitas non-linear, terutama pada variasi kecepatan konveyor. Simulasi menggunakan SIMULINK membuktikan efektivitas model ini dalam prediksi real-time. Temuan ini memberikan solusi inovatif bagi industri elektronik untuk meningkatkan kualitas penyolderan secara otomatis.

Kata kunci – Wave soldering, FIS Sugeno, ANFIS, prediksi kualitas, DPO.

Abstract

This study aims to predict the quality of the soldering process using a wave soldering machine by utilizing the Sugeno model Fuzzy Inference System (FIS) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) methods. Soldering is a critical stage in PCB (Printed Circuit Board) production, where its quality is influenced by parameters such as solder temperature, conveyor speed, and flux volume. Traditional approaches such as visual inspection are considered less effective because they are prone to human error. Therefore, this study proposes the use of Sugeno FIS and ANFIS to model the non-linear relationship between process parameters and soldering quality, which is measured through Defect Per Opportunity (DPO). Data were obtained from the actual production process and processed using MATLAB. Sugeno FIS was applied with fuzzification, rule making, and defuzzification, while ANFIS combines neural networks with fuzzy logic for data-driven optimization. The results showed that both models were able to predict DPO with high accuracy, indicated by very small Root Mean Squared Error (RMSE) values (0.00179 for FIS Sugeno and 1.31597×10^{-6} for ANFIS). ANFIS excels in capturing non-linear complexity, especially in conveyor speed variations. Simulations using SIMULINK prove the effectiveness of this model in real-time prediction. These findings provide an innovative solution for the electronics industry to improve soldering quality automatically.

Keywords - Wave soldering, FIS Sugeno, ANFIS, quality prediction, DPO.

1. PENDAHULUAN

Penyolderan merupakan proses kritis dalam industri elektronik, terutama dalam pembuatan *PCB* (*Printed Circuit Board*). Kualitas penyolderan yang baik sangat penting untuk memastikan keandalan dan kinerja produk elektronik. Mesin *Solder Wave*, yang banyak digunakan dalam produksi massal, memiliki peran sentral dalam proses ini. Namun, kualitas penyolderan sering kali dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti suhu solder [1], kecepatan conveyor [2], dan penggunaan flux[3]. Ketidakstabilan dalam parameter-parameter ini dapat menyebabkan cacat solder, seperti *solder bridging*, *void*, atau *joint* yang tidak sempurna, yang pada akhirnya mengurangi kualitas produk [1][4].

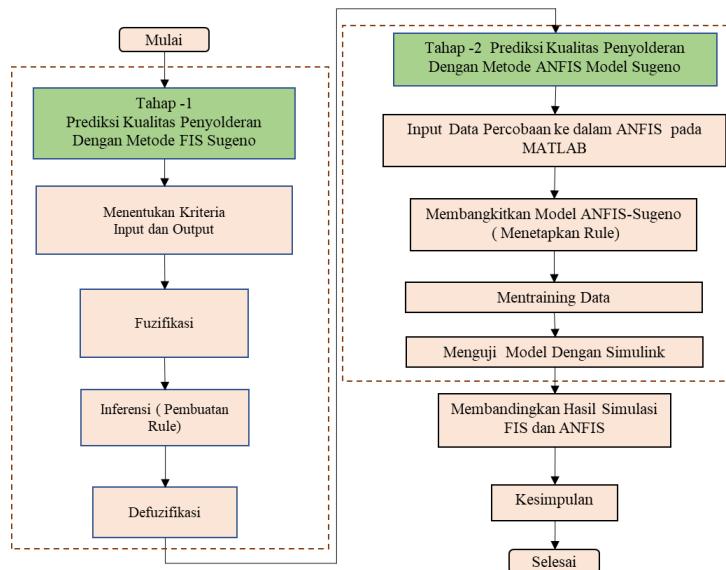
Dalam upaya meningkatkan kualitas penyolderan, pendekatan tradisional seperti kontrol manual dan inspeksi visual sering kali tidak cukup efektif [5] [6]. Metode ini rentan terhadap human error dan kurang mampu menangani kompleksitas proses penyolderan yang melibatkan banyak variabel. Salah satu solusi yang menjanjikan adalah penggunaan metode kecerdasan buatan, seperti *Fuzzy Inference System (FIS)* menggunakan metode Mamdani dan Sugeno.

Fuzzy Inference System (FIS) Mamdani merupakan pendekatan yang paling banyak digunakan karena interpretabilitas dasar dari aturan terkait dan arsitektur yang relatif sederhana, intuitif dan kompatibilitas dengan kontak manusia. Shleeg & Ellabib [7] menyatakan bahwa model *FIS* Mamdani kurang fleksible bila dibandingkan dengan model *FIS* Sugeno. Model *FIS* Sugeno dapat diintegrasikan dengan perangkat *ANFIS* untuk mengoptimalkan output. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kualitas penyolderan menggunakan *FIS* model Sugeno yang akan dibandingkan dengan model *ANFIS*, yang dapat menjadi solusi inovatif bagi industri elektronik.

2. METODE PENELITIAN

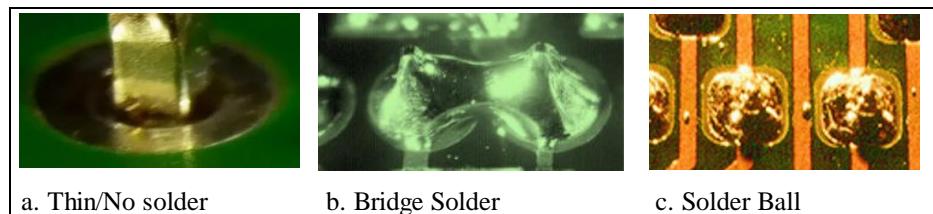
2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini dirancang untuk mengembangkan model prediksi kualitas penyolderan menggunakan metode *Fuzzy Inference System (FIS)* model Sugeno. Metode penelitian ini ditunjukkan pada diagram alir Gambar 1.



2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari proses penyolderan wave yang meliputi parameter seperti suhu solder, kecepatan konveyor, *flux density*. Kualitas penyolderan dinilai berdasarkan inspeksi visual dan pengukuran kuantitatif kecacatan hasil penyolderan, seperti jumlah titik kontak yang tidak tersolder (no solder), keberadaan *solder bridging* dan bola timah (*solder ball*) yang menempel pada *Printed Circuit Board (PCB)* (Gambar 2).



Gambar 2 Cacat Hasil Penyolderan

Data penitian (Tabel 1) dikumpulkan dari produksi aktual dari sebuah industri perakitan papan rangkaian elektronik (*PCB*).

Tabel 1 Data Kualitas Penyolderan

No. Sample	Parameter Percobaan			Jumlah Cacat				DPO (%)
	Volume fluks (mL)	Pre-Heater Temp. (°C)	Conveyor Speed (m/menit)	No solder	Bridge Solder	Solder Ball	Total	
1	3	150	1.5	7	2	7	16	3.36842
2	3	150	1.3	5	1	7	13	2.73684
3	3	150	1.2	4	1	6	11	2.31579
4	3	110	1.5	7	4	7	18	3.78947
5	3	110	1.3	4	4	7	15	3.15789
6	3	110	1.2	4	2	7	13	2.73684
7	3	90	1.5	7	7	7	21	4.42105
8	3	90	1.3	7	4	7	18	3.78947
9	3	90	1.2	7	2	7	16	3.36842
10	2	150	1.5	4	2	7	13	2.73684
11	2	150	1.3	4	2	4	10	2.10526
12	2	150	1.2	2	4	2	8	1.68421
13	2	110	1.5	4	7	4	15	3.15789
14	2	110	1.3	4	4	4	12	2.52632
15	2	110	1.2	4	4	2	10	2.10526
16	2	90	1.5	7	7	4	18	3.78947
17	2	90	1.3	4	7	4	15	3.15789
18	2	90	1.2	4	7	2	13	2.73684
19	1	150	1.5	7	7	2	16	3.36842
20	1	150	1.3	4	7	2	13	2.73684
21	1	150	1.2	2	7	2	11	2.31579
22	1	110	1.5	7	7	4	18	3.78947
23	1	110	1.3	4	7	4	15	3.15789
24	1	110	1.2	4	7	2	13	2.73684
25	1	90	1.5	7	7	7	21	4.42105
26	1	90	1.3	7	7	4	18	3.78947
27	1	90	1.2	7	7	2	16	3.36842

Pengambilan data pada Tabel 1 menggunakan ukuran *printed circuit board (PCB)* = 11 x 15 cm dengan jumlah *solder point* = 475 point.

Pada penelitian ini terdapat beberapa faktor yang ditentukan sebagai variable tetap yaitu

kemiringan konveyor = 5° dan temperatur solder = 252°C

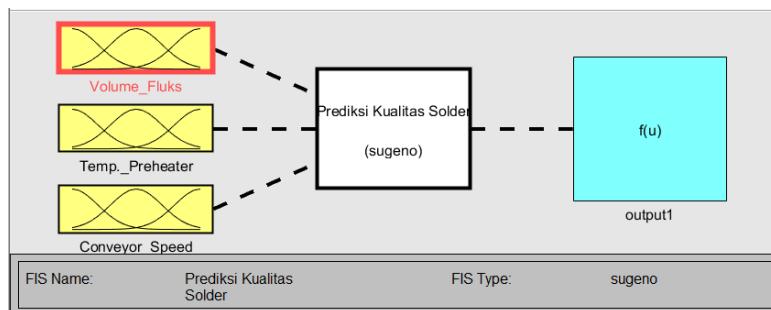
Faktor-faktor yang berubah-ubah ditentukan sebanyak 3 faktor yaitu volume fluks, temperatur preheater dan kecepatan konveyor dengan variable outputnya adalah *DPO* (%), yang menggambarkan kualitas penyolderan.

2.3 Penerapan *Fuzzy Inference System (FIS)* Model Sugeno

Sistem logika fuzzy Sugeno dikenal pula dengan model Takagi-Sugeno-Kang (TSK), dibuat untuk mensimulasikan sistem nonlinier yang kompleks. Metode ini terkenal karena efektif dalam menangani data besar. Basis aturan model Sugeno terdiri dari kondisi (*antecedent*) dan kesimpulan (konsekuensi). *Antecedent* adalah proposisi yang tidak jelas yang melibatkan variabel linguistik. Hasil dari model Sugeno adalah persamaan linier atau konstanta [8].

1. Fuzzifikasi

Langkah awal dari metode FIS Sugeno adalah mentranslasikan data data numerik yang terdapat pada Tabel 1 menjadi data lingusitik menggunakan Tabel 2. Langkah berikutnya membangkitkan model FIS Sugeno seperti pada Gambar 3.



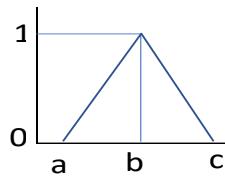
Gambar 3. Struktur *FIS* Prediksi Kualitas Penyolderan Model Sugeno

Fungsi Keanggotaan yang terkait dengan Fuzzy Logic memiliki peran penting dalam menentukan tingkat keanggotaan dalam himpunan fuzzy. Fungsi keanggotaan dapat dikonseptualisasikan sebagai kurva matematika yang menghubungkan titik input data dengan nilai keanggotaan masing-masing (sering disebut sebagai derajat keanggotaan), yang ada dalam kisaran dari 0 hingga 1.

Tabel 2 Variabel Linguistik Penyolderan

Fungsi Input	Variabel	Himpunan	Range	Domain
Input-1	Volume Flux (mL)	Tinggi	[0 - 4]	(2.5 3 3.5)
		Sedang		(1 2 3)
		Rendah		(0.5 1 1.5)
Input-2	Temperatur Preheater ($^\circ\text{C}$)	Tinggi	[60 - 185]	(120 150 170)
		Sedang		(90 110 130)
		Rendah		(80 90 100)
Input-3	Kecepatan Konveyor (m/menit)	Tinggi	[0.8 - 2]	(1.3 1.5 1.7)
		Sedang		(1.2 1.3 1.4)
		Rendah		(1.1 1.2 1.3)

Pemetaan input dari tingkat keanggotaannya dicirikan oleh konfigurasi segitiga, di mana bentuk segitiga dibentuk oleh konjungsi dua segmen linier. Nilai-nilai di dekat b menunjukkan penurunan yang nyata dalam tingkat keanggotaan. Penggambaran fungsi keanggotaan untuk kurva segitiga disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4 Fungsi Keanggotaan Pada Kurva Segitiga

Keterangan: a = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan nol, b = nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan satu, c = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan nol.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{jika } x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{Jika } a < x < b \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{jika } b < x < c \end{cases} \quad (1)$$

2. Pembuatan aturan (*rule*) : Output kinerja kualitas penyolderan setiap aturan dihitung berdasarkan bobot aturan fuzzy.

Dalam metode Sugeno, bobot aturan ditentukan dengan mengambil nilai minimum dari nilai keanggotaan fuzzy yang terlibat dalam aturan tersebut (Tabel 3).

Tabel 3 Rule *FIS* untuk Pemeriksaan Kualitas Penyolderan

Rule	Parameter Percobaan			Output DPO (%)
	Volume fluks	Pre-Heater Temp.	Conveyor Speed	
1	Tinggi	Tinggi	tinggi	3.36842
2	Tinggi	Tinggi	Sedang	2.73684
3	Tinggi	Tinggi	Rendah	2.31579
4	Tinggi	Sedang	Tinggi	3.78947
5	Tinggi	Sedang	Sedang	3.15789
6	Tinggi	Sedang	Rendah	2.73684
7	Tinggi	Rendah	Tinggi	4.42105
8	Tinggi	Rendah	Sedang	3.78947
9	Tinggi	Rendah	Rendah	3.36842
10	Sedang	Tinggi	tinggi	2.73684
11	Sedang	Tinggi	Sedang	2.10526
12	Sedang	Tinggi	Rendah	1.68421
13	Sedang	Sedang	Tinggi	3.15789
14	Sedang	Sedang	Sedang	2.52632
15	Sedang	Sedang	Rendah	2.10526
16	Sedang	Rendah	Tinggi	3.78947
17	Sedang	Rendah	Sedang	3.15789
18	Sedang	Rendah	Rendah	2.73684
19	Rendah	Tinggi	tinggi	3.36842
20	Rendah	Tinggi	Sedang	2.73684
21	Rendah	Tinggi	Rendah	2.31579
22	Rendah	Sedang	Tinggi	3.78947
23	Rendah	Sedang	Sedang	3.15789
24	Rendah	Sedang	Rendah	2.73684
25	Rendah	Rendah	Tinggi	4.42105
26	Rendah	Rendah	Sedang	3.78947
27	Rendah	Rendah	Rendah	3.36842

Agregasi output (Z) dapat dihitung untuk setiap aturan dengan menggunakan fungsi konsekuensi yang sesuai, biasanya merupakan persamaan linier dalam model Sugeno. Analisis regresi linear digunakan untuk menentukan bobot parameter yang digunakan dalam model *FIS* Sugeno. Analisis regresi yang dilakukan dengan menentukan variable independen dan variable dependen dengan menggunakan formula (2). Variabel independen dalam proses penyoldera ini terdiri dari volume fluks (X_1), pre-heater temperature (X_2), dan Conveyor Speed (X_3) dengan variabel dependennya *DPO* (Y). Adapun model regresi linear dihitung menggunakan formula sebagai berikut :

$$Z = aX_1 + bX_2 + cX_3 + d \quad (2)$$

Keterangan : a = koefisien volume Fluks, b = koefisien temperatur *pre-heater* , c = koefisien *conveyor speed* dan d = konstanta (intersep).

3. Defuzzifikasi: Output rata-rata tertimbang biasanya digunakan untuk menggabungkan output dari semua aturan menjadi satu output yang bersifat crisp.

Tabel 4 Output Hasil Defuzzifikasi *FIS* dan *ANFIS* Model Sugeno

No. Sample	Parameter Percobaan			DPO (%)		
	Volume fluks (mL)	Pre-Heater Temp. (°C)	Conveyor Speed (m/menit)	Original Data	FIS SUGENO	ANFIS (SIMULINK)
1	3	150	1.5	3.36842	3.37	3.368
2	3	150	1.3	2.73684	2.74	2.737
3	3	150	1.2	2.31579	2.32	2.316
4	3	110	1.5	3.78947	3.79	3.789
5	3	110	1.3	3.15789	3.16	3.158
6	3	110	1.2	2.73684	2.74	2.737
7	3	90	1.5	4.42105	4.42	4.421
8	3	90	1.3	3.78947	3.79	3.789
9	3	90	1.2	3.36842	3.37	3.368
10	2	150	1.5	2.73684	2.74	2.737
11	2	150	1.3	2.10526	2.1	2.105
12	2	150	1.2	1.68421	1.68	1.684
13	2	110	1.5	3.15789	3.16	3.158
14	2	110	1.3	2.52632	2.53	2.526
15	2	110	1.2	2.10526	2.11	2.105
16	2	90	1.5	3.78947	3.79	3.789
17	2	90	1.3	3.15789	3.16	3.158
18	2	90	1.2	2.73684	2.74	2.737
19	1	150	1.5	3.36842	3.37	3.368
20	1	150	1.3	2.73684	2.74	2.737
21	1	150	1.2	2.31579	2.32	2.316
22	1	110	1.5	3.78947	3.79	3.789
23	1	110	1.3	3.15789	3.16	3.158
24	1	110	1.2	2.73684	2.74	2.737
25	1	90	1.5	4.42105	4.42	4.421
26	1	90	1.3	3.78947	3.79	3.789
27	1	90	1.2	3.36842	3.37	3.368

Fase defuzzifikasi memerlukan transformasi output fuzzy menjadi nilai yang tepat, sebagaimana ditentukan oleh fungsi keanggotaan yang ditetapkan. Berdasarkan hasil pengolahan dari rule yang dibangkitkan melalui aplikasi *FIS* pada Matlab, diperoleh hasil output pada Tabel 4.

4. Validasi Model

Untuk memvalidasi keakuratan hasil pemodelan, maka perlu dievaluasi. Evaluasi performa

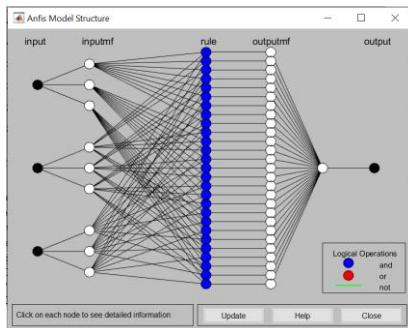
model dilakukan menggunakan metode *Root Mean Squared Error (RMSE)*. Pada umumnya studi evaluasi model biasanya menggunakan *RMSE* [11][12]. Adapun formula untuk mengevaluasi adalah sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (Prediksi_i - Aktual_i)^2}{n}} \quad (3)$$

Berdasarkan hasil analisis *FIS Sugeno* dihasilkan tingkat pentimpangan *RMSE* untuk prediksi kualitas penyolderan menggunakan rumus (3) sebesar 0.00179. Tingkat kesalahan lebih kecil dari 0.05, menunjukkan hasil prediksi dianggap sudah akurat [13].

2.4 Penerapan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Model Sugeno.

ANFIS menerapkan algoritma aturan pembelajaran hybrid yang menggabungkan algoritma *backpropagation* digunakan untuk parameter di Layer 1 dengan metode kuadrat terkecil. Sedangkan yang kedua digunakan untuk melatih parameter (Gambar 5). Fuzzifikasi input merupakan proses transformasi nilai crisp (tegas) menjadi nilai fuzzy dengan menggunakan fungsi keanggotaan (*membership function*) yang mendefinisikan besaran suatu nilai masuk dalam kategori tertentu, seperti "rendah", "sedang", atau "tinggi". Variabel volume fluks, temperatur pre-heater, dan conveyor speed merupakan variabel input pada ANFIS dipartisi menjadi beberapa himpunan fuzzy (Tabel 2). Bentuk fungsi keanggotaan triangular menentukan derajat kebenaran suatu nilai terhadap kategori tersebut. Proses ini memungkinkan sistem menangani ketidakpastian dan non-linearitas dalam data, sebagaimana dijelaskan oleh Jang [14].



Gambar 5 Struktur ANFIS

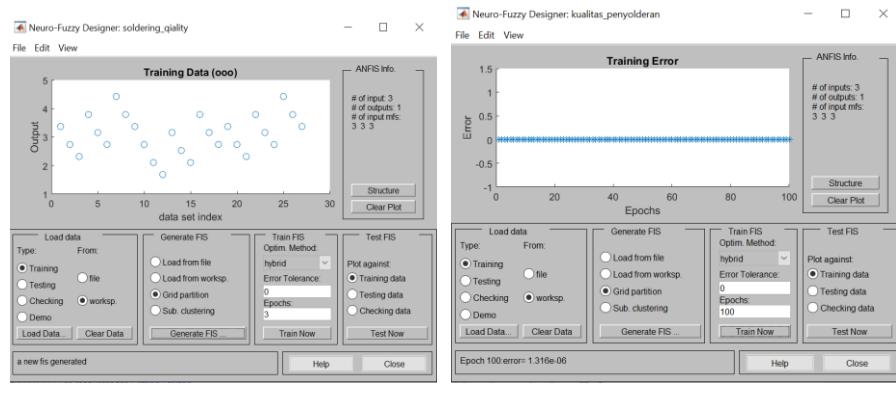
Dalam studi ini pelatihan konfirmasi hasil pelatihan data menggunakan *ANFIS* dan *Simulink* pada aplikasi Matlab.

1. Pembentukan Rule

Pembentukan rule base dalam *ANFIS* melibatkan penyusunan aturan fuzzy (*IF-THEN*) yang menggabungkan himpunan fuzzy dari variabel input untuk memetakan hubungan non-linear antara input-output. Setiap aturan dibangun dari kombinasi linguistik variabel input dengan consequent output berupa *DPO* berdasarkan fungsi linear (model Sugeno) atau konstanta (Tabel 3). Kualitas rule base sangat bergantung pada kelengkapan data dan partisi fuzzy, sebagaimana dijelaskan oleh Takagi & Sugeno [9].

2. Pelatihan Model

Pelatihan model *ANFIS* menggunakan *hybrid learning algorithm* pada aplikasi *MATLAB* versi R2022b (Gambar 6a dan 6b).



a. Loading data

b. Training Data

Gambar 6 Training data menggunakan ANFIS pada MATLAB

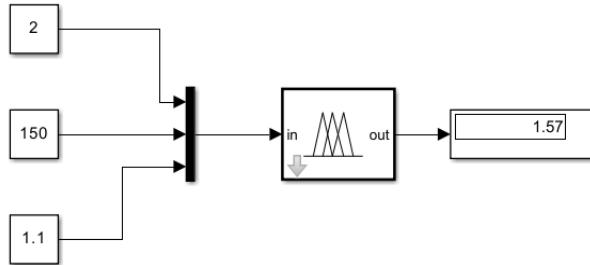
Hybrid learning algorithm menggabungkan *least squares estimation (LSE)* untuk parameter consequent (lapisan linear) dan *gradient descent (backpropagation)* untuk parameter premise (fungsi keanggotaan), sehingga memungkinkan adaptasi simultan terhadap struktur fuzzy dan hubungan *input-output*. Proses ini bertujuan meminimalkan error prediksi (*RMSE*) dengan menyesuaikan bentuk fungsi keanggotaan dan koefisien aturan Sugeno secara iteratif. Efisiensi pelatihan *ANFIS* dalam menangani data non-linear dan konvergensi yang cepat dibuktikan oleh Jang [10], yang menunjukkan bagaimana metode hybrid ini mengatasi keterbatasan pelatihan murni gradient-based. Pada pelatihan tersebut algoritma menggunakan sebanyak 100 epoch dengan target error < dari 0.05.

3. Validasi Model

Validasi model *ANFIS* dilakukan untuk memastikan generalisasi kemampuan prediksi sistem dengan menguji performa pada data yang tidak digunakan selama pelatihan. Metrik evaluasi *Root Mean Squared Error (RMSE)*, digunakan untuk mengukur akurasi prediksi. Dari hasil pelatihan diperoleh nilai *RMSE* sebesar 1.31597×10^{-6} . Nilai kesalahan tersebut < 0.05, menunjukan hasil pelatihan sudah sangat akurat [11].

4. Implementasi Prediksi

Implementasi prediksi menggunakan *ANFIS* melibatkan penggunaan model yang telah dilatih untuk menghasilkan output (*DPO*) berdasarkan input baru. Simulink dapat digunakan untuk implementasi prediksi berbasis *ANFIS* dengan memanfaatkan integrasi antara *Fuzzy Logic Toolbox* dan lingkungan simulasi berbasis blok (Gambar 7). Model *ANFIS* yang telah dilatih di *MATLAB* (menggunakan fungsi *anfis*) dapat diekspor ke Simulink melalui *blok Fuzzy Logic Controller* atau *Interpreted MATLAB Function* [12].



Gambar 7. Simulasi Prediksi Kualitas Penyolderan dengan SIMULINK.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Interpretasi Hasil

Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh (Tabel 4), hasil prediksi *ANFIS* (yang diimplementasikan melalui SIMULINK) dan *FIS* Sugeno menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, dengan selisih yang hampir tidak signifikan antara kedua model (perbedaan < 0.05% pada sebagian besar sampel). Hal ini mengindikasikan bahwa model *ANFIS* berhasil menangkap hubungan non-linear antara parameter proses (Volume fluks, Suhu Pre-Heater, dan Kecepatan Konveyor) dengan output *DPO* (%) secara efektif. Sebagai contoh, pada sampel 1 (Volume =3mL, Temp=150°C, Speed=1.5m/menit), *ANFIS* memprediksi *DPO* sebesar 3.368%, sedangkan *FIS* Sugeno menghasilkan 3.37%. keduanya sangat dekat dengan nilai aktual 3.368%. Konsistensi ini menunjukkan bahwa kedua metode mampu memodelkan kompleksitas proses penyolderan dengan baik, terutama dalam mengidentifikasi pengaruh kombinasi parameter terhadap cacat solder (seperti *bridge solder* atau *solder ball*).

3.2 Membandingkan hasil Simulasi *FIS* dan *ANFIS* Sugeno

Berdasarkan data perbandingan, kedua model (*FIS* dan *ANFIS* Sugeno) menunjukkan hasil prediksi *DPO* (%) yang sangat mirip untuk parameter yang sebanding. Pada kondisi Volume Fluks 2 mL/PCB dan rentang suhu pre-heater yang tumpang tindih (149-169°C), *FIS* menghasilkan *DPO* 1.68% dengan kecepatan konveyor 1.2 m/menit, sementara *ANFIS* memprediksi 1.684% untuk kecepatan 1.21 m/menit , selisih hanya 0.004%. Hal ini mengindikasikan bahwa *ANFIS*, dengan kemampuan adaptifnya melalui hybrid learning, mampu menyempurnakan prediksi *FIS* konvensional dengan akurasi lebih tinggi, terutama dalam menangkap variasi non-linear pada parameter proses. Studi oleh Jang [10] menjelaskan bahwa *ANFIS* mengungguli *FIS* standar karena menggabungkan fleksibilitas sistem fuzzy dengan presisi jaringan saraf, khususnya untuk data kompleks.

Berdasarkan Tabel 5, *ANFIS* memprediksi penurunan *DPO* menjadi 1.57% pada kecepatan konveyor 1.1 m/menit (Volume Fluks: 2 mL/PCB, Suhu: 149 - 179°C), lebih rendah dibandingkan prediksi *FIS* (1.68% pada 1.2 m/menit). Kecepatan 1.1 m/menit yang lebih lambat daripada 1.2 m/menit memberikan waktu kontak lebih panjang antara solder dan PCB, sehingga meningkatkan kualitas penyolderan (pengisian flux lebih optimal) [13]. *ANFIS* mampu menangkap hubungan non-linear antara kecepatan dan *DPO* melalui pelatihan berbasis data. Model ini mengidentifikasi bahwa penurunan kecepatan di bawah 1.2 m/menit (dalam rentang tertentu) justru mengurangi cacat, berbeda dengan asumsi linear *FIS* konvensional [10] [14].

Tabel 5 Perbandingan Hasil *FIS* dan *ANFIS* model Sugeno

Metode	Volume Fluks	Preheater (°C)	Conveyor Speed	DPO (%)
FIS	2 mL/PCB	130-169	1.2 m/menit	1.68
ANFIS	2 mL/PCB	149-179	1.2 m/menit	1.684
	2 mL/PCB	149-179	1.1 m/menit	1.57

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan *Fuzzy Inference System* (*FIS*) model Sugeno dan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (*ANFIS*) terbukti efektif dalam memprediksi kualitas proses penyolderan pada mesin solder wave dengan akurasi yang sangat tinggi. Kedua model mampu menangkap hubungan non-linear antara parameter proses seperti volume fluks, suhu pre-heater, dan kecepatan konveyor dengan output kualitas penyolderan yang diukur melalui *Defect Per Opportunity* (*DPO*). *ANFIS* menunjukkan performa lebih unggul

dibandingkan *FIS* Sugeno konvensional berkat kemampuannya dalam beradaptasi dengan data melalui hybrid learning, menghasilkan prediksi yang lebih presisi dengan nilai *RMSE* mendekati nol. Simulasi menggunakan *MATLAB* dan *SIMULINK* juga membuktikan bahwa model ini dapat diimplementasikan secara real-time dalam lingkungan produksi, memberikan solusi otomatis untuk meminimalkan cacat solder. Temuan ini tidak hanya menawarkan pendekatan yang lebih canggih dibandingkan metode inspeksi manual, tetapi juga membuka peluang untuk optimasi lebih lanjut, seperti integrasi dengan *Internet of Thing (IoT)* atau teknik komputasi cerdas lainnya, guna meningkatkan efisiensi dan kualitas produksi di industri elektronik.

5. SARAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan pengembangan lebih lanjut disarankan:

1. Ekspansi Dataset: Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data yang lebih beragam, termasuk variasi jenis *PCB*, material solder, dan kondisi lingkungan, untuk meningkatkan generalisasi model.
2. Integrasi dengan *IoT*: Implementasi sistem prediksi berbasis *ANFIS* dapat dikombinasikan dengan teknologi *IoT* untuk pemantauan dan kontrol real-time dalam lini produksi.
3. Validasi Industri: Uji coba langsung di lingkungan industri diperlukan untuk memvalidasi keandalan model dalam skala produksi massal dengan gangguan nyata.
4. Pengembangan Antarmuka Pengguna: Pembuatan antarmuka *Graphical User Interface (GUI)* akan memudahkan operator dalam menginterpretasikan hasil prediksi dan mengambil tindakan korektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. S. Abdul Aziz, M. Z. Abdullah, C. Y. Khor, F. Che Ani, and N. H. Adam, “Effects of temperature on the wave soldering of printed circuit boards: CFD modeling approach,” *J. Appl. Fluid Mech.*, vol. 9, no. 4, pp. 2053–2062, 2016, doi: 10.18869/acadpub.jafm.68.235.23709.
- [2] M. Arra, D. Shangguan, S. Yi, R. Thalhammer, and H. Fockenberger, “Development of lead-free wave soldering process,” *IEEE Trans. Electron. Packag. Manuf.*, vol. 25, no. 4, pp. 289–299, 2002, doi: 10.1109/TEPM.2002.807731.
- [3] S. Qu, Q. Shi, G. Zhang, X. Dong, and X. Xu, “Effects of soldering temperature and preheating temperature on the properties of Sn–Zn solder alloys using wave soldering,” *Solder. Surf. Mt. Technol.*, vol. 2, pp. 108–116, 2024, doi: 10.1108/SSMT-11-2023-0064.
- [4] B. Arcipreste, L. Ribas, D. Soares, and J. C. Teixeira, “Numerical modeling of wave soldering in PCB,” *ASME Int. Mech. Eng. Congr. Expo. Proc.*, vol. 2B, 2014, doi: 10.1115/IMECE2014-39051.
- [5] H. Gunraj, P. Guerrier, S. Fernandez, and A. Wong, “SolderNet: Towards Trustworthy Visual Inspection of Solder Joints in Electronics Manufacturing Using Explainable Artificial Intelligence,” *Proc. 37th AAAI Conf. Artif. Intell. AAAI 2023*, vol. 37, pp. 15668–15674, 2023, doi: 10.1609/aaai.v37i13.26858.
- [6] T. Barman, S. Coleman, D. Kerr, S. Harrigan, and J. Quinn, “Advancements in Industrial Visual Inspection: Harnessing Hyperspectral Imaging for Automated Solder Quality Assessment,” in *2024 IEEE 22nd International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/INDIN58382.2024.10774265.
- [7] A. A. Shleeg and I. M. Ellabib, “Comparison of Mamdani and Sugeno Fuzzy Interference Systems for the Breast Cancer Risk,” *Int. J. Comput. Electr. Autom. Control Inf. Eng.*, vol. 7, no. 10, pp. 1343–1347, 2013.
- [8] A. Senić, M. Dobrodolac, and Z. Stojadinović, “Predicting Extension of Time and Increasing Contract Price in Road Infrastructure Projects Using a Sugeno Fuzzy Logic Model,” *Mathematics*, vol. 12, no. 18, 2024, doi: 10.3390/math12182852.

- [9] T. Takagi; and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 15, no. 1, pp. 116–132, 1985, doi: 10.1109/TSMC.1985.6313399.
- [10] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993, doi: 10.1109/21.256541.
- [11] A. Bustillo, D. Y. Pimenov, M. Mia, and W. Kapłonek, "Machine-learning for automatic prediction of flatness deviation considering the wear of the face mill teeth," *J. Intell. Manuf.*, vol. 32, no. 3, pp. 895–912, 2021, doi: 10.1007/s10845-020-01645-3.
- [12] O. P. Dahale and S. P. Jadhav, "Design and Implementation of Controller using MPC Toolbox," *Int. J. Appl. Inf. Syst.*, vol. 2014, no. Icwac, pp. 11–17, 2014.
- [13] I. Grozav and B. F. Veronica, "the Optimization of the Soldering Process Through Experiment the Optimization of the Soldering Process," no. June, 2007, doi: 10.13140/2.1.2309.5684.
- [14] P. Om, A. Kumar, T. Ravikiran, and A. K. Kavithi, "Anfis based prediction model for reduction of failure frequency in captive power plant.,," *Sch. Res. Libr. Arch. Appl. Sci. Res.*, vol. 3, no. 1, pp. 52–64, 2011.