

**RANCANG BANGUN SISTEM MONITORING KOMPOS UNTUK  
MENENTUKAN KEMATANGAN DAN KUALITAS KOMPOS**

**Laporan Ujian Akhir Semester**

Dosen Pengampu *Machine Learning* dan Sistem Pakar: Liptia Venica, S.T., M.T



**Kelompok 3 Kelas 5A**

**PROGRAM STUDI MEKATRONIKA DAN KECERDASAN BUATAN  
KAMPUS UPI DI PURWAKARTA  
UNIVERSITAS PENDIDIKAN INDONESIA  
2026**

Nama-nama dan Nomor Induk Mahasiswa (NIM) Kelompok 3:

No.	Nama	NIM
1.	Erlang Cahya Ardyansyah	2308268
2.	Fathir Raihan Muhammad	2305992
3.	Fauzi Ramdani	2301825
4.	Ghazy Aulia Wicaksana	2305941
5.	Ihsan Defriyadi	2300739
6.	Khairana Mazaya	2301964
7.	Muhammad Afnan Risandi	2301021
8.	Muhammad Ghailan Dena	2300561
9.	Muhammad Naufal Alifauzi	2308688
10.	Muhammad Syaban Fauzan	2300782
11.	Ripan	2310325
12.	Sabrina Yulfrida Fajrin	2308145
13.	Talha Fatur Rahman	2300644

## **DAFTAR ISI**

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN DAN PERENCANAAN**

#### **1.1 Latar Belakang**

Pengelolaan limbah organik rumah tangga menjadi kompos merupakan salah satu solusi strategis guna mengurangi pencemaran lingkungan sekaligus mendukung sektor pertanian berkelanjutan. Limbah organik seperti sisa makanan dan sayuran dapat diolah menjadi pupuk kompos yang kaya unsur hara. Akan tetapi, pengomposan konvensional masih menghadapi beberapa permasalahan, seperti waktu dekomposisi yang lama, bau tidak sedap, dan kualitas kompos yang tidak konsisten dikarenakan lingkungan yang sulit dipantau selama proses pengomposan berlangsung. Hal ini menjadi tantangan khususnya bagi petani dan produsen pupuk organik untuk menghasilkan kompos dengan tingkat kematangan dan kualitas yang baik.

Kematangan dan kualitas kompos sangat dipengaruhi oleh parameter lingkungan seperti suhu tanah, kelembaban tanah, dan pH tanah. Suhu berdampak pada aktivitas mikroorganisme pengurai, kelembaban menandakan ketersediaan air untuk proses biologis, dan pH berperan dalam menjaga keseimbangan mikroba. Jika salah satu parameter tidak sesuai, proses pengomposan tidak dapat berjalan dengan optimal bahkan gagal. Oleh karena itu, untuk menghasilkan kompos yang berkualitas, penting untuk memantau parameter tersebut secara berkala.

Perkembangan teknologi *Internet of Things* (IoT) memiliki potensi besar dalam melakukan pemantauan kondisi pengomposan secara *real-time*. Dengan menggabungkan sensor suhu, kelembaban, dan pH tanah ke dalam sistem IoT, platform yang dibuat dapat mengumpulkan, mengirim, dan mengolah data secara konsisten. Data dapat dianalisis menggunakan *Machine Learning* untuk memprediksi tingkat kematangan kompos, sedangkan Sistem Pakar digunakan untuk mengevaluasi kualitas kompos dengan mengacu pada aturan dan pengetahuan pakar terkait standar kompos yang baik.

Berdasarkan permasalahan tersebut, pengembangan alat monitoring kematangan dan kualitas kompos berbasis IoT yang dipadukan dengan *Machine Learning* dan Sistem Pakar dibutuhkan. Alat ini diharapkan mampu membantu petani dan produsen pupuk organik dalam memantau proses pengomposan secara optimal, dan menghasilkan kompos yang berkualitas secara konsisten. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya berkontribusi dalam peningkatan produktivitas pertanian, tetapi juga dalam mengelola limbah organik rumah tangga.

## 1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dalam pengembangan alat ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara memantau kondisi lingkungan secara *real-time* berdasarkan pada parameter suhu, kelembaban, dan pH tanah guna memastikan proses dekomposisi berlangsung dengan optimal?
2. Bagaimana menentukan tingkat kematangan kompos secara otomatis dan objektif dengan memanfaatkan data dari sensor?
3. Bagaimana mengevaluasi kualitas kompos secara sistematis berdasarkan parameter dan pengetahuan pakar agar kompos yang dihasilkan memenuhi standar?
4. Bagaimanakah mengintegrasikan teknologi IoT yang dipadukan dengan *Machine Learning* dan Sistem Pakar sebagai alat monitoring proses pengomposan yang efisien dan aplikatif?

## 1.3 Tujuan Proyek

Adapun tujuan dari proyek alat yang kita buat antara lain:

1. Mengumpulkan dan mengolah data dalam proses pengomposan secara kontinu.
2. Membangun model *Machine Learning* yang mampu mengklasifikasikan apakah kompos sudah matang atau belum.
3. Merancang Sistem Pakar berbasis aturan yang dapat menilai kualitas kompos yang mengacu pada pengetahuan dan standar pakar terkait kondisi kompos yang baik.

4. Mengintegrasikan hasil analisis dari model *Machine Learning* dan Sistem Pakar ke dalam *Dashboard* berbasis web untuk menyajikan informasi yang mudah dipahami.
5. Meningkatkan proses pengomposan secara efisien dan konsisten guna menghasilkan kualitas kompos yang baik.

#### 1.4 Ruang Lingkup

Adapun ruang lingkup proyek ini meliputi:

1. Parameter fisik:

Variabel yang diamati dan dianalisis terbatas pada suhu tanah ( $^{\circ}\text{C}$ ), kelembaban tanah (MC(%)), dan pH tanah, yang merupakan parameter utama dalam proses dekomposisi dan penentuan kematangan kompos.
2. Akuisisi data:

Pengambilan data dilakukan menggunakan mikrokontroler ESP32, yang berfungsi sebagai unit akuisisi, pemrosesan awal, dan pengiriman sensor secara *real-time*.
3. Metode *Machine Learning*:

Pendekatan yang digunakan adalah algoritma Extra Trees Regressor untuk prediksi kadar Amonia (mg/kg). Lalu, untuk prediksi *Score* digunakan algoritma Random Forest Regressor, di mana variabel target dilatih berdasarkan logika fisik (*physics-based rules*) yang telah ditentukan sebelumnya.
4. Metode Sistem Pakar:

Sistem pakar yang dikembangkan menggunakan metode fuzzy logic dengan model inferensi Mamdani. Metode ini menerapkan operator logika Min-Max, dimana fungsi Min ini digunakan untuk evaluasi aturan (rules) dan implikasi, sedangkan fungsi Max digunakan untuk agregasi antar aturan. Proses penentuan nilai tegas (crisp) dilakukan dengan metode defuzzifikasi Centroid (Center of Gravity), yang menghitung titik berat dari daerah himpunan fuzzy untuk menghasilkan akurasi penilaian kualitas kompos yang presisi.
5. Output Sistem:

Sistem menghasilkan indikator status kematangan dan kualitas kompos serta informasi pendukung pada *dashboard*.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Dasar Teori Machine Learning**

Machine Learning atau pembelajaran mesin menghadirkan perubahan paradigma dalam cara kita memecahkan masalah. Jika dalam pemrograman konvensional kita harus mendefinisikan aturan logis secara eksplisit untuk mendapatkan output, Machine Learning membalik prosesnya: kita memberikan data beserta jawabannya, kemudian algoritma akan menemukan polanya sendiri.

Tom M. Mitchell dalam bukunya *Machine Learning* (1997) memberikan definisi formal yang hingga kini masih banyak diacu: sebuah program komputer dikatakan belajar dari pengalaman E terhadap tugas T dan ukuran performa P, jika performanya dalam mengerjakan tugas T (yang diukur dengan P) meningkat seiring bertambahnya pengalaman E. Dalam konteks proyek pemantauan kompos ini, pengalaman (E) adalah data historis dari sensor suhu, kelembaban, dan pH; tugas (T) adalah mengklasifikasikan tingkat kematangan kompos; dan performa (P) adalah akurasi prediksi yang dihasilkan model.

Pada dasarnya, ini adalah upaya untuk mengajarkan komputer berpikir secara induktif, menarik kesimpulan umum dari fakta-fakta khusus yang diamati. Namun, kemampuan induktif ini sangat bergantung pada kualitas data yang diberikan, sehingga tahap akuisisi data menjadi sangat krusial.

##### **2.1.1 Akuisisi Data dan Spesifikasi Sensor**

Akuisisi data merupakan jembatan yang menghubungkan fenomena fisik (proses biologis pengomposan) dengan representasi digital (data numerik). Tanpa akuisisi yang presisi, model Machine Learning secanggih apapun akan menghasilkan prediksi yang tidak akurat sebuah kondisi yang dalam ilmu data dikenal dengan prinsip *Garbage In, Garbage Out*.

Dalam sistem ini, mikrokontroler ESP32 berfungsi sebagai pusat pengendali yang melakukan akuisisi, pemrosesan awal, dan transmisi data secara real-time. ESP32 dipilih tidak hanya karena kemampuan konektivitas Wi-Fi dan Bluetooth-nya, tetapi juga karena resolusi ADC (Analog-to-Digital Converter) yang memadai untuk menangkap fluktuasi parameter lingkungan dengan baik. Parameter yang diukur meliputi suhu, kelembaban tanah, dan pH.

**Sensor Suhu DS18B20:** Suhu merupakan indikator aktivitas metabolismik bakteri termofilik dalam proses dekomposisi. Sensor DS18B20 dipilih karena akurasi pengukurannya yang baik dan kemampuannya bekerja dalam rentang suhu yang luas, yang sangat cocok untuk memantau proses pengomposan yang mengalami fase pemanasan.

**Sensor pH DMS:** Tingkat keasaman tanah adalah parameter kritis yang menentukan apakah lingkungan tersebut mendukung aktivitas mikroorganisme pengurai atau tidak. Sensor pH DMS (pH Tanah) digunakan untuk mengukur nilai pH secara kontinyu dengan respons yang cukup cepat terhadap perubahan kondisi kimia dalam kompos.

**Sensor Kelembaban N3W Capacitive Soil Sensor:** Kelembaban tanah mempengaruhi aktivitas mikroba dan laju dekomposisi. Sensor N3W Capacitive Soil Sensor Hygrometer Humidity Moisture Module V2.0 dipilih karena teknologi kapasitifnya yang lebih tahan terhadap korosi dibandingkan sensor resistif konvensional, sehingga memberikan pembacaan yang lebih stabil dalam jangka panjang.

Data yang dihasilkan sensor-sensor ini masih berupa data mentah yang mencerminkan kondisi lapangan, dan seringkali mengandung noise elektronik atau gangguan lingkungan. Oleh karena itu, data ini belum dapat langsung digunakan oleh algoritma pembelajaran mesin dan memerlukan tahap pemrosesan lebih lanjut.

### **2.1.2 Preprocessing Data (Data Preprocessing)**

Data mentah yang diperoleh dari sensor jarang berada dalam kondisi ideal untuk langsung dianalisis. Sebagaimana dikemukakan oleh Han, Kamber, dan Pei dalam *Data Mining: Concepts and Techniques* (2011), tahap *preprocessing* data merupakan langkah krusial yang dapat memakan waktu hingga 60-80% dari keseluruhan proses *data mining*. Tujuannya adalah mentransformasi data mentah menjadi format yang berkualitas agar dapat diinterpretasikan dengan optimal oleh model.

Tahapan pra-pemrosesan data (*data preprocessing*) dilakukan secara sistematis untuk memastikan kualitas input model. Proses diawali dengan integrasi data melalui penggabungan (*merging*) dua dataset yang bersumber dari GitHub dan Kaggle. Penggabungan dilakukan menggunakan metode *inner join* dengan variabel kunci 'Day'. Mengingat adanya variasi jumlah entri data per hari, dilakukan proses agregasi harian, di mana seluruh baris data pada hari yang sama dikalkulasi nilai rata-ratanya (*mean*) untuk mendapatkan satu representasi data per hari.

Tahap selanjutnya meliputi validasi kualitas dan distribusi data. Berdasarkan pemeriksaan, tidak ditemukan adanya nilai yang hilang (*missing value*). Namun, hasil uji normalitas statistik menggunakan metode Shapiro-Wilk menunjukkan bahwa variabel *Temperature*, *MC(%)*, *pH*, dan *Ammonia(mg/kg)* tidak berdistribusi normal. Selain itu, deteksi *outlier* mengidentifikasi adanya nilai ekstrim pada variabel *Temperature*, *MC(%)*, dan *Ammonia(mg/kg)*. Untuk menangani hal tersebut, dilakukan teknik *capping* guna membatasi dampak penculan. Sebagai langkah akhir, dilakukan standarisasi presisi numerik dengan membulatkan nilai menjadi dua angka di belakang koma, kecuali untuk variabel *MC(%)* yang dibulatkan menjadi bilangan bulat.

### **2.1.3 Pelatihan Model (Model Training)**

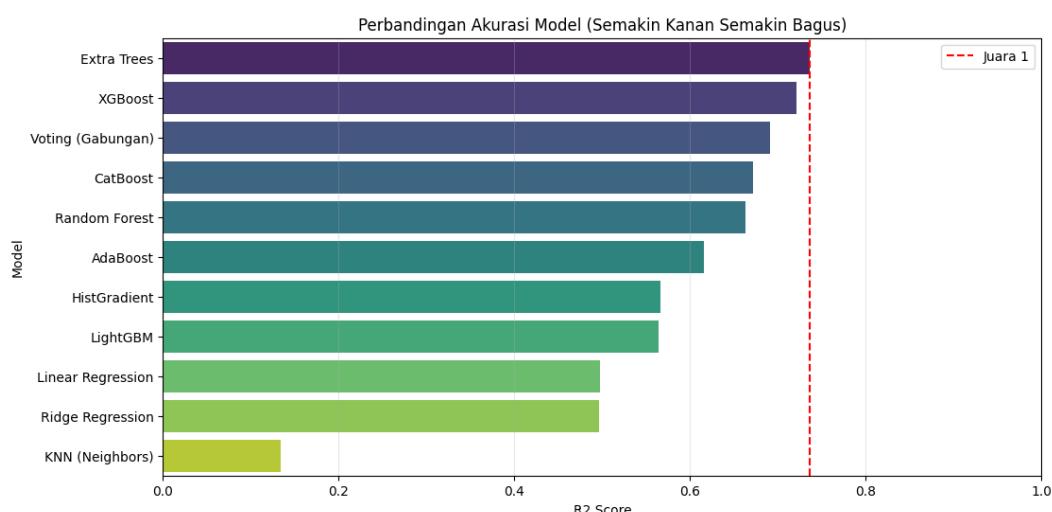
#### **2.1.3.1 Implementasi Supervised Learning**

Pelatihan model adalah fase inti di mana proses pembelajaran komputasional berlangsung. Proyek ini memadukan dua pendekatan regresi yang berbeda untuk memberikan analisis komprehensif terhadap parameter kimia dan tingkat kematangan kompos.

## Prediksi Konsentrasi Amonia (Comparative Analysis)

Untuk memprediksi kadar Amonia (mg/kg), dilakukan studi komparasi terhadap 11 algoritma *machine learning* menggunakan skema pembagian data *Train/Test Split* dengan rasio 80:20. Tujuannya adalah memilih model dengan kemampuan generalisasi terbaik dalam menangani karakteristik data sensor.

Berdasarkan hasil eksperimen, algoritma Extra Trees Regressor terpilih sebagai model terbaik dengan koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0.74 (0.7363). Algoritma ini dipilih karena struktur pengacakannya yang ekstrim (*extremely randomized*) mampu mereduksi variansi dan lebih tahan terhadap *noise* sensor dibandingkan metode lainnya. Sebagai perbandingan, XGBoost menempati posisi kedua ( $R^2=0.72$ ) dan Random Forest di posisi ketiga ( $R^2=0.66$ ). Sementara itu, model linier sederhana seperti *Linear Regression* ( $R^2=0.49$ ) dan model berbasis jarak seperti *KNN* ( $R^2=0.13$ ) menunjukkan performa yang kurang optimal untuk dataset ini.



## Prediksi Skor Kematangan (*Physics-Informed Machine Learning*)

Berbeda dengan prediksi Amonia, prediksi Skor Kematangan menggunakan pendekatan *hybrid* yang menggabungkan aturan fisika (*Physics-Based Rules*) untuk pembentukan label, dan algoritma Random Forest Regressor untuk generalisasi model.

### Tahap 1: Konstruksi Label Berbasis Logika Fisik

Variabel target "Score" dikonstruksi secara sintetis berdasarkan logika biologis pengomposan. Aturan ini membagi status kematangan berdasarkan parameter Kadar Air (MC) dan Suhu (T):

- Fase Mentah (Hukum Air): Jika  $MC > 55\%$ , kelembaban berlebih menghambat aerasi. Skor diberikan rendah (0–33).
- Fase Setengah Matang (Hukum Suhu Termofilik): Jika  $MC < 55\%$  dan  $T > 40^\circ\text{C}$ , menandakan aktivitas mikroba sedang memuncak. Skor diberikan menengah (34–66).
- Fase Matang (Stabilisasi): Jika  $MC < 55\%$  dan  $T < 40^\circ\text{C}$ , menandakan proses dekomposisi selesai. Skor diberikan tinggi (67–100).

### **Tahap 2: Pelatihan Model Nilai *score***

Hasil logika fisika tersebut kemudian dijadikan target label untuk melatih algoritma Random Forest Regressor dengan input fitur *Temperature*, *MC(%)*, dan *pH*. Menggunakan skema *Train/Test Split* (80:20), model ini berhasil mempelajari pola logika fisik tersebut dan menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi dengan nilai  $R^2 = 0.886$ . Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menggeneralisasi hubungan antara parameter input terhadap skor kualitas kompos secara efektif.

### **2.2 Konsep Dasar Sistem Pakar dan Logika Fuzzy.**

Sistem pakar merupakan sistem berbasis komputer yang digunakan untuk membantu pengambilan keputusan dengan cara meniru pengetahuan dan cara berpikir seorang pakar. Sistem ini bekerja menggunakan basis pengetahuan dan mesin inferensi untuk menghasilkan suatu kesimpulan. Pada penelitian ini, sistem pakar digunakan untuk menentukan tingkat kematangan dan kualitas kompos berdasarkan kondisi lingkungan selama proses pengomposan.

Pemilihan logika fuzzy sebagai metode inferensi didasarkan pada hasil studi literatur serta hasil wawancara dengan pakar pengelolaan kompos dari JIEP Ecogreen. Berdasarkan studi literatur, beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa logika fuzzy banyak digunakan pada sistem monitoring dan pengendalian proses pengomposan karena mampu mengolah data sensor yang bersifat fluktuatif dan tidak pasti, khususnya pada parameter suhu, kelembaban, dan pH. Pendekatan fuzzy memungkinkan sistem memberikan keputusan yang lebih fleksibel dibandingkan metode berbasis batas nilai tegas. Pakar menyampaikan bahwa penilaian kematangan kompos di lapangan umumnya dilakukan berdasarkan indikator yang bersifat kualitatif, seperti bau, tekstur, kelembaban, dan perubahan visual, yang tidak memiliki batas nilai pasti. Oleh karena itu, logika fuzzy dinilai sesuai karena mampu menangani kondisi yang tidak pasti dan dinamis.

### **2.2.1 Variabel dan Himpunan Fuzzy**

Sistem fuzzy pada penelitian ini menggunakan empat variabel input dan satu variabel output. Variabel input meliputi suhu, kelembaban, pH, dan bau. Pemilihan variabel tersebut didasarkan pada referensi jurnal dan hasil wawancara pakar yang menyatakan bahwa parameter tersebut merupakan indikator utama dalam menentukan kematangan kompos.

Variabel suhu dibagi menjadi tiga himpunan fuzzy, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Variabel kelembaban dibagi menjadi kering, normal, dan basah. Variabel pH dibagi ke dalam lima himpunan fuzzy, yaitu asam, sedikit asam, netral, sedikit basa, dan basa. Variabel bau dibagi menjadi tidak berbau, sedikit berbau, dan berbau menyengat. Pembagian himpunan fuzzy ini bertujuan untuk menggambarkan kondisi kompos secara lebih sederhana dan mudah dipahami.

Variabel output adalah tingkat kematangan kompos yang dibagi menjadi tiga himpunan fuzzy, yaitu belum matang, setengah matang, dan matang.

## 2.2.2 Basis Aturan (Rule Base)

Basis aturan merupakan kumpulan aturan IF–THEN yang berfungsi sebagai representasi pengetahuan pakar. Aturan-aturan ini disusun berdasarkan hasil wawancara pakar dan studi literatur, dengan mengombinasikan kondisi dari variabel input untuk menghasilkan keputusan tingkat kematangan kompos.

Secara umum, aturan fuzzy dalam sistem ini dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu aturan untuk kompos belum matang, setengah matang, dan matang. Contoh aturan yang digunakan adalah:

- **IF suhu = rendah AND kelembapan = basah AND pH = asam AND bau = berbau menyengat THEN tingkat kematangan kompos = belum matang**
- **IF suhu = sedang AND kelembapan = normal AND pH = sedikit asam AND bau = sedikit berbau THEN tingkat kematangan kompos = setengah matang**
- **IF suhu = tinggi AND kelembaban = normal AND pH = netral AND bau = tidak berbau THEN tingkat kematangan kompos = matang**

Seluruh aturan dievaluasi secara bersamaan menggunakan operator MIN untuk operasi AND dan operator MAX untuk operasi OR.

## 2.2.3 Proses Fuzzifikasi, Inferensi, dan Defuzzifikasi

Proses fuzzifikasi mengubah nilai input sensor menjadi derajat keanggotaan pada masing-masing himpunan fuzzy dengan nilai antara 0 hingga 1. Selanjutnya, proses inferensi dilakukan menggunakan metode fuzzy Mamdani dengan menerapkan seluruh aturan pada basis aturan.

Tahap terakhir adalah defuzzifikasi, yaitu proses mengubah hasil inferensi fuzzy menjadi nilai tegas sebagai keputusan akhir sistem. Metode yang digunakan adalah metode centroid karena menghasilkan nilai yang mewakili keseluruhan kondisi keluaran secara proporsional.

Sistem Pakar dalam Penentuan Kualitas Kompos Sistem pakar merupakan sistem berbasis komputer yang meniru kemampuan pengambilan keputusan seorang pakar dengan memanfaatkan basis pengetahuan dan mesin inferensi. Pada sistem smart kompos, sistem pakar digunakan untuk menentukan kualitas dan kematangan kompos berdasarkan aturan-aturan yang berasal dari pengetahuan pakar dan literatur.

## **BAB III**

### **DATA LATIH DAN REKAYASA FITUR**

#### **3.1 Data Eksternal (Luar Sistem)**

Dalam pengembangan model prediksi kadar amonia, penggunaan data eksternal menjadi langkah strategis guna mengatasi tantangan keterbatasan data historis di awal pengembangan sistem (cold start problem). Penelitian ini mengintegrasikan dua sumber dataset publik yang relevan, yaitu dataset dari repositori GitHub dan dataset "Compost Maturity and Emission Monitoring" dari platform Kaggle yang dapat dilihat di [[Google Colab](#)].

Kedua dataset tersebut dipilih karena mencakup parameter-parameter kunci yang esensial untuk pemodelan Machine Learning. Proses integrasi data dilakukan melalui tahapan berikut:

1. Penggabungan (Merging): Kedua dataset disatukan menggunakan variabel 'Hari' (Day) sebagai kunci penghubung (primary key).
2. Agregasi Harian: Mengingat adanya variasi frekuensi pengambilan data, dilakukan standarisasi melalui teknik rata-rata (averaging). Seluruh titik data yang tercatat pada hari yang sama dijumlahkan dan dirata-rata untuk menghasilkan satu nilai representatif per hari.

Dari hasil pengolahan tersebut, variabel utama yang diekstraksi meliputi Temperatur ( $^{\circ}\text{C}$ ), Kadar Air/Moisture Content (%), dan pH sebagai fitur independen (input), serta Kadar Amonia (mg/kg) sebagai variabel target (output). Selanjutnya, diterapkan aturan berbasis fisika (*Physics-Based Rules*) untuk mengkonstruksi label target. Algoritma Random Forest Regressor kemudian digunakan untuk generalisasi model dengan melibatkan variabel prediktor berupa MC(%), Temperature, pH, dan Amonia. Model ini bertujuan untuk memprediksi tingkat kematangan kompos yang direpresentasikan dalam dua bentuk: nilai kuantitatif (*Score*) dan status kualitatif (Mentah, Setengah Matang, Matang).

Pendekatan ini didasari oleh pertimbangan praktis bahwa proses pengomposan memerlukan durasi panjang (umumnya > 1 bulan) untuk mencapai kematangan penuh. Dengan memanfaatkan data eksternal yang telah tervalidasi dan melalui proses agregasi yang sistematis, fase pengembangan model dapat dipercepat untuk menghasilkan prediksi yang akurat sebelum sistem diimplementasikan secara langsung di lapangan.

### 3.2 Feature Engineering

*Feature engineering* adalah proses transformasi data mentah menjadi format fitur yang lebih representatif guna meningkatkan kemampuan prediktif model. Mengingat hubungan antara parameter fisik kompos dan kadar amonia bersifat non-linear dan kompleks, kami menerapkan pendekatan *Data Enrichment* (Pengayaan Data) dan *Selection* melalui tahapan berikut:

#### 3.2.1. Feature Construction & Integration

Langkah pertama bertujuan membentuk ruang fitur yang komprehensif. Dilakukan penggabungan (*merging*) antara data internal sensor dan data eksternal menggunakan metode *inner join* berbasis waktu (variabel kunci: 'Day'). Mengingat adanya perbedaan frekuensi pengambilan data, diterapkan teknik agregasi harian (rata-rata/mean) untuk menyatukan dimensi temporal data. Pada tahap ini, juga dilakukan penyeragaman (*standardization*) nama fitur dan format numerik untuk menjamin konsistensi input model.

#### 3.2.2. Physics-Based Target Generation (Target Engineering)

Salah satu kontribusi utama dalam penelitian ini adalah pembentukan variabel target sintetis berupa "Score\_Final". Karena ketiadaan label kematangan yang baku di lapangan, kami mengonstruksi label target menggunakan pendekatan *Physics-Based Rules*. Variabel *Score* (0-100) dibuat berdasarkan logika interaksi antara Suhu (*Temperature*) dan Kadar Air (*Moisture Content*). Logika ini mentransformasi parameter fisik menjadi nilai kuantitatif yang merepresentasikan tingkat dekomposisi biologis.

### **3.2.3. Feature Selection**

Untuk mencegah *overfitting* dan meningkatkan efisiensi komputasi, dilakukan seleksi fitur dengan menyaring variabel yang tidak relevan (*irrelevant features*). Kolom-kolom metadata yang tidak berkontribusi terhadap prediksi kimiawi dihapus, sehingga model hanya dilatih menggunakan prediktor inti yang memiliki korelasi kuat terhadap target, yaitu *Temperature*, *Moisture Content*, *pH*, dan *Ammonia*.

### **3.2.4. Target Discretization (Binning)**

Selain pembentukan skor numerik kontinu, penelitian ini juga menerapkan teknik Discretization (atau dikenal sebagai *Binning*) untuk mentransformasi variabel target *Score* menjadi label kategorikal. Langkah ini dilakukan untuk memfasilitasi tugas klasifikasi (*classification task*) pada model, di mana output yang diharapkan bukan berupa angka, melainkan status kematangan yang dapat diinterpretasikan secara langsung oleh pengguna.

Proses *binning* dilakukan dengan memetakan rentang nilai skor ke dalam tiga kelas ordinal berdasarkan ambang batas (*threshold*) yang telah ditetapkan:

- Fase Mentah (Raw): Rentang skor 0 - 33.
- Fase Setengah Matang (Semi-Mature): Rentang skor > 34 - 66.
- Fase Matang (Mature): Rentang skor > 67 - 100.

Transformasi ini mengubah masalah regresi menjadi masalah klasifikasi multi-kelas, memungkinkan sistem untuk memberikan output status kematangan yang tegas (Matang, Setengah Matang, Mentah) selain memberikan nilai kualitas yang presisi.

## **BAB IV**

### **MODEL MACHINE LEARNING KLASIK**

#### **4.1 Pemilihan Model**

Pemilihan algoritma yang tepat merupakan langkah determinan dalam keberhasilan pembangunan sistem prediksi. Mengingat karakteristik masalah ini adalah Regresi dengan target prediksi berupa nilai kontinu (Kadar Amonia), penelitian ini menerapkan pendekatan Benchmarking Model (*Pertarungan Algoritma*) secara komprehensif.

##### **4.1.1. Kandidat Model**

Sebanyak 11 algoritma yang mewakili berbagai paradigma pembelajaran mesin diuji dan dikelompokkan ke dalam lima kategori utama sesuai dengan skrip implementasi:

1. **Keluarga Linear (*Baseline*):**
  - *Linear Regression & Ridge Regression*: Digunakan sebagai garis dasar (*baseline*) untuk melihat apakah pola data bersifat sederhana.
2. **Keluarga Neighbors (Berbasis Jarak):**
  - *K-Nearest Neighbors (KNN)*: Memprediksi nilai berdasarkan kemiripan jarak antar data (k=5).
3. **Keluarga Tree - Bagging (Paralel):**
  - *Random Forest Regressor*: Menggunakan kumpulan pohon keputusan.
  - *Extra Trees Regressor*: Varian dari Random Forest dengan pengacakan pemisahan (*split*) yang lebih ekstrim, seringkali lebih efisien dan tahan *noise*.
4. **Keluarga Tree - Boosting (Sekuensial):**
  - Menggunakan algoritma *Gradient Boosting* modern yaitu XGBoost, LightGBM, CatBoost, AdaBoost, dan HistGradientBoosting. Kelompok ini bekerja dengan memperbaiki *error* dari model sebelumnya secara bertahap.
5. **Model Gabungan (*Voting Regressor*):**
  - Strategi *Ensemble* tingkat lanjut yang menggabungkan kekuatan prediksi dari empat model terbaik di kelasnya, yaitu: CatBoost, XGBoost, LightGBM, dan Random Forest.

##### **4.1.2. Konfigurasi Eksperimen**

Eksperimen dilakukan menggunakan pustaka *Scikit-Learn* dengan pengaturan teknis sebagai berikut:

1. Spesifikasi Data Input (X):  
Fitur yang digunakan terbatas pada tiga parameter sensor utama, yaitu Temperature ( $^{\circ}\text{C}$ ), Moisture Content/MC (%), dan pH.
2. Spesifikasi Variabel Target (y):
  - Untuk Prediksi Amonia: Menggunakan nilai kontinu Konsentrasi Amonia (mg/kg) dari dataset.
  - Untuk Prediksi Kematangan: Menggunakan "Score\_Logic", yaitu variabel target sintetis yang dibangkitkan menggunakan aturan fisika (*Physics-Based Rules*).
3. Metode Validasi:  
Diterapkan skema Train-Test Split dengan rasio 80:20 (80% data latih untuk pembelajaran model, 20% data uji untuk evaluasi kinerja).
4. Parameter Model:  
Menggunakan penguncian `random_state=42` pada seluruh tahapan (pemisahan data dan inisialisasi model) untuk menjamin reproduktifitas hasil (reproducibility). Khusus untuk model skor, digunakan algoritma Random Forest Regressor dengan `n_estimators=100`.

### **Konstruksi Logika Fisika (*Physics-Based Rules*)**

Mengingat ketiadaan label skor kematangan dari laboratorium, penelitian ini menerapkan rekayasa label (*ground truth generation*) berdasarkan hukum termodinamika pengomposan. Berdasarkan kode implementasi, aturan logika yang diterapkan untuk membentuk target Score\_Logic adalah sebagai berikut:

#### **Parameter Batas (*Thresholds*):**

- **Batas Basah (MC):** 50% (Di atas nilai ini dianggap terlalu basah/Mentah).
- **Batas Termofilik (T):**  $40^{\circ}\text{C}$  (Di atas nilai ini dianggap fase aktif penguraian).

#### **Logika Penentuan Skor:**

1. **Aturan 1: Hukum Kadar Air (Fase Mentah)**
  - **Kondisi:** Jika  $\text{MC} > 50\%$
  - **Analisis:** Kondisi ini menunjukkan kelembaban berlebih yang menghambat aerasi oksigen. Suhu diabaikan karena tumpukan yang terlalu basah pasti belum matang.
  - **Pemberian Skor:** Diberikan nilai rendah pada rentang 0 - 33. Skor dihitung secara proporsional terbalik (semakin mendekati 100% MC, skor semakin mendekati 0).
2. **Aturan 2: Hukum Suhu Termofilik (Fase Setengah Matang)**
  - **Kondisi:** Jika  $\text{MC} < 50\%$  (Cukup Kering) dan  $\text{Temperature} > 40^{\circ}\text{C}$ .

- **Analisis:** Suhu tinggi menandakan aktivitas mikroba termofilik sedang berada pada puncaknya dalam menguraikan bahan organik.
- **Pemberian Skor:** Diberikan nilai menengah dengan variasi acak (*random uniform*) pada rentang 34 - 66.

### 3. Aturan 3: Hukum Stabilisasi (Fase Matang)

- **Kondisi:** Jika MC < 50% (Cukup Kering) dan Temperature 40°C.
- **Analisis:** Penurunan suhu kembali ke level ambien dengan kadar air yang rendah menandakan proses dekomposisi telah selesai dan kompos telah stabil.
- **Pemberian Skor:** Diberikan nilai tinggi dengan variasi acak (*random uniform*) pada rentang 67 - 95.

Selain logika pembentukan label di atas, sistem juga menerapkan Mekanisme Koreksi Akhir (*Hard Rule Validation*) pada tahap inferensi (Stage 4). Mekanisme ini berfungsi sebagai lapisan keamanan untuk mengoreksi prediksi model jika terjadi anomali, misalnya memaksa status menjadi "Mentah" jika sensor mendeteksi lonjakan air yang ekstrem (>67%) terlepas dari prediksi skor.

## 4.2 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan metrik R2 Score, MAE (*Mean Absolute Error*), dan RMSE (*Root Mean Squared Error*) pada data uji. Berdasarkan hasil eksekusi kode untuk prediksi Ammonia(mg/kg), diperoleh peringkat performa sebagai berikut:

Tabel 4.1. Hasil Komparasi Algoritma (Leaderboard)

KLASEMEN AKHIR (PERBANDINGAN SEMUA ALGORITMA)					
	Model	R2 Score	MAE	RMSE	
5	Extra Trees	0.736304	166.175836	239.592653	
7	XGBoost	0.720684	176.566165	246.586606	
10	Voting (Gabungan)	0.691368	196.256031	259.204482	
9	CatBoost	0.671924	185.286857	267.244780	
4	Random Forest	0.662902	189.032972	270.894188	
3	AdaBoost	0.616177	193.508015	289.059427	
6	HistGradient	0.565848	243.247659	307.427561	
8	LightGBM	0.564312	248.441895	307.971040	
0	Linear Regression	0.497816	264.780906	330.638521	
1	Ridge Regression	0.496496	267.650670	331.072799	
2	KNN (Neighbors)	0.133826	359.669360	434.234617	

Analisis Hasil:

1. Dominasi Extra Trees: Algoritma Extra Trees keluar sebagai juara dengan skor  $R^2=0.74$ . Hal ini mengonfirmasi bahwa pendekatan *extremely randomized trees* sangat efektif dalam menangani variansi pada data sensor kompos yang hanya memiliki 3 fitur input.
2. Efektivitas Boosting: Keluarga *Boosting* (terutama XGBoost) menempel ketat di posisi kedua. Namun, kompleksitas *Voting Regressor* ternyata tidak memberikan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan model tunggal Extra Trees pada dataset ini.
3. Keputusan Akhir: Berdasarkan metrik  $R^2$  tertinggi, Extra Trees Regressor dipilih dan disimpan (*saved*) sebagai model final dalam file (.pkl) untuk digunakan dalam sistem prediksi.

Selanjutnya, model prediksi Score dan Status Kematangan berhasil dikembangkan menggunakan algoritma Random Forest Regressor yang dilatih berdasarkan aturan fisik (*Physics-Based Rules*). Model ini mencatatkan performa yang sangat tinggi dengan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0.959. Untuk keperluan implementasi, model tersebut diserialisasi ke dalam format file .pkl dan diintegrasikan menjadi satu kesatuan (*unified model*) bersama model prediksi Amonia.

## BAB V

### PEMBENTUKAN KNOWLEDGE BASE

knowledge base merupakan komponen utama sistem pakar yang berisi pengetahuan terkait proses pengomposan, yang digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan oleh sistem. Pengetahuan tersebut diperoleh melalui studi literatur dan wawancara dengan pakar, kemudian direpresentasikan dalam bentuk basis aturan (rule base).

#### 5.1 Metode Akuisisi Pengetahuan

Akuisisi pengetahuan merupakan proses pengumpulan dan perumusan pengetahuan dari berbagai sumber yang relevan untuk membangun sistem pakar. Pada penelitian ini, proses akuisisi pengetahuan dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu studi literatur dan wawancara pakar.

### **5.1.1 Studi Literatur**

Studi literatur dilakukan dengan menelaah berbagai jurnal dan penelitian terdahulu yang membahas sistem monitoring kompos, sistem pakar, serta penerapan logika fuzzy dalam pengolahan data lingkungan. Berdasarkan hasil studi literatur, diketahui bahwa parameter yang paling sering digunakan untuk menentukan tingkat kematangan dan kualitas kompos adalah suhu, kelembapan, pH, dan bau. Berikut dokumentasi perbandingan dari studi literatur antara 2 penelitian:

### E. Sensor Water flow

*Water Flow sensor* adalah sensor yang mempunyai fungsi sebagai penghitung debit air yang mengalir yang dimana terjadi pergerakan motor yang akan dikonversi kedalam nilai satuan Liter. Sensor ini terdiri dari beberapa bagian yaitu katup plastik, rotor air, dan sensor hall efek. Motor yang ada di module akan bergerak dengan kecepatan yang berubah-ubah sesuai dengan kecepatan aliran air yang mengalir. Sedangkan pada sensor hall efek yang terdapat pada sensor ini akan membaca sinyal yang berupa tegangan yang diubah menjadi pulsa dikirim ke mikrokontroler dan diolah sebagai data laju akan debit air yang mengalir. Prinsip kerja sensor *water flow*, air yang mengalir akan melewati katup dan akan membuat rotor magnet berputar dengan kecepatan tertentu sesuai dengan tingkat aliran yang mengalir. Medan magnet yang terdapat pada rotor akan memberikan efek pada sensor efek hall dan itu akan menghasilkan sebuah sinyal pulsa yang berupa tegangan (*Pulse Width Modulator*). *Output* dari pulsa tegangan memiliki tingkat tegangan yang sama dengan input dengan frekuensi laju aliran air. **Gambar 7** merupakan sensor *water flow*.

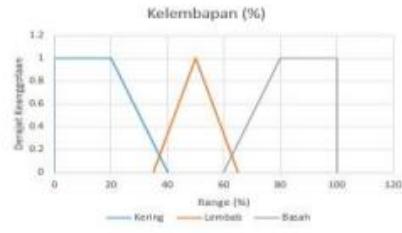


Gambar 7. Sensor Water flow

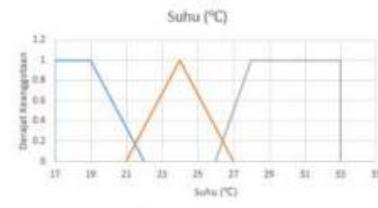
### F. Fuzzy Logic Control (FLC)

Logika fuzzy (logika samar) merupakan peningkatan dari logika Boolean oleh Lotfi Zadeh pada tahun 1965 berdasarkan teori matematika himpunan fuzzy, yang merupakan generalisasi dari teori himpunan klasik. Dengan memperkenalkan pengertian derajat dalam verifikasi suatu kondisi, sehingga memungkinkan suatu kondisi untuk berada dalam kondisi selain benar atau salah, logika fuzzy memberikan nilai yang sangat fleksibilitas untuk penalaran, yang memungkinkan untuk memperhitungkan ketidakakuratan dan ketidakpastian. Salah satu keuntungan logika fuzzy dalam rangka

memformalkan penalaran manusia adalah aturnanya diatur dalam bahasa alami (*linguistic*), pada prinsipnya himpunan fuzzy adalah perluasan himpunan crips, yaitu himpunan yang membagi sekelompok individu ke dalam dua kategori, yaitu anggota dan bukan anggota [10]. Desain *input* dan *output* serta *fuzzy rule* pada penelitian ini dapat dilihat pada **Gambar 8**, **Gambar 9**, **Gambar 10** dan **Tabel II**.



Gambar 8. Variabel input Kelembapan



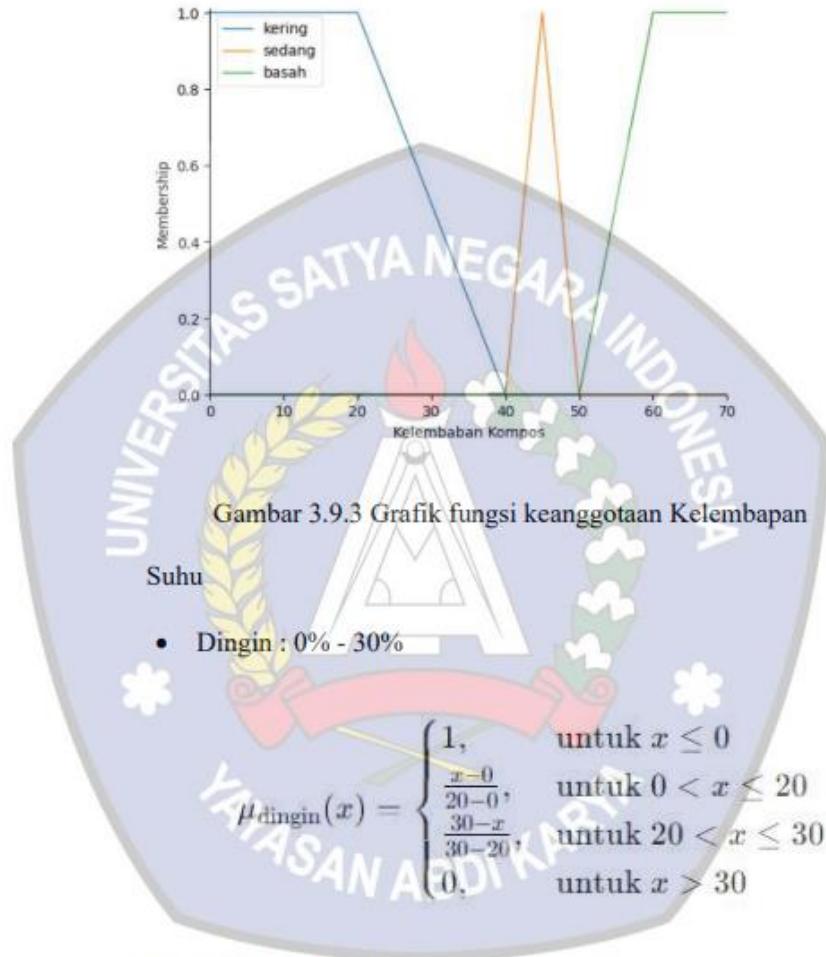
Gambar 9. Variabel input Suhu



Tabel II. Fuzzy Rule

Suhu Kelembaban	Dingin	Normal	Panas
Kering	Volume air sedang	Volume air banyak	Volume air banyak
Lembab	volume air sedikit	volume air sedikit	volume air sedikit
Basah	volume air sedikit	volume air sedikit	volume air sedikit

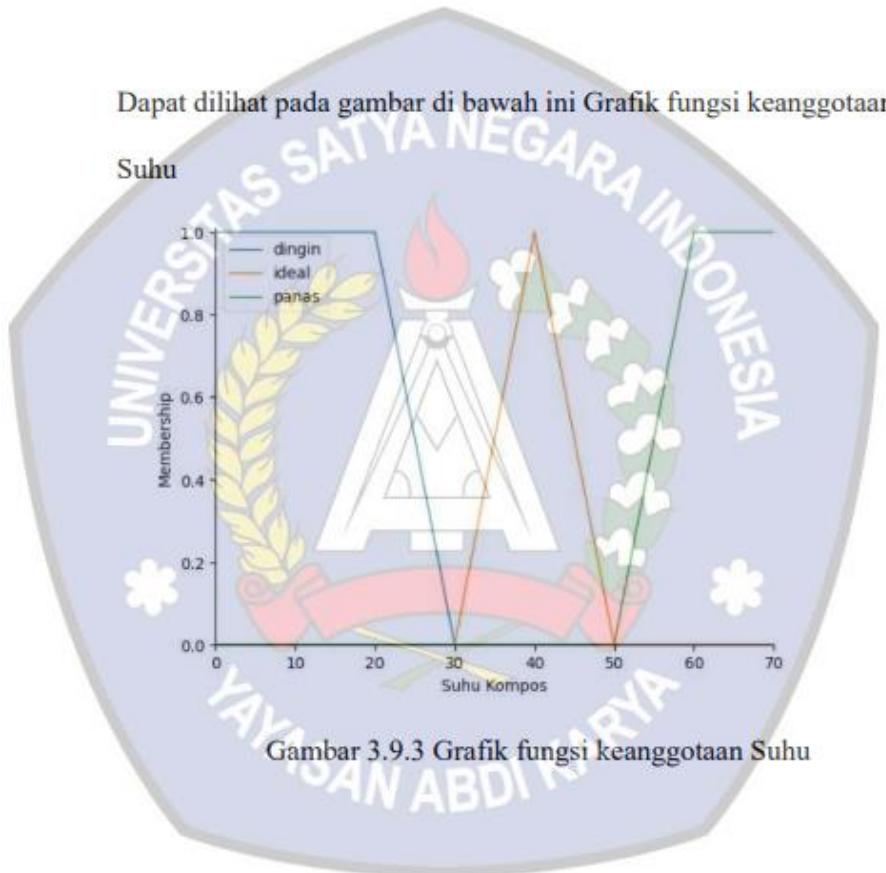
Dapat dilihat pada gambar di bawah ini Grafik fungsi keanggotaan Kelembapan.



$$\mu_{ideal}(x) = \begin{cases} 0, & \text{untuk } x \leq 30 \text{ atau } x \geq 50 \\ \frac{x-30}{40-30}, & \text{untuk } 30 < x \leq 40 \\ \frac{50-x}{50-40}, & \text{untuk } 40 < x \leq 50 \end{cases}$$

- Panas: 50%-70%

$$\mu_{\text{panas}}(x) = \begin{cases} 0, & \text{untuk } x \leq 50 \\ \frac{x-50}{60-50}, & \text{untuk } 50 < x \leq 60 \\ 1, & \text{untuk } 60 < x \leq 70 \\ 0, & \text{untuk } x > 70 \end{cases}$$



### 5.1.2 Fungsi Keanggotaan Kelembapan

Selain mencari studi literatur, kelompok kami juga validasi dari pakar langsung yaitu Pak Rifki dengan profesi staff bidang kompos di JIEP ECOGREEN Rumah Kompos & Nursery Kawasan Industri Pulogadung yang berlokasi di Jakarta Timur, DKI Jakarta. Wawancara dilakukan untuk memperoleh gambaran penilaian kondisi kompos secara kualitatif berdasarkan pengalaman lapangan.

Berdasarkan hasil wawancara, pakar menyampaikan pakar menyampaikan bahwa penilaian kematangan kompos secara praktis umumnya dilakukan dengan memperhatikan bau, kelembapan, dan kondisi fisik bahan organik. Kompos yang belum matang biasanya ditandai dengan bau menyengat atau bau busuk, tekstur bahan yang masih kasar, serta kondisi yang terlalu basah. Kompos setengah matang memiliki bau yang mulai berkurang namun masih tercipta, serta proses penguraian yang belum sepenuhnya selesai. Sementara itu, kompos matang umumnya tidak berbau menyengat, memiliki aroma tanah, serta menunjukkan kondisi lingkungan yang relatif stabil.

Informasi dari pakar ini digunakan untuk memvalidasi hasil studi literatur dan memperkuat logika penentuan kondisi kompos dalam sistem pakar. Dokumentasi dengan Pakar:



## 5.2 Basis Aturan

Basis aturan merupakan representasi pengetahuan pakar yang dituangkan dalam bentuk aturan IF–THEN. Aturan-aturan ini digunakan oleh mesin inferensi untuk menentukan kualitas dan tingkat kematangan kompos berdasarkan kondisi parameter input.

Pada sistem pakar smart kompos ini, basis aturan disusun dengan mengombinasikan empat variabel input, yaitu suhu, kelembapan, pH, dan bau. Variabel output merepresentasikan kualitas atau tingkat kematangan kompos. Berdasarkan hasil akuisisi pengetahuan, aturan fuzzy dikelompokkan ke dalam empat kategori keluaran, yaitu kualitas sangat baik, baik, sedang, dan buruk. Kategori tersebut secara konseptual merepresentasikan kondisi kompos matang, mendekati matang (setengah matang), dan belum matang.

Secara umum, aturan disusun dengan mempertimbangkan bahwa kondisi lingkungan yang stabil, bau yang tidak menyengat, serta nilai suhu, kelembapan, dan pH yang mendekati optimal akan menghasilkan kualitas kompos yang baik. Sebaliknya, kondisi bau busuk, pH terlalu asam, suhu rendah, atau kelembapan berlebih menunjukkan kompos yang belum matang.

Struktur aturan yang digunakan dalam sistem adalah sebagai berikut:

<b>Rule</b>	<b>Bau</b>	<b>Suhu</b>	<b>pH</b>	<b>Kelembapan</b>	<b>Kualitas</b>
R1	Tidak Bau	Ideal	Netral	Sedang	Sangat Baik
R2	Tidak Bau	Ideal	Netral	Basah	Baik
R3	Tidak Bau	Ideal	Netral	Kering	Baik

R4	Tidak Bau	Ideal	Asam	Sedang	Baik
R5	Tidak Bau	Ideal	Basa	Sedang	Baik
R6	Tidak Bau	Panas	Netral	Sedang	Baik
R7	Tidak Bau	Dingin	Netral	Sedang	Sedang
R8	Tidak Bau	Panas	Asam	Basah	Sedang
R9	Cukup Bau	Ideal	Netral	Sedang	Sedang
R10	Cukup Bau	Ideal	Asam	Sedang	Sedang
R11	Tidak Bau	Dingin	Asam	Basah	Buruk

R12	Tidak Bau	Panas	Basa	Kering	Buruk
R13	Cukup Bau	Dingin	Asam	Basah	Buruk
R14	Bau Busuk	Ideal	Netral	Sedang	Buruk
R15	Bau Busuk	Dingin	Asam	Kering	Buruk
R16	Bau Busuk	Panas	Basa	Basah	Buruk

## BAB VI

### IMPLEMENTASI LOGIKA FUZZY

#### 6.1 Fungsi Keanggotaan

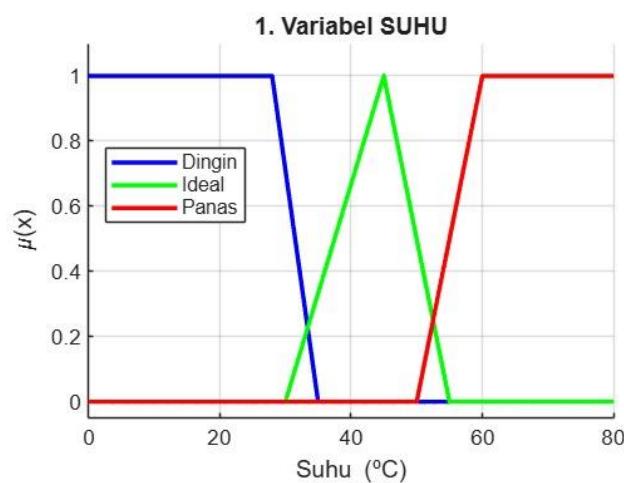
Fungsi keanggotaan digunakan untuk memetakan nilai input berupa data numerik ke dalam derajat keanggotaan fuzzy dengan rentang nilai antara 0 sampai 1. Setiap parameter input pada sistem pakar smart kompos direpresentasikan ke dalam beberapa himpunan fuzzy yang mencerminkan kondisi nyata proses pengomposan.

Parameter input yang digunakan dalam sistem ini meliputi suhu, kelembapan, pH, dan bau. Penentuan bentuk dan rentang fungsi keanggotaan didasarkan pada hasil studi literatur serta validasi melalui wawancara dengan pakar.

##### 6.1.1 Fungsi Keanggotaan Suhu

Variabel suhu digunakan untuk menggambarkan kondisi termal pada proses pengomposan. Suhu berpengaruh langsung terhadap aktivitas mikroorganisme pengurai bahan organik. Pada sistem ini, variabel suhu dibagi ke dalam tiga himpunan fuzzy, yaitu dingin, ideal, dan panas.

Berikut grafik Suhu menggunakan:



Pada suhu\_dingin:

$$\mu_{\text{dingin}}(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 28 \\ \frac{35-x}{35-28}, & 28 < x < 35 \\ 0, & x \geq 35 \end{cases}$$

Pada suhu\_ideal:

$$\mu_{\text{ideal}}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 30 \\ \frac{x-30}{45-30}, & 30 < x \leq 45 \\ \frac{55-x}{55-45}, & 45 < x < 55 \\ 0, & x \geq 55 \end{cases}$$

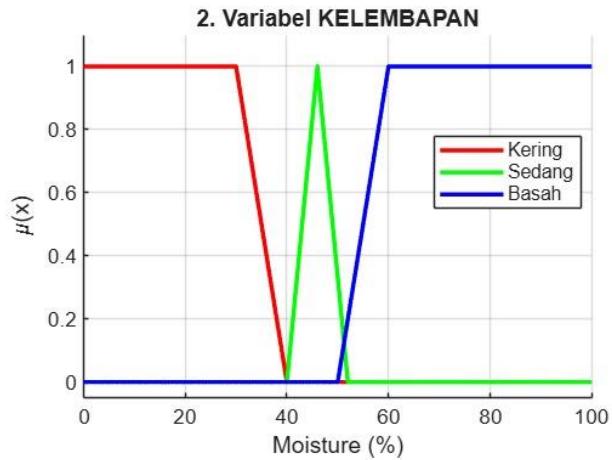
Pada suhu\_dingin:

$$\mu_{\text{panas}}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 50 \\ \frac{x-50}{60-50}, & 50 < x \leq 60 \\ 1, & 60 < x \leq 80 \end{cases}$$

### 6.1.2 Fungsi Keanggotaan Kelembapan

Kelembapan merupakan parameter penting yang memengaruhi ketersediaan air bagi mikroorganisme selama proses pengomposan. Variabel kelembapan dibagi menjadi tiga himpunan fuzzy, yaitu kering, sedang, dan basah.

Berikut grafik Kelembapan menggunakan....:



Pada kelembapan\_kering:

$$\mu_{\text{kering}}(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 30 \\ \frac{40-x}{40-30}, & 30 < x < 40 \\ 0, & x \geq 40 \end{cases}$$

Pada kelembapan\_sedang:

$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 40 \\ \frac{x-40}{46-40}, & 40 < x \leq 46 \\ \frac{52-x}{52-46}, & 46 < x < 52 \\ 0, & x \geq 52 \end{cases}$$

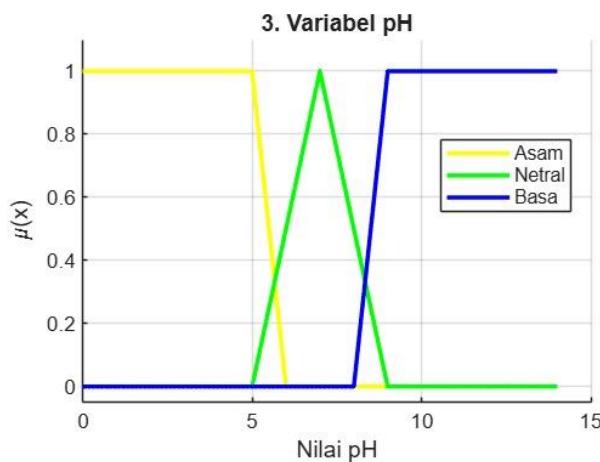
Pada kelembapan\_basa:

$$\mu_{\text{basah}}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 40 \\ \frac{x-40}{46-40}, & 40 < x \leq 46 \\ \frac{52-x}{52-46}, & 46 < x < 52 \\ 0, & x \geq 52 \end{cases}$$

### 6.1.3 Fungsi Keanggotaan pH

Variabel pH digunakan untuk menggambarkan tingkat keasaman lingkungan kompos. Nilai pH berpengaruh terhadap keseimbangan mikroorganisme pengurai. Pada sistem ini, pH dibagi ke dalam tiga himpunan fuzzy, yaitu asam, netral, dan basa.

Berikut grafik pH menggunakan....:



Pada pH\_asam:

$$\mu_{\text{asam}}(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 5 \\ \frac{6-x}{6-5}, & 5 < x < 6 \\ 0, & x \geq 6 \end{cases}$$

Pada pH\_netral:

$$\mu_{\text{asam}}(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 5 \\ \frac{6-x}{6-5}, & 5 < x < 6 \\ 0, & x \geq 6 \end{cases}$$

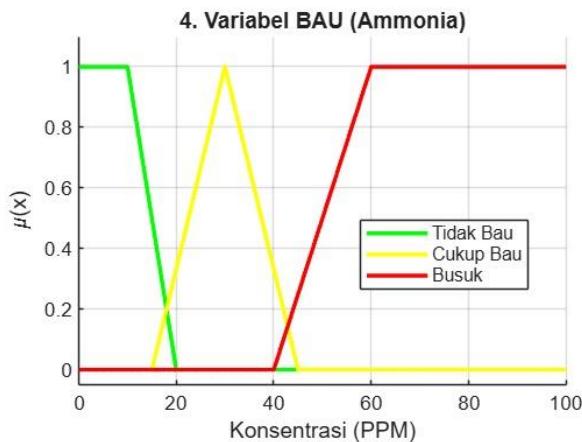
Pada pH\_basa:

$$\mu_{\text{basa}}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 8 \\ \frac{x-8}{9-8}, & 8 < x \leq 9 \\ 1, & 9 < x \leq 14 \end{cases}$$

#### 6.1.4 Fungsi Keanggotaan Bau

Parameter bau digunakan sebagai indikator kualitatif untuk mendeteksi adanya proses pembusukan atau ketidaksempurnaan proses pengomposan. Variabel bau dibagi ke dalam tiga himpunan fuzzy, yaitu tidak bau, cukup bau, dan bau busuk.

Berikut Grafik Bau menggunakan....:



Pada bau\_tidak\_bau:

$$\mu_{\text{tidak\_bau}}(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 10 \\ \frac{20-x}{20-10}, & 10 < x < 20 \\ 0, & x \geq 20 \end{cases}$$

Pada bau\_cukup\_bau:

$$\mu_{cukup\_bau}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 15 \\ \frac{x - 15}{30 - 15}, & 15 < x \leq 30 \\ \frac{45 - x}{45 - 30}, & 30 < x < 45 \\ 0, & x \geq 45 \end{cases}$$

Pada bau\_bau\_busuk:

$$\mu_{busuk}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 40 \\ \frac{x - 40}{60 - 40}, & 40 < x \leq 60 \\ 1, & 60 < x \leq 100 \end{cases}$$

## 6.2 Mekanisme Inferensi dan Defuzzifikasi

### 6.2.1 Mekanisme Inferensi

Sistem yang dikembangkan menggunakan metode inferensi fuzzy Mamdani dengan evaluasi aturan secara paralel (forward chaining). Pada mekanisme ini, seluruh aturan IF-AND-THEN dievaluasi secara bersamaan berdasarkan nilai keanggotaan hasil fuzzifikasi.

Operator logika fuzzy yang digunakan adalah:

Karena sistem yang kami buat menggunakan metode mamdami maka operator logika fuzzy yang kami gunakan adalah AND (Operasi Irisan) dan AGREGASI (Operasi Gabungan) yang didefinisikan sebagai fungsi MIN (Minimum) yang dimana kekuatan pada sebuah aturan ditentukan oleh kondisi input nilai terkecil dan didefinisikan sebagai fungsi MAX (Maximum) jika ada beberapa aturan yang aktif secara bersamaan sistem akan mengambil nilai derajat keanggotaan yang paling tinggi untuk membentuk fuzzy gabungan

### 6.2.2 Mekanisme Defuzzifikasi

Proses defuzzifikasi dilakukan untuk mengonversi himpunan fuzzy hasil inferensi menjadi nilai numerik tunggal (*crisp value*). Metode yang digunakan dalam sistem ini adalah Center of Gravity (COG) atau Centroid. Metode ini menghitung titik berat dari daerah himpunan fuzzy yang aktif dengan membagi total momen area dengan total luas area.

Berdasarkan hasil inferensi sebelumnya (di mana Aturan-1 aktif dengan alpha=1.0), himpunan output yang terbentuk adalah "Sangat Baik" pada rentang domain [90, 100].

#### 1. Perhitungan Momen dan Luas Area

Sistem melakukan sampling diskrit pada grafik output dengan interval (**step**) sebesar 2 poin. Berikut adalah rincian perhitungan momen ( $x \cdot \mu(x)$ ) untuk setiap titik sampel:

Titik Sampel (x)	Derajat Keanggotaan ( $\mu(x)$ )	Momen Area ( $x \cdot \mu(x)$ )
90	0.0	0.0
92	0.4	36.8
94	0.8	75.2
96	1.0	96.0
98	1.0	98.0
100	1.0	100.0
<b>TOTAL</b>	$\mu = 4.2$	$M = 406.0$

#### 2. Penentuan Nilai Tegas ( $Z^*$ )

Nilai tegas dihitung menggunakan persamaan Centroid sebagai berikut:

$$Z^* = \frac{\sum(x_i \cdot \mu(x_i))}{\sum \mu(x_i)}$$

Substitusi nilai total momen dan total luas area:

$$Z^* = \frac{406.0}{4.2} \approx 96.67$$

### 3. Klasifikasi Nilai Akhir

Nilai hasil defuzzifikasi ( $Z^* = 96.67$ ) kemudian dibandingkan dengan batas nilai (*threshold*) yang telah ditentukan dalam basis pengetahuan untuk menetapkan status akhir kualitas kompos. Algoritma klasifikasi yang diterapkan adalah:

- Sangat Baik: Jika skor  $> 90$
- Baik: Jika skor  $> 75$  s.d  $90$
- Sedang: Jika skor  $> 45$  s.d  $75$
- Buruk: Jika skor  $< 45$

Kesimpulan:

Karena nilai  $Z^* = 96.67$  berada di atas ambang batas 90, maka sistem menetapkan status akhir kualitas kompos sebagai "SANGAT BAIK"

### 6.3 Mekanisme Menyajikan Kesimpulan/Hasil Inferensi

Setelah proses defuzzifikasi menghasilkan nilai tegas (*crisp value*) sebesar  $Z^*$ , sistem melakukan tahap pasca-pemrosesan (*post-processing*) untuk menerjemahkan nilai numerik tersebut menjadi informasi keputusan yang mudah dipahami oleh pengguna. Mekanisme penyajian hasil dilakukan melalui tiga lapisan interpretasi sebagai berikut:

#### 1. Transformasi Nilai Tegas ke Label Linguistik

Sistem memetakan nilai skor akhir ( $Z^*$ ) ke dalam label linguistik kualitatif menggunakan logika komparasi bertingkat (*thresholding*). Pemetaan ini bertujuan memberikan status kondisi kompos secara deskriptif. Berdasarkan algoritma sistem, aturan klasifikasi ditetapkan sebagai berikut:

- Status "SANGAT BAIK" ( $Z > 90$ ): Menunjukkan bahwa seluruh parameter (suhu, pH, kelembapan, bau) berada pada kondisi ideal. Proses pengomposan telah mencapai tingkat kematangan sempurna.

- Status "BAIK" ( $75 < Z < 90$ ): Menunjukkan proses berjalan optimal, meskipun terdapat sedikit deviasi pada parameter input namun masih dalam batas toleransi aman.
- Status "SEDANG" ( $45 < Z < 75$ ): Berfungsi sebagai peringatan dini (early warning). Menunjukkan bahwa kondisi pengomposan kurang optimal dan memerlukan pemantauan lebih lanjut.
- Status "BURUK" ( $Z < 45$ ): Menunjukkan kondisi kritis atau kegagalan proses (seperti kondisi anaerob atau terlalu kering) yang memerlukan tindakan intervensi segera

## 2. Studi Kasus Penyajian Hasil (Validasi)

Berdasarkan hasil perhitungan defuzzifikasi, diperoleh nilai  $Z^* = 96.67$ . Maka, hasil yang akan ditampilkan oleh sistem adalah:

- Logika: Karena  $96.67 > 90$ , maka Label = "SANGAT BAIK"
- Tampilan: Sistem menampilkan teks "SANGAT BAIK" dengan font berwarna Hijau
- Grafik: *Gauge Chart* akan terisi penuh sebesar 96.67% lingkaran.

## **BAB VII**

### **ANALISIS, PENGUJIAN, DAN KESIMPULAN**

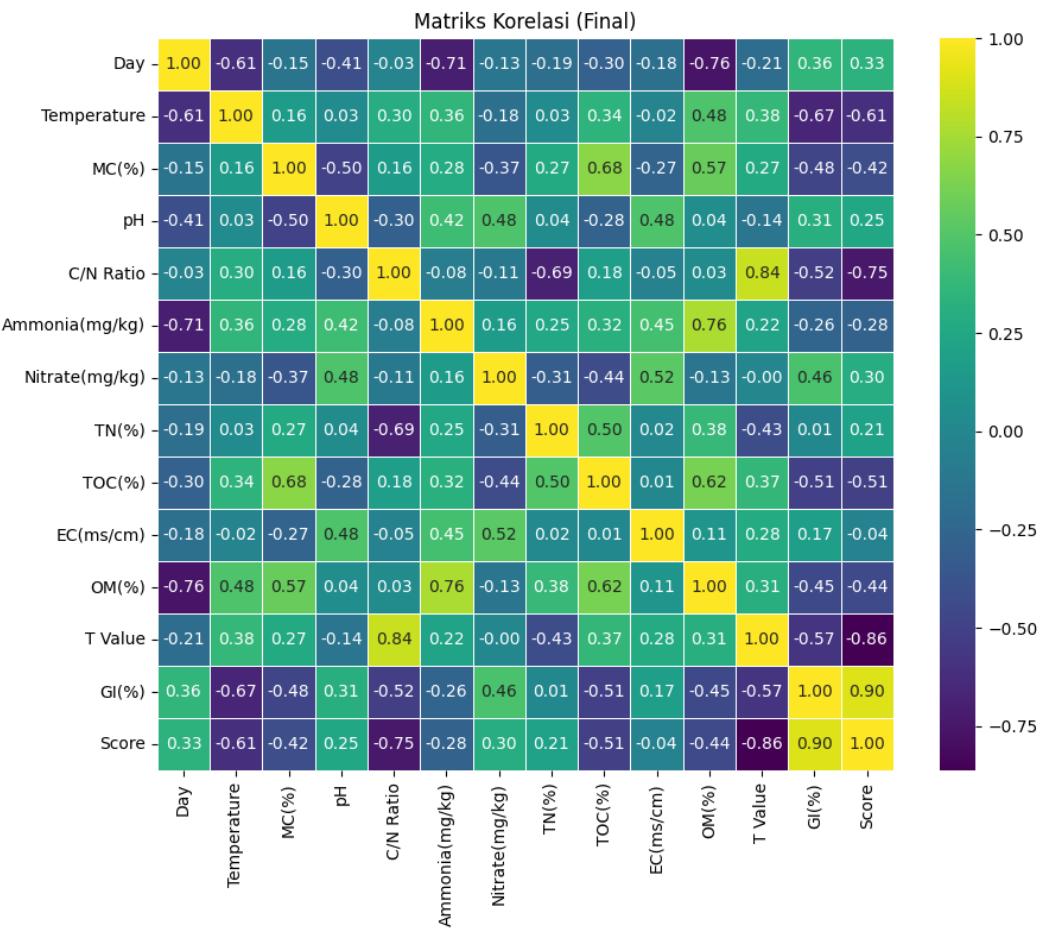
#### **7.1 Pengujian Fitur Machine Learning dan Sistem Pakar**

##### **7.1.1. Pengujian dan Analisis Fitur**

Sebelum model terbentuk, dilakukan pengujian fitur untuk memahami kontribusi masing-masing variabel input (*Temperature, MC(%)*, *pH*) terhadap hasil prediksi. Analisis ini bertujuan untuk membuka "kotak hitam" (*black box*) model algoritma dan memvalidasi apakah pola yang dipelajari oleh mesin selaras dengan prinsip-prinsip biologi pengomposan.

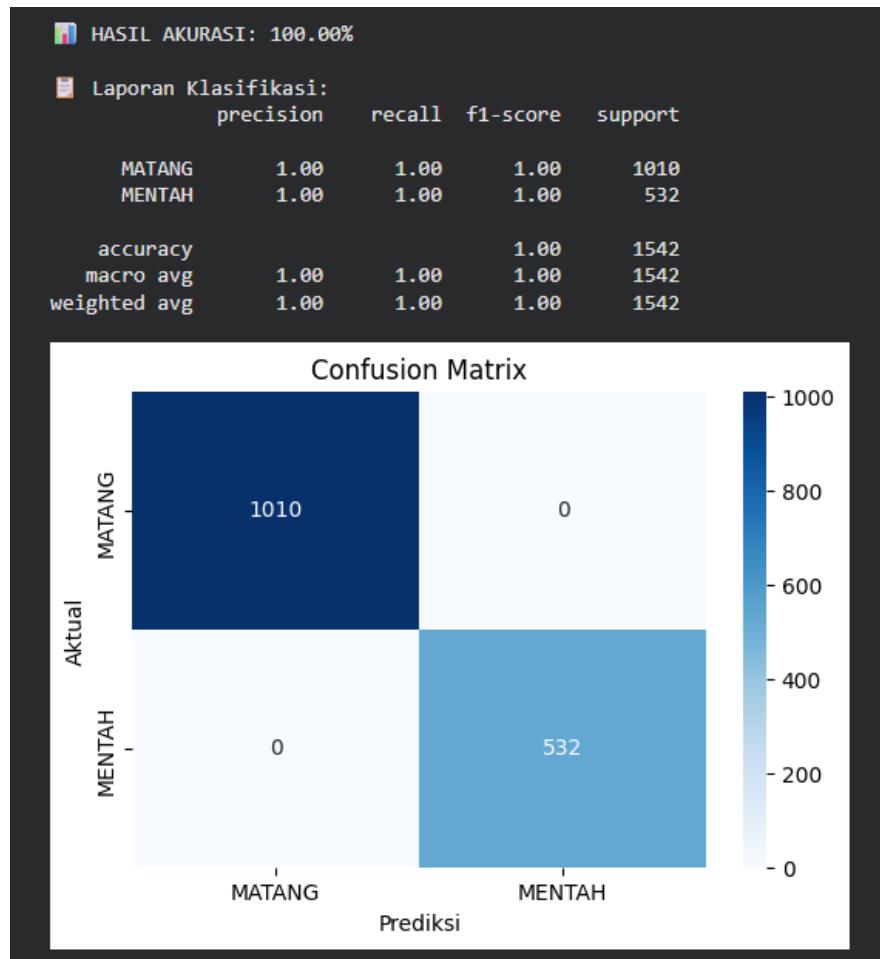
Tahap pertama pengujian fitur dilakukan dengan melihat hubungan linear antar variabel menggunakan matriks korelasi Pearson.

- Temuan: Teramati adanya korelasi positif antara *Temperature*, *pH*, *MC(%)* dengan *Ammonia*(mg/kg).
- Analisis: Hal ini konsisten dengan teori termodinamika dan dinamika biologis proses pengomposan. Pada fase mentah, suhu dan kadar amonia relatif rendah karena aktivitas mikroba masih terbatas, sementara kelembaban (MC%) tinggi akibat dominasi bahan organik segar. Memasuki fase setengah matang (termofilik), terjadi peningkatan signifikan suhu dan kadar amonia yang menandakan aktivitas mikroba yang intens, disertai penurunan MC(%) akibat penguapan air dan percepatan dekomposisi. Pada fase matang, suhu dan kadar amonia kembali menurun seiring stabilisasi proses biologis, sementara MC(%) berada pada tingkat rendah, mencerminkan kompos yang telah stabil dan siap digunakan.



Pengembangan sistem dilanjutkan dengan tahap integrasi model. Model prediksi Amonia dan model prediksi Kematangan (Skor & Status) digabungkan menjadi satu kesatuan arsitektur (*unified pipeline*) yang mampu melakukan inferensi ganda secara simultan. Selanjutnya, dilakukan uji validasi menggunakan data eksternal. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali pola data dengan presisi sempurna, mencatatkan tingkat akurasi sebesar 0.96 dengan meniru logika fisik tadi dengan tabel validasi berikut.

TABEL VALIDASI (LOGIC: MC>=67 Mentah   Panas=Setengah   Dingin=Matang)					
<b>--- CONTOH DATA MATANG (Suhu Rendah, MC Rendah) ---</b>					
<b>Temperature MC(%) pH Score_Logic Score_Final Status_Final</b>					
23.94	62	6.23	21.0	22.5	MENTAH
24.07	58	6.91	25.0	25.0	MENTAH
33.81	51	7.75	32.0	32.4	MENTAH
39.14	52	7.92	31.0	31.0	MENTAH
33.39	50	7.55	33.0	32.9	MENTAH
<b>--- CONTOH DATA SETENGAH MATANG (Suhu Tinggi, MC Rendah) ---</b>					
<b>Temperature MC(%) pH Score_Logic Score_Final Status_Final</b>					
40.62	58	7.15	25.0	40.0	SETENGAH MATANG
43.57	58	7.13	25.0	40.0	SETENGAH MATANG
50.86	58	7.65	25.0	40.0	SETENGAH MATANG
47.68	58	6.88	25.0	40.0	SETENGAH MATANG
52.38	56	7.51	27.0	40.0	SETENGAH MATANG
<b>--- CONTOH DATA MENTAH (MC Tinggi) ---</b>					
<b>Temperature MC(%) pH Score_Logic Score_Final Status_Final</b>					
28.94	76	5.5	7.0	24.0	MENTAH
28.87	76	5.5	7.0	24.0	MENTAH
28.94	76	5.5	7.0	24.0	MENTAH
28.94	76	5.5	7.0	24.0	MENTAH
28.94	76	5.5	7.0	24.0	MENTAH



- Validasi Logika Sistem

Validasi sistem dilakukan untuk memastikan bahwa *Inference Engine* (mesin inferensi) pada perangkat lunak menghasilkan nilai keluaran yang sesuai dengan perhitungan teoritis manual dan aturan pakar yang telah ditetapkan. Pengujian dilakukan menggunakan metode Black Box Testing dengan membandingkan hasil perhitungan manual (*Expert/Manual Calculation*) terhadap hasil keluaran sistem (*System Output*).

Pengujian dibagi menjadi 4 skenario kasus uji (*Test Cases*) yang mewakili berbagai kondisi pengomposan:

1. Skenario Pengujian

- Kasus A (Ideal/Matang): Mewakili kondisi optimal dimana semua parameter berada pada rentang ideal (Rule 1).
- Kasus B (Fase Aktif/Termofilik): Mewakili kondisi suhu tinggi namun masih dianggap baik karena proses dekomposisi sedang berjalan (Rule 6).
- Kasus C (Penyimpangan Ringan): Mewakili kondisi di mana parameter mulai melenceng, misalnya suhu dingin (Rule 7).
- Kasus D (Kondisi Kritis/Hard Rule): Mewakili kondisi "Basah Berlebih" ( $MC > 67\%$ ) untuk menguji apakah algoritma *Smart Hard Rule* berhasil memveto skor fuzzy.

2. Tabel Hasil Pengujian

ID Kasus	Parameter Input	Perhitungan Manual (Harapan)	Output Sistem (Program)	Selisih (Error)	Kesimpulan
A	Suhu: 45°C	96.67	96.67	0%	VALID
	pH: 7.0	(Sangat Baik)	(Sangat Baik)		
B	Suhu: 70°C	85.00	85.00	0%	VALID
	pH: 7.0	(Baik)	(Baik)		
	Bau: 5 (Tidak)				
C	Suhu: 28°C	60.00	60.00	0%	VALID
	pH: 7.0	(Sedang)	(Sedang)		
	Bau: 5 (Tidak)				
D	Suhu: 45°C	20.00*	20.00	0%	VALID
	pH: 7.0	(Mentah)	(Mentah)		
	Lembap: 80%				
	Bau: 5 (Tidak)				

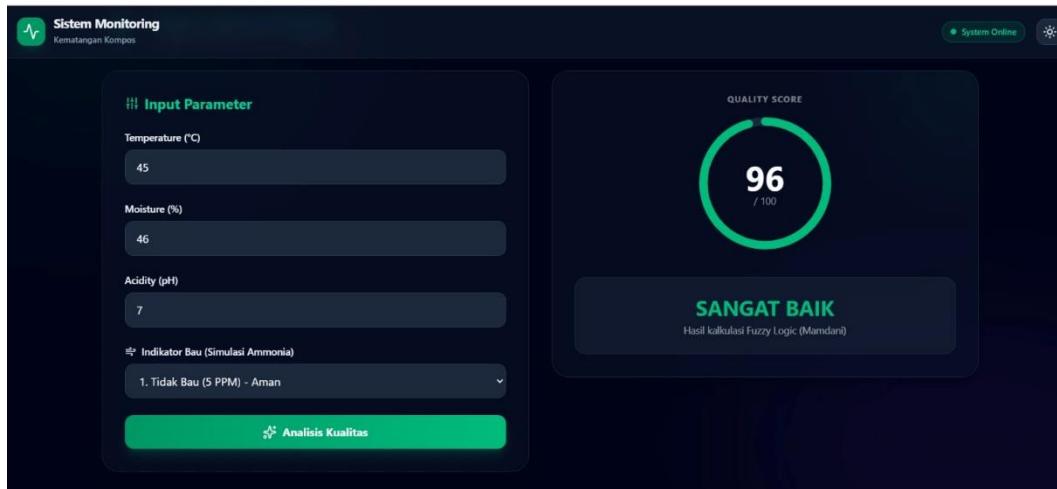
### 3. Analisis Hasil Validasi

Akurasi Logika Fuzzy (Kasus A, B, C): Sistem berhasil menerjemahkan aturan fuzzy dengan tepat. Pada Kasus A (Kondisi Ideal), sistem memberikan skor 96.67 yang masuk kategori "Sangat Baik". Pada Kasus B (Fase Termofilik), sistem memberikan skor 85.00 ("Baik"), yang sesuai dengan logika pakar bahwa suhu panas diperlukan untuk sanitasi kompos meskipun belum matang sempurna.

Efektivitas *Safety Valve* (Kasus D): Pada Kasus D, meskipun input Suhu (45°C), pH (7.0), dan Bau (Tidak Bau) adalah ideal, sistem secara otomatis mendeteksi Kelembapan (80%) melebihi ambang batas kritis 67%.

- Tanpa Hard Rule: Logika fuzzy murni mungkin akan memberikan nilai rata-rata yang bias (misal skor 60-70) karena 3 dari 4 parameter bernilai bagus.
- Dengan Hard Rule: Sistem mengabaikan skor fuzzy dan menerapkan sanksi pengurangan skor linear, menghasilkan skor 20.00 (Mentah).

Hal ini membuktikan bahwa algoritma proteksi kegagalan anaerob (*Anaerobic Failure Protection*) berfungsi dengan baik untuk mencegah kesalahan diagnosis status kompos saat terjadi kondisi genangan air.



## 7.2 Status Integrasi

Berdasarkan arsitektur yang telah dirancang, fitur Machine Learning (ML) dan Sistem Pakar (SP) dinyatakan berjalan dalam status Terintegrasi Penuh (*Fully Integrated*). Kedua fitur ini tidak berjalan secara independen atau terpisah, melainkan digabungkan menjadi satu kesatuan alur pemrosesan data (*Data Processing Pipeline*) di sisi *backend* server.

Integrasi ini dilakukan dengan mengekspor model cerdas yang telah dilatih pada tahap sebelumnya ke dalam format serialisasi objek (.pkl atau .joblib). File model inilah yang ditanamkan ke dalam server aplikasi untuk melayani permintaan data dari perangkat IoT secara *real-time*.

Berikut adalah mekanisme teknis integrasi yang diterapkan:

1. Single-Stream Data Flow (Alur Data Tunggal): Sistem dirancang agar data sensor (Suhu, Kelembaban, pH) yang dikirim oleh mikrokontroler (ESP32) langsung menjadi input bagi model ML tanpa perlu intervensi manual. Tidak ada pemisahan jalur data; data yang sama digunakan untuk prediksi kadar amonia (Stage 1) dan penentuan status kematangan (Stage 2).
2. Sequential Processing (Pemrosesan Berurutan): Integrasi menerapkan logika sekuensial (*chaining*), di mana output dari satu model menjadi input bagi proses selanjutnya.
  - o Input: Data mentah dari Sensor (Temperature, MC, pH).
  - o Proses 1 (ML): Model *Extra Trees Regressor* memprediksi nilai Amonia.

- Proses 2 (SP Hybrid): Nilai Amonia hasil prediksi digabung kembali dengan data Suhu dan MC, lalu diproses oleh *Logic Scorer* untuk menghasilkan Skor Kematangan (0-100).
  - Output: Aplikasi menampilkan Status Akhir (Contoh: "MATANG") dan Rekomendasi Tindakan kepada pengguna.
3. Efisiensi Sumber Daya: Dengan mengintegrasikan kedua fitur ini di *cloud/server*, beban komputasi pada perangkat keras IoT (microcontroller) menjadi sangat ringan. Perangkat IoT hanya bertugas mengirim data sensor, sementara proses berpikir (inferensi) yang berat dilakukan oleh model terintegrasi di server.

Status integrasi ini memastikan bahwa pengguna akhir (*end-user*) menerima informasi yang utuh: tidak hanya melihat angka-angka sensor mentah, tetapi langsung mendapatkan *insight* cerdas mengenai kualitas dan status kompos mereka.

### 7.3 Kesimpulan dan Saran

Sistem yang kami kembangkan, mencakup sistem Internet of Things yang mencakup perception layer (sensor), network layer, dan software layer (Machine Learning dan Sistem Pakar) untuk sistem cerdas.

Untuk pengembangan selanjutnya, dapat menggunakan sensor yang lebih berpengaruh terhadap prediksi sistem cerdas.

## LAMPIRAN

### Link repositori git

<https://github.com/komposmonitor-sys/Monitoring-Kompos.git>

### Link video

[https://drive.google.com/drive/folders/1g\\_XMZzv7kp-sH93ChLsB22GMFry0rnAj?usp=sharing](https://drive.google.com/drive/folders/1g_XMZzv7kp-sH93ChLsB22GMFry0rnAj?usp=sharing)

### Link Colab

<https://colab.research.google.com/drive/1xfTH85HAduBOG9uowtlRJ3rG6Hoha1EN?usp=sharing#scrollTo=0Ep0MEmA8gmp>

### Kontribusi Setiap Tim

No.	Nama	Kontribusi
1.	Erlang Cahya Ardyansyah	- Membantu mencari jurnal untuk Sistem Pakar dan merangkum hasil wawancara dengan pakar - Membantu take video - Membantu membuat alat
2.	Fathir Raihan Muhammad	- Membantu membuat alat - Membantu membuat model Machine Learning
3.	Fauzi Ramdani	- Membuat dan memasang alat fisik / IoT, dan merapikan wiring
4.	Ghazy Aulia Wicaksana	- Mengkoordinasi dan memastikan progress tiap pekerjaan - Membantu pengembangan di tahap perencanaan
5.	Ihsan Defriyadi	- Mewawancarai pakar, membawa contoh kompos - Membantu Mencari jurnal untuk rule Sistem Pakar

6.	Khairana Mazaya	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Membantu merangkai sistem IoT</li> <li>- Memegang uang kelompok untuk pembelian</li> <li>- <u>Membantu membuat poster</u></li> </ul>
7.	Muhammad Afnan Risandi	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Membuat dan mengembangkan UI</li> <li>- Membantu mengembangkan poster</li> </ul>
8.	Muhammad Ghailan Dena	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Membuat dan mengembangkan Sistem IoT (sensor, aktuator)</li> <li>- Mengkalibrasi sensor</li> </ul>
9.	Muhammad Naufal Alifauzi	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Melakukan Cleaning, Training dan finalisasi model Machine Learning</li> <li>- Membantu kalibrasi sensor</li> </ul>
10.	Muhammad Syaban Fauzan	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Membantu mengembangkan Sistem Pakar pada setiap prosesnya</li> <li>- Membantu mencari jurnal Sistem Pakar</li> <li>- Mewawancarai pakar, membawa contoh kompos</li> </ul>
11.	Ripan	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Melakukan Cleaning, Training dan finalisasi model Machine Learning</li> </ul>
12.	Sabrina Yulfrida Fajrin	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Membantu membuat poster</li> <li>- Membantu perhitungan Fuzzy logic</li> </ul>
13.	Talha Fatur Rahman	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Membuat UI dan integrasi Machine Learning &amp; Sistem Pakar</li> <li>- Integrasi sensor dan firebase untuk data</li> </ul>

## Screenshot Activity Git

Commits

main

All users All time

Commits on Jan 4, 2026

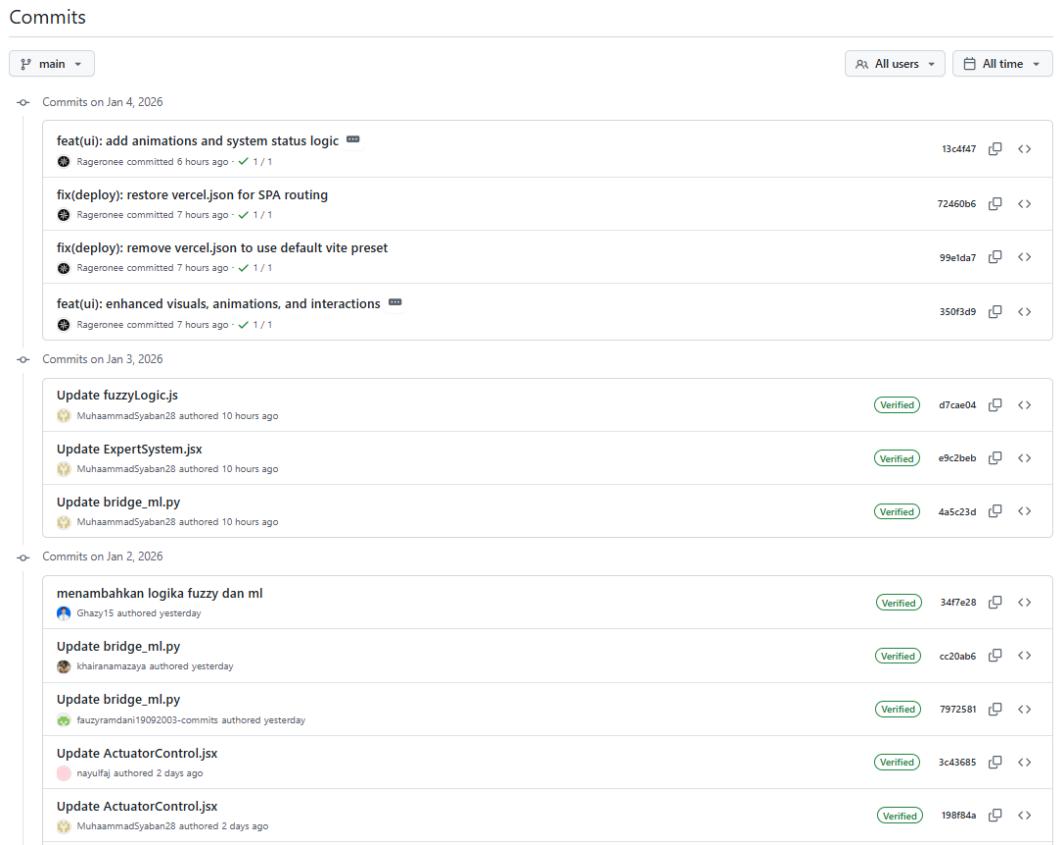
- feat(ui): add animations and system status logic 13c4f47
- fix(deploy): restore vercel.json for SPA routing 72460b6
- fix(deploy): remove vercel.json to use default vite preset 99e1da7
- feat(ui): enhanced visuals, animations, and interactions 350f3d9

Commits on Jan 3, 2026

- Update fuzzyLogic.js d7cae04
- Update ExpertSystem.jsx e9c2beb
- Update bridge\_ml.py 4a5c23d

Commits on Jan 2, 2026

- menambahkan logika fuzzy dan ml 34f7e28
- Update bridge\_ml.py cc20ab6
- Update bridge\_ml.py 7972581
- Update ActuatorControl.jsx 3c436b5
- Update ActuatorControl.jsx 198f84a



Integrate fuzzy logic into ML prediction pipeline		041050a		
Update bridge_ml.py		3f34198		
Refactor bridge_ml.py for improved functionality		b5cff37		
Update bridge_ml.py		cd8fb6d		
Refactor fuzzy logic and load ML models		9b9f359		
Integrate fuzzy logic engine and load model		4259f6a		
Implement defuzzification for crisp output calculation		fbf5f9d		
Add Navbar component with theme toggle functionality		5b54d70		
Implement inference engine for fuzzy logic rules		6f6c183		
Update kompos_config.json		e74656a		
Update bridge_ml.py		b231b1d		
Refactor and restore esp.ino with full functionality		38ad112		
Update StatsCard.jsx		a785a7b		
Refactor ExpertSystem component for clarity and updates		a20e1e5		
Reintroduce WiFi and MQTT setup functions		523dbc1		
Refactor ExpertSystem input handling and UI		218a189		
Update esp.ino		091c2c3		
Update Layout.jsx		2af34d6		
Update HistoryTable.jsx		d93e253		
Add HistoryTable component for displaying history		a3454a8		
Add ExpertSystem component for quality analysis		b83f764		
Add kompos_config.json for compost monitoring project		3ffbd68		

Commits on Jan 2, 2026

Menambah DashboardHeader untuk komponen lainnya	ErlangCahya authored 2 days ago	Verified	78d5864		
Add fuzzy logic engine functions to bridge_ml.py	IhsanDefriyadi authored 2 days ago	Verified	2ea94c3a		
Menambahkan kode pelengkap ChartSection	ErlangCahya authored 2 days ago	Verified	89b75d3		
Menambahkan ChartSection untuk analisis realtime	Ghazy15 authored 2 days ago	Verified	bff9137a		
menghapus sampah	Ghazy15 authored 2 days ago	Verified	01bd9b3		
menambahkan ChartSection untuk analisis realtime	Ghazy15 authored 2 days ago	Verified	41b4846		
Add fuzzy logic utility for compost maturity	talhaportofolio authored 2 days ago	Verified	9484804		
Update App.jsx	Rageronee authored 2 days ago	Verified	1e3373e		
Initialize React app with Firebase and data fetching	talhaportofolio authored 2 days ago	Verified	44e39a2		
Commit Pertama Untuk Kebutuhan Project	talhaportofolio committed 2 days ago		530e2d1		