



# **Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk Menentukan Kualitas Pupuk Kompos**

## **Laporan Tugas Akhir**

**Oleh:**

**Risky Roy Findo Ginting (42422011026)**

**Program Studi Teknologi Rekayasa Elektronika Jurusan  
Teknik Elektro  
Politeknik Negeri Batam  
2025**

## **LEMBAR PENGESAHAN**

**Laporan Tugas Akhir disusun untuk digunakan sebagai rencana kerja pada pelaksanaan Tugas Akhir**

**Disusun Oleh:**  
**Risky Roy Findo Ginting (42422011026)**

**Tanggal Seminar : 15 Januari 2026**

**Disetujui Oleh :**

**1. Ika Karlina Laila Nur  
Suciningtyas,S.Si.,M.Si  
NIK : 119219**



**1. Abdullah Sani,S.ST,MSc  
NIK: 113119**

A handwritten signature in black ink, likely belonging to Abdullah Sani, positioned below his name and NIK.

**2. Ririn Humaera,M.Pd  
NIK : 124322**



# **Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk Menentukan Kualitas Pupuk Kompos**

## **Abstrak**

Dalam kehidupan bermasyarakat saat ini, sampah organik sangat banyak dihasilkan di kehidupan sehari-hari. Sampah organik dapat diolah menjadi kompos yang berfungsi sebagai pupuk alami untuk meningkatkan kesuburan tanah dan mendukung pertumbuhan tanaman. Namun kualitas pupuk kompos dapat sangat bervariasi tergantung pada bahan baku dan teknik pengomposan. Tujuan penelitian ini untuk mengetahui kualitas pupuk kompos yang dihasilkan dengan menggunakan metode Takakura. Metodologi penelitian ini juga menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN) yang dapat membantu dalam menentukan kualitas kompos. Selain itu juga dapat mengklasifikasikan data dengan akurat. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa nilai  $K = 8$  merupakan parameter optimal yang memberikan akurasi model sebesar 87,5% dengan nilai presisi sebesar 85,7%, recall sebesar 90%, dan F1-score yang sebesar 87,8%, sehingga membuktikan kemampuan KNN dalam mengenali pola data secara stabil dan konsisten. Melalui proses pengujian langsung pada sampel kompos, sistem terbukti mampu memberikan hasil klasifikasi secara real-time, dan sesuai dengan standar parameter kualitas kompos. Dengan begitu dapat memberikan kontribusi dalam menentukan kualitas kompos yang dihasilkan.

Kata Kunci : Kompos, K-Nearest Neighbor, Takakura

# ***Implementation of the K-Nearest Neighbors (KNN) Algorithm to Determine the Quality of Compost Fertilizer***

## **Abstract**

In today's society, a large amount of organic waste is generated in daily life. Organic waste can be processed into compost, which serves as a natural fertilizer to improve soil fertility and support plant growth. However, the quality of compost fertilizer can vary significantly depending on the raw materials and composting techniques used. This study aims to determine the quality of compost produced using the Takakura method. The research methodology also employs the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm, which assists in determining compost quality and enables accurate data classification.

The results show that a K value of 8 is the optimal parameter, achieving a model accuracy of 87.5%, with a precision of 85.7%, recall of 90%, and an F1-score of 87.8%. These findings demonstrate the ability of the KNN algorithm to recognize data patterns in a stable and consistent manner. Through direct testing on compost samples, the system was proven capable of providing real-time classification results in accordance with standard compost quality parameters. Therefore, this study contributes to the determination of compost quality produced.

Keywords: Compost, K-Nearest Neighbor, Takakura

## Daftar Isi

|                                                  |     |
|--------------------------------------------------|-----|
| LEMBAR PENGESAHAN.....                           | i   |
| Abstrak .....                                    | ii  |
| Abstract .....                                   | iii |
| Daftar Isi.....                                  | iv  |
| Daftar Table .....                               | v   |
| Daftar Gambar .....                              | vi  |
| Bab 1. Pendahuluan.....                          | 1   |
| 1.1. Latar Belakang.....                         | 1   |
| 1.1. Rumusan Masalah .....                       | 2   |
| 1.2. Tujuan.....                                 | 2   |
| 1.3. Manfaat .....                               | 2   |
| 1.4. Batasan Masalah .....                       | 2   |
| Bab 2. Tinjauan Pustaka.....                     | 3   |
| 2.1. Penelitian Terkait.....                     | 3   |
| 2.2. Pupuk Kompos.....                           | 5   |
| 2.3. Algoritma K – Nearest Neighbors (KNN) ..... | 6   |
| 2.4. Confusion Matrix .....                      | 7   |
| 2.5. Mikrokontroler ESP32 .....                  | 9   |
| 2.6. Sensor pH Tanah .....                       | 9   |
| 2.7. Sensor Kelembapan Tanah.....                | 10  |
| 2.8. Sensor Suhu DS18B20 .....                   | 10  |
| Bab 3. Tahap Pelaksanaan .....                   | 11  |
| 3.1. Perancangan Umum .....                      | 11  |
| 3.2. Perancangan Elektrikal .....                | 12  |
| 3.3. Perancangan Desain Mekanikal .....          | 13  |
| 3.4. Perancangan Alur Kerja Program .....        | 13  |
| 3.5. Pengujian Sistem .....                      | 15  |
| Bab 4. Biaya & Jadwal Kegiatan .....             | 16  |
| 4.1. Anggaran Biaya.....                         | 16  |
| Daftar Pustaka.....                              | 17  |

## DAFTAR TABLE

|                                      |    |
|--------------------------------------|----|
| Table 1. Jurnal Terkait .....        | 3  |
| Table 2. Standar Kualitas Pupuk..... | 16 |
| Table 3. Biaya dan Anggaran.....     | 16 |

## DAFTAR GAMBAR

|                                             |    |
|---------------------------------------------|----|
| Gambar 1. Arsitektur KNN $k = 3$ .....      | 7  |
| Gambar 2. Tabel Confusion Matrix .....      | 8  |
| Gambar 3. ESP32 .....                       | 9  |
| Gambar 4. Sensor pH Tanah .....             | 9  |
| Gambar 5. Sensor Soil Moisture.....         | 10 |
| Gambar 6. Sensor DS18B20 .....              | 10 |
| Gambar 7. Perancangan Umum.....             | 11 |
| Gambar 8. Diagram Elektrikal .....          | 12 |
| Gambar 9. Desain Mekanikal .....            | 13 |
| Gambar 10. Flowchart Pelatihan Model.....   | 13 |
| Gambar 11. Flowchart Alur Kerja Sistem..... | 14 |
| Gambar 12. Metrik Evaluasi Model.....       | 15 |

# Bab 1. Pendahuluan

## 1.1. Latar Belakang

Pupuk kompos merupakan salah satu Solusi ramah lingkungan untuk mengelola limbah organik, serta memiliki peran penting dalam meningkatkan kesuburan tanah dan hasil pertanian. Namun, kualitas kompos yang dihasilkan dapat bervariasi tergantung pada jenis bahan baku, teknik fermentasi, dan metode pengolahan yang digunakan. Variasi ini menjadi tantangan dalam menjaga mutu kompos yang konsisten dan sesuai standar ideal bagi pertumbuhan tanama. Selain itu, perbedaan dalam proses pengomposan dapat menyebabkan ketidak teraturan dalam hasil akhir kompos [1].

Pada hal ini Sri Wahyuni Siagian, Yebi Yuriandala, Fina Binazir Maziya telah melakukan uji coba pada evaluasi kualitas pupuk kompos secara manual membutuhkan waktu, tenaga, dan keahlian khusus, serta rentan terhadap variabilitas kondisi yang terdapat pada kompos, seperti suhu, kelembapan, dan pH [2]. Suhu yang ideal mencerminkan aktivitas mikroorganisme yang tinggi dalam proses dekomposisi, sementara kelembapan dan potensi hidrogen (pH) berperan penting dalam menjaga stabilitas lingkungan yang mendukung kerja mikroba dalam memecah bahan organik. Ketidakesesuaian nilai-nilai parameter ini dapat menghambat proses pengomposan dan menghasilkan kompos dengan kualitas rendah. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat melakukan analisis kualitas kompos secara otomatis dan lebih objektif. Dengan memanfaatkan teknologi sensor dan algoritma klasifikasi seperti K-Nearest Neighbors (KNN), proses pengukuran kualitas kompos dapat dilakukan secara lebih cepat, konsisten, dan akurat, serta mampu memberikan informasi real-time kepada pengguna untuk pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengelolaan pupuk kompos [3].

Sebagai solusi atas keterbatasan dalam proses evaluasi kualitas pupuk kompos secara manual, kemajuan teknologi dan kecerdasan buatan menawarkan pendekatan baru melalui penerapan algoritma machine learning. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) [4]. yang mampu mengelompokkan data secara lebih objektif dan konsisten berdasarkan parameter yang terukur. Dalam penelitian ini, algoritma KNN diimplementasikan untuk menentukan kualitas pupuk kompos dengan mempertimbangkan variabel- variabel utama seperti suhu, kelembapan, dan nilai pH. KNN bekerja dengan membandingkan data baru terhadap sejumlah data latih yang memiliki kemiripan karakteristik, kemudian menentukan klasifikasi berdasarkan mayoritas kelas dari data-data terdekat tersebut. Pendekatan ini diharapkan dapat mempercepat proses analisis kualitas kompos secara otomatis, serta mengurangi ketergantungan pada penilaian subjektif manusia [5].

### **1.1. Rumusan Masalah**

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, maka Rumusan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Bagaimana mengimplementasikan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dalam menentukan kualitas pupuk kompos berdasarkan data suhu, kelembapan, dan pH?
2. Sejauh mana algoritma KNN dapat mengklasifikasikan kualitas pupuk kompos secara akurat dan efisien?
3. Apa saja tantangan dalam pengumpulan dan pengolahan data suhu, kelembapan, dan pH sebagai parameter penentu kualitas kompos?

### **1.2. Tujuan**

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah dapat di ketahui tujuan dari penelitian tersebut adalah :

1. Menerapkan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk klasifikasi kualitas pupuk kompos menggunakan parameter suhu, kelembapan, dan pH.
2. Mengembangkan sistem penilaian kualitas pupuk kompos yang lebih objektif dan efisien dibandingkan metode manual.
3. Menganalisis performa algoritma KNN dalam mengenali dan mengklasifikasikan kualitas pupuk kompos berdasarkan data input.

### **1.3. Manfaat**

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Memberikan alternatif solusi berbasis teknologi dalam menilai kualitas pupuk kompos secara otomatis.
2. Membantu petani atau pengelola kompos dalam memperoleh pupuk yang sesuai standar kualitas untuk meningkatkan produktivitas pertanian.

### **1.4. Batasan Masalah**

Ada pun Batasan dan *scope* yang terdapat pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Parameter yang digunakan dalam penilaian kualitas pupuk kompos dibatasi pada tiga variabel utama, yaitu suhu, kelembapan, dan PH.
2. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada K-Nearest Neighbors (KNN) tanpa perbandingan dengan algoritma lain.
3. Data yang digunakan merupakan data terukur dari proses pengomposan standar, dan tidak mencakup kompos yang berasal dari limbah berbahaya atau non-organik.

## Bab 2. Tinjauan Pustaka

### 2.1. Penelitian Terkait

Penelitian ini mengacu pada implementasi algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dalam penentuan kualitas pupuk kompos. Untuk klasifikasi pupuk kompos dengan mempertimbangkan variabel-variabel seperti suhu, kelembapan, dan pH. Berbagai pendekatan dalam penelitian ini berfokus pada peningkatan akurasi dan performa dalam mengklasifikasikan kualitas pupuk kompos berdasarkan parameter lingkungan yang mempengaruhinya. Dengan adanya penelitian-penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menerapkan algoritma KNN dengan memperhatikan berbagai faktor yang dapat mempengaruhi kualitas pupuk kompos.

**Table 1. Jurnal Terkait.**

| NO | Tahun | Penulis                                                                                             | Judul                                                                      | Metode                              | Kelemahan                                                                                                                                                                                                                                                                           |
|----|-------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1  | 2024  | Fahmi Malik Namus Akbar                                                                             | Metode KNN untuk Menentukan Kualitas Air                                   | K-Nearest Neighbor (KNN)            | Perlunya optimalisasi performa metode KNN dalam pengklasifikasian data kualitas air, dan pengembangan Fitur, Menu yang lebih kompleks.                                                                                                                                              |
| 2  | 2018  | Arwansyah, Madyn a Patasik                                                                          | Dipanegara Makassar                                                        | K-Nearest Neighbor (KNN)            | Pada penelitian tersebut memiliki beberapa keterbatasan, yaitu hanya menggunakan 11 sampel tanah dalam analisis, focus pada tanaman padi di wilayah tertentu sehingga hasilnya kurang dapat digeneralisasi, serta tidak menerapkan uji validasi silang atau metode validasi lainnya |
| 3  | 2021  | Hunaep i, Taufik Samsur i, Muhamad Asy'ari, Muhali, Herdian Fitriani, Baiq Mirawati, Dedi Sumarsono | Pengolahan Sampah Organik Dengan Komposter untuk Mewujudkan NTB Zero Waste | Participatory Rapid Appraisal (PRA) | Pada penelitian ini, ada beberapa hambatan seperti kapasitas komposter masih belum memenuhi jumlah limbah organik yang dihasilkan.                                                                                                                                                  |

|   |      |                                   |                                                                                                 |                                          |                                                                                                                                                                                                                                 |
|---|------|-----------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 4 | 2022 | Enida Fatmali a, Dini Yulians ari | Kualitas Kompos Dari Sampah Organik Rumah Tangga Menggunakan Variasi Jenis Mikroorganisme Lokal | Eksperimen dengan pendekatan kualitatif. | Pada penelitian ini, perlu dilakukannya penambahan waktu pengomposan sampah organik rumah tangga yang memiliki kandungan air yang rendah, memperkaya pengetahuan tentang kualitas MOL yang bisa dimanfaatkan dalam pengomposan. |
|---|------|-----------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

Berdasarkan kajian literatur dan penelitian terkait, penelitian ini Menjelaskan tentang penelitian membuat aplikasi dengan menggunakan metode KNN dalam menentukan kualitas air dengan mempertimbangkan beberapa unsur didalamnya dengan mencari dataset sebagai awal dalam pengklasifikasian. Dalam penelitian ini metode KNN sangat efektif untuk menentukan Kualitas Air [6]. Penelitian selanjutnya ,Algoritma KNN juga dapat menentukan kesuburan Tanah untuk Tanaman Padi. Kondisi ini juga memperhatikan beberapa parameter atau unsur

didalamnya. Berdasarkan hasil dari penelitian menggunakan KNN maka di ketahui informasi mengenai tanah yang subur untuk tanaman padi [7]. Penelitian selanjutnya, menjelaskan bagaimana pengolahan sampah organik dengan komposter. Kegiatan ini memperdayakan sampah organik rumah tangga untuk menghasilkan kompos berkualitas. Dengan penambahan penyemprotan EM4 untuk mempercepat pengomposan [8]. Penelitian selanjutnya, melakukan peneliatan Kualitas Kompos dari samapah organic rumah tangga menggunakan variasi jenis mikroorganisme lokal. Penelitian ini sama dengan peneliatian sebelumnya tetapi penelitian ini menambahkan Mikroorganisme Lokal seperti nasi bekas, buah busuk dll. Dalam penelitian ini juga melaukan pengujian kadar kompos nya dengan beberapa unsur kadar Phosfor,Nitrogen,Oksigen,Air dengan menggunakan larutan [9]. Berdasarkan studi dan jurnal terkait, menunjukkan bahwa KNN mampu melakukan klasifikasi kualitas tertentu dengan parameter yang diinginkan. Dalam Penelitian ini, penilaian kualitas kompos dapat dilakukan berdasarkan tiga parameter utama yaitu suhu, kelembapan, dan pH tanah yang menjadi indikator tingkat kematangan dan kualitas kompos. Sistem ini akan dibangun menggunakan mikrokontroler ESP32 yang terintegrasi dengan sensor suhu DS18B20, sensor kelembapan tanah, dan sensor pH. Pendekatan ini mengadaptasi rancangan alat ukur pada penelitian sebelumnya, namun dilengkapi dengan metode klasifikasi berbasis machine learning yang belum banyak diterapkan. Data dari sensor akan diolah menggunakan algoritma KNN untuk mengklasifikasikan kualitas kompos secara langsung dan real-time, sehingga proses penilaian menjadi lebih efisien dan objektif.

## **2.2. Pupuk Kompos**

Pupuk kompos adalah produk biologis yang dihasilkan melalui proses dekomposisi terkontrol dari berbagai bahan organik yang dapat terurai secara alami, seperti sisa tanaman, limbah rumah tangga, dan kotoran hewan. Proses pengomposan ini melibatkan aktivitas metabolik konsorsium mikroorganisme dalam kondisi lingkungan aerobik maupun anaerobik, yang menghasilkan material humus stabil dengan kandungan unsur hara esensial. Hal ini bermanfaat untuk meningkatkan kesuburan tanah dan mendukung pertumbuhan tanaman secara berkelanjutan. Kualitas pupuk kompos dapat diklasifikasikan secara Objektif berdasarkan beberapa parameter kunci yang mempengaruhi efektivitasnya sebagai amandemen tanah, seperti jumlah hari sejak awal pengomposan yang menunjukkan tingkat kematangan kompos, tingkat kesuburan (rendah, sedang, tinggi) yang diindikasikan oleh kualitas nutrisi, suhu tanah dan lingkungan yang mencerminkan aktivitas mikrobiologis, kadar air dalam persentase yang optimal antara 40–60%, serta nilai pH dengan rentang optimal 6,5–7,5 [10]

### 2.3. Algoritma K – Nearest Neighbors (KNN)

Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) adalah salah satu metode dalam pembelajaran mesin yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Algoritma ini merupakan algoritma berbasis instance yang bekerja dengan mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatannya dengan data lainnya dalam ruang fitur. KNN termasuk dalam kategori *lazy learning* karena tidak membangun model eksplisit selama fase pelatihan, melainkan melakukan klasifikasi langsung saat data diuji.

Pada algoritma KNN, proses pengklasifikasian dilakukan dengan mencari sejumlah  $k$  tetangga terdekat dari titik data yang akan diklasifikasikan. Kemudian, kelas atau label data tersebut ditentukan berdasarkan mayoritas kelas dari  $k$  tetangga terdekat yang ditemukan. Misalnya, jika lebih dari setengah dari  $k$  tetangga terdekat memiliki label yang sama, maka data tersebut akan diberi label yang sama.

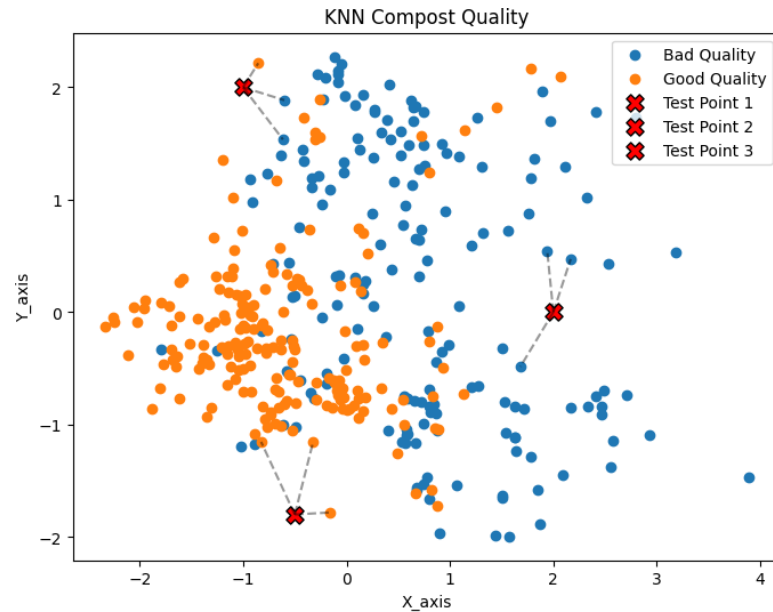
Proses utama algoritma KNN terdiri dari dua tahap: tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pelatihan, algoritma ini hanya menyimpan data pelatihan beserta labelnya, tanpa membuat model eksplisit. Sementara pada tahap pengujian, algoritma akan menghitung jarak antara data uji dengan data pelatihan dan memilih  $k$  tetangga terdekat berdasarkan jarak tersebut. Jarak antar data dapat dihitung menggunakan berbagai metrik, namun yang paling umum digunakan adalah *Euclidean Distance*.

Rumus *Euclidean Distance* untuk mengukur jarak antara dua titik data,  $a$  dan  $b$ , dalam ruang fitur  $d$ -dimensi adalah sebagai berikut:

$$D(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2}$$

Dimana:

- $D(a,b)$  adalah jarak antara dua titik data  $a$  dan  $b$ .
- $a_k$  dan  $b_k$  adalah nilai dari fitur ke- $k$  pada titik data  $a$  dan  $b$ .



**Gambar 2.1** Arsitektur KNN  $k = 3$

Setelah menghitung jarak, algoritma akan memilih  $k$  tetangga terdekat dan mengklasifikasikan data uji berdasarkan mayoritas kelas yang ada pada tetangga tersebut. Pemilihan nilai  $k$  sangat penting karena mempengaruhi hasil klasifikasi. Jika  $k$  terlalu kecil, model menjadi sangat sensitif terhadap noise, sementara jika  $k$  terlalu besar, model akan terlalu umum dan kurang tepat dalam memetakan data.

Kelebihan utama dari KNN adalah kesederhanaannya dan kemampuannya dalam menangani data dengan bentuk yang tidak terstruktur. Namun, kelemahan dari KNN adalah waktu komputasi yang tinggi, terutama jika dataset yang digunakan sangat besar, karena algoritma harus menghitung jarak untuk setiap pasangan data pada saat pengujian. Untuk mengatasi masalah ini, beberapa teknik optimasi seperti *KD-Tree* atau *Ball-Tree* dapat digunakan untuk mempercepat proses pencarian tetangga terdekat.

Dalam penelitian ini, algoritma KNN digunakan untuk menentukan kualitas pupuk kompos berdasarkan variabel-variabel seperti suhu, kelembapan, dan pH. Dengan menggunakan KNN, diharapkan klasifikasi kualitas pupuk kompos dapat dilakukan secara lebih efisien dan objektif.

## 2.4. Confusion Matrix

*Confusion Matrix* merupakan tabel yang merangkum performa model klasifikasi dengan membandingkan label yang diprediksi dengan label yang sebenarnya. Confusion matrix terdiri atas empat komponen, yaitu *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP) dan *false negative* (FN). *True positive* adalah jumlah data yang benar-benar positif (misalnya: pupuk berkualitas baik) dan diprediksi dengan benar sebagai positif. *True negative* adalah jumlah data yang sebenarnya negatif (misalnya, pupuk berkualitas buruk) dan diprediksi dengan benar sebagai negatif. *False positive* terjadi ketika data yang sebenarnya negatif tetapi diprediksi sebagai positif, sedangkan *false negative* adalah data yang sebenarnya positif tetapi diprediksi sebagai negatif. Berdasarkan confusion matrix, beberapa metrik evaluasi utama dapat dihitung untuk mengukur kinerja model, seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. benar sebagai negatif. *False positive* terjadi ketika data yang sebenarnya negatif tetapi diprediksi sebagai positif, sedangkan *false negative* adalah data yang sebenarnya positif tetapi diprediksi sebagai negatif. Berdasarkan confusion matrix, beberapa metrik evaluasi utama dapat dihitung untuk mengukur kinerja model, seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*

|        |          | Predicted           |                     |
|--------|----------|---------------------|---------------------|
|        |          | Positive            | Negative            |
| Actual | Actual   | True Positive (TP)  | False Negative (FN) |
|        | Negative | False Positive (FP) | True Negative (TN)  |

**Gambar 2.2 Tabel *Confusion Matrix***

*Accuracy* merupakan metrik evaluasi yang menunjukkan tingkat keberhasilan model dalam menghasilkan prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh jumlah prediksi yang dilakukan. Rumus untuk menghitung *accuracy* adalah:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

*Precision* merupakan metrik evaluasi yang mengukur seberapa baik model membuat prediksi yang benar untuk kelas positif dari total prediksi positif yang dilakukan. Nilai ini dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

*Recall* merupakan metrik evaluasi yang menggambarkan seberapa baik suatu model dalam mengidentifikasi kelas positif dengan benar. Rumus perhitungannya yaitu:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

*F1 – Score* metrik evaluasi yang mencerminkan keseimbangan antara Presisi (*Precision*) dan Sensitivitas (*Recall*). Nilai ini dihitung dengan dengan rumus sebagai berikut:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Reca}$$

## 2.5. Mikrokontroller ESP32

Mikrokontroller ESP32 merupakan sistem embedded yang terintegrasi dengan modul komunikasi nirkabel WiFi (802.11 b/g/n) dan Bluetooth Low Energy (BLE). Board ini dilengkapi dengan berbagai pin multifungsi yaitu, Pulse Width Modulation (PWM), Universal Asynchronous Receiver Transmitter (UART), General Input Output (GPIO), dan Analog to Digital Converter (ADC). ESP32 beroperasi pada tegangan kerja 3.3V DC, sehingga untuk penggunaan mikrokontroller ESP32 memiliki kemampuan on-board processing dan storage yang memungkinkan chip tersebut untuk dihubungkan dengan berbagai sensor atau dengan aplikasi alat tertentu melalui pin output hanya dengan pemrograman sederhana.



Gambar 2.3 ESP32

## 2.6. Sensor pH Tanah

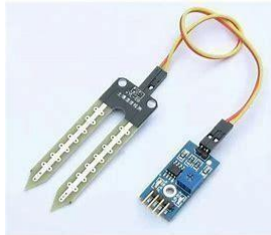
Sensor pH tanah berfungsi dengan cara menancapkan ujung batang sensor nya ke dalam tanah. Sensor ini akan mendeteksi sinyal analog berdasarkan tingkat keasaman atau kebasaan tanah, lalu sinyal tersebut dikirim ke mikrokontroller untuk dikonversi menjadi sinyal digital. Sensor ini beroperasi pada tegangan 5V DC, dan mampu mengukur nilai pH tanah dengan rentang pengukuran antara 3 hingga 8.



Gambar 2.4 Sensor pH Tanah

## 2.7. Sensor Kelembapan Tanah

Sensor kelembapan tanah (*soil moisture*) digunakan untuk mengukur kadar air atau tingkat kelembapan dalam tanah secara langsung. Prinsip kerjanya didasarkan pada perubahan sifat listrik tanah, seperti resistansi atau kapasitansi, yang berubah seiring dengan kandungan air di dalam tanah. Sensor ini menghasilkan sinyal analog yang kemudian dibaca dan diproses oleh mikrokontroler seperti ESP32.



Gambar 2.5 Sensor Soil Moisture

## 2.8. Sensor Suhu DS18B20

Sensor suhu (DS18B20) merupakan sensor untuk mendeteksi suhu dan kelembapan. Sensor ini memiliki rentang pengukuran suhu dari -40 hingga 80°C dengan akurasi  $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$ , serta rentang kelembapan 0 – 100% dengan akurasi  $\pm 2\%$  RH. DS18B20 melakukan deteksi kelembapan melalui prinsip kapasitif serta deteksi suhu dengan thermistor. Sensor ini beroperasi pada tegangan 3,3 – 6 V DC dan mengeluarkan data dalam bentuk sinyal digital, sehingga memudahkan integrasi dengan berbagai mikrokontroler.



Gambar 2.6 Sensor DS18B20

## Bab 3. Tahap Pelaksanaan

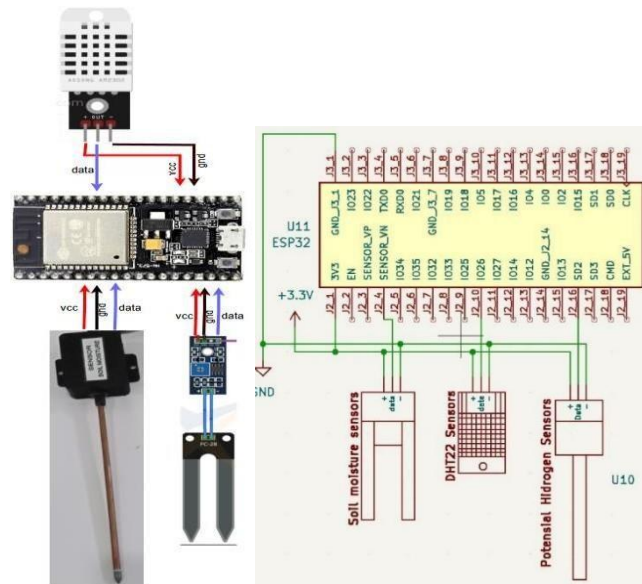
### 3.1. Perancangan Umum

Pada perancangan umum, tahap pertama yang akan dilakukan adalah studi literatur untuk memperoleh informasi mengenai cara kerja algoritma klasifikasi, parameter lingkungan apa saja yang relevan terhadap kualitas pupuk kompos, serta metode-metode pendukung yang sesuai dengan pendekatan machine learning, khususnya algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). Setelah itu, pada tahap perancangan elektrikal, dilakukan penyusunan jalur kelistrikan seperti pengkabelan sensor-sensor ke mikrokontroler sebagai pusat pengolahan data. Setelah perancangan elektrikal selesai, dilanjutkan dengan pembuatan program yang mengimplementasikan algoritma KNN. Program ini nantinya akan diuji untuk mengevaluasi performa klasifikasi dan dilakukan pengambilan data sebagai dasar analisis dalam penyusunan laporan akhir.



Gambar 3.1 Perancangan Umum

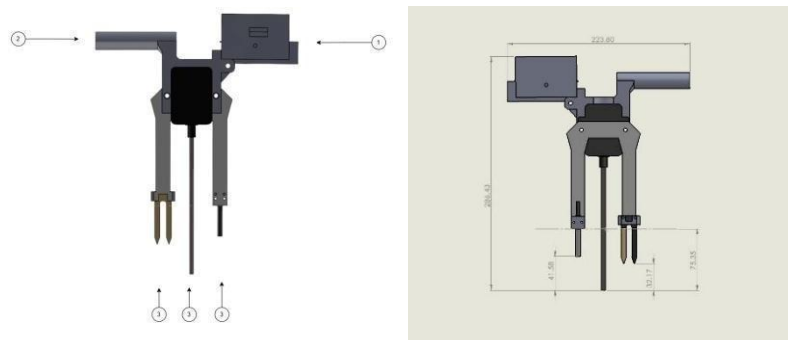
### 3.2. Perancangan Elektrikal



Gambar 3.2 Diagram Elektrikal

Gambar diatas menunjukkan rangkaian sistem monitoring kualitas pupuk kompos berbasis mikrokontroler ESP32 yang mengintegrasikan tiga jenis sensor utama, yaitu sensor DS18B20 untuk mengukur suhu dan kelembapan udara, sensor pH tanah untuk mengukur tingkat keasaman atau kebasahan kompos, serta sensor kelembapan tanah untuk memantau kadar air dalam media kompos. Setiap sensor terhubung ke ESP32 melalui pin VCC (tegangan), GND (ground), dan jalur data, baik analog maupun digital. Data yang diperoleh dari sensor-sensor ini akan digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi kualitas pupuk kompos dengan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). Dengan memanfaatkan kemampuan konektivitas dan pemrosesan ESP32, sistem ini memungkinkan pemantauan kondisi kompos secara otomatis dan objektif, sehingga mendukung proses pengomposan berbasis data.

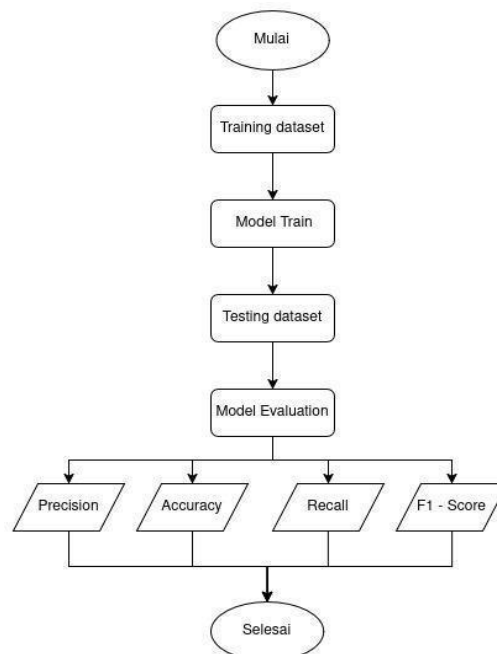
### 3.3. Perancangan Desain Mekanikal



Gambar 3.4 Desain Mekanikal

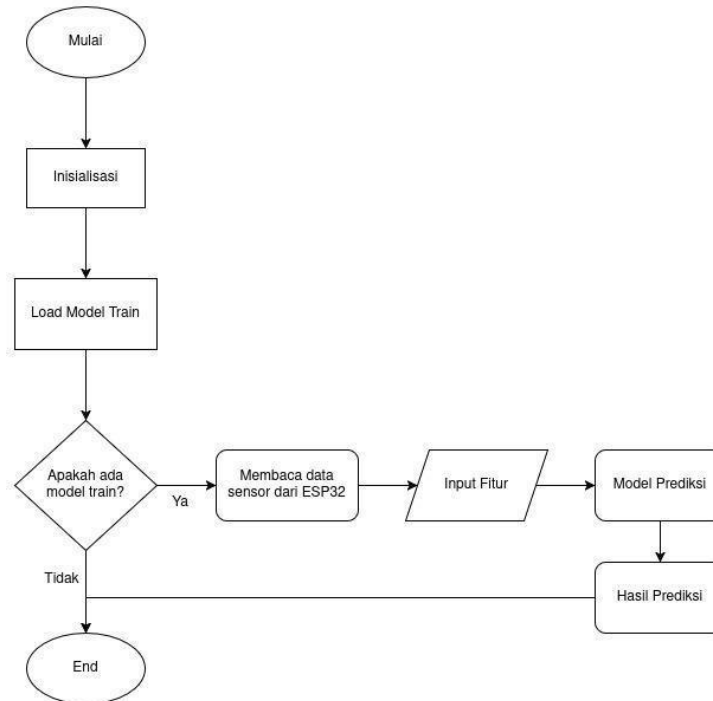
Gambar 3.4 tersebut menunjukkan desain alat monitoring tanah berbasis sensor dengan beberapa komponen utama. Bagian (1) adalah kotak elektronik yang berfungsi sebagai tempat mikrokontroler dan modul komunikasi. Bagian (2) merupakan pegangan atauudukan alat untuk memudahkan pemasangan di tanah. Tiga bagian bawah yang ditandai (3) adalah sensor-sensor: sensor kelembapan (kiri), sensor suhu (tengah), dan sensor konduktivitas atau pH tanah (kanan). Alat ini dirancang untuk aplikasi pertanian cerdas guna memantau kondisi tanah secara real-time.

### 3.4. Perancangan Alur Kerja Program



Gambar 3.5 Flowchart Pelatihan Model

Gambar 3.5 memperlihatkan alur proses pelatihan model. Proses dimulai dari tahap pemilihan dan pembagian data menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Pada tahap model *train*, data *training* digunakan untuk membentuk pola klasifikasi berdasarkan parameter suhu, kelembapan dan pH tanah. Setelah model terbentuk, dilakukan proses pengujian menggunakan data *testing*. Hasil pengujian ini dievaluasi pada tahap model *evaluation* untuk mengetahui performa klasifikasi model. Evaluasi dilakukan dengan menghitung empat metrik utama yaitu: Precision, Accuracy, Recall dan F1 – Score, yang masing-masing memberikan informasi tentang ketepatan, ketelitian, sensitivitas, serta keseimbangan antara precision dan recall dari model. Setelah semua metrik evaluasi diperoleh, proses diakhiri pada tahap selesai.



**Gambar 3.6 Flowchart Alur Kerja Sistem**

Gambar 3.6 memperlihatkan flowchart program dari sistem yang dirancang. Proses dimulai dengan tahap inisialisasi variable. Selanjutnya, sistem akan memuat model yang telah dilatih sebelumnya dalam bentuk file. Setelah itu, sistem akan memeriksa apakah model hasil pelatihan tersedia. Jika tidak ditemukan, maka program akan dihentikan. Namun, jika model tersedia, sistem akan membaca data dari sensor yang terhubung ke ESP32 melalui komunikasi serial USB, meliputi parameter pH, kelembapan dan suhu. Data yang diperoleh dari sensor kemudian digunakan sebagai fitur input untuk model klasifikasi. Model tersebut akan memproses input dan menghasilkan prediksi kualitas pupuk apakah tergolong *good quality* (berkualitas baik) atau *bad quality* (berkualitas buruk).

### 3.5. Pengujian Sistem



**Gambar 3.7 Matrik Evaluasi Model**

Gambar 3.7 memperlihatkan metrik evaluasi pada model klasifikasi kualitas pupuk kompos. Pada gambar terdapat empat komponen utama, yaitu *True positive* (TP), *false positive* (FP), *false negative* (FN), dan *true negative* (TN). Sumbu horizontal menunjukkan nilai actual dari data, sedangkan sumbu vertical menunjukkan hasil prediksi dari model.

*True Positive* (TP) menunjukkan jumlah sampel pupuk kompos yang secara aktual berkualitas baik dan berhasil diprediksi dengan benar oleh model sebagai "*Good Quality*". *True Negative* (TN) menggambarkan sampel yang memang berkualitas buruk dan diprediksi tepat sebagai "*Bad Quality*". *False Positive* (FP) merupakan kesalahan tipe I, yaitu ketika model memprediksi pupuk sebagai berkualitas baik padahal sebenarnya buruk, yang dapat menyebabkan overestimasi kualitas. Sedangkan *False Negative* (FN) adalah kesalahan tipe II, saat pupuk berkualitas baik diprediksi sebagai buruk, berisiko menyebabkan underestimasi kualitas yang sebenarnya.

*Confusion matrix* ini menjadi dasar untuk menghitung berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang akan menentukan seberapa baik performa model klasifikasi dalam membedakan kualitas pupuk kompos.

**Table 2. Standar Kualitas Pupuk Kompos**

| Parameter  | Hasil Pembacaan |                      |
|------------|-----------------|----------------------|
|            | Good Quality    | Bad Quality          |
| Suhu       | 25 – 41 °C      | < 25 °C atau > 41 °C |
| Kelembapan | 30 – 66%        | < 30% atau > 66%     |
| pH         | 6.2 – 7.84      | < 6.2 atau > 7.85    |

## Bab 4. Hasil dan Pembahasan

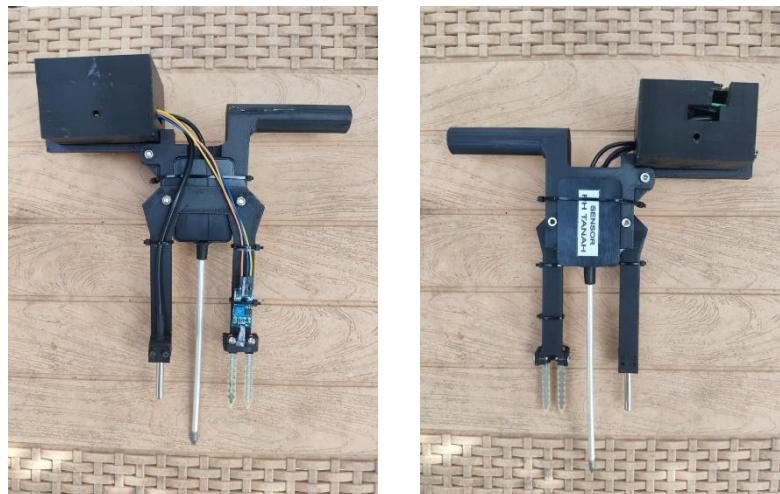
### 4.1. Hasil Perancangan Elektrikal



Gambar 3.8 Hasil PCB Elektrikal

Gambar 3.8 menunjukkan hasil rangkaian elektrikal yang telah direalisasikan pada sebuah PCB agar sistem menjadi lebih praktis. Pada papan rangkaian, seluruh sensor yaitu sensor suhu DS18B20, sensor pH tanah, dan sensor kelembapan tanah terhubung secara terpusat ke mikrontroller ESP32 melalui jalur tegangan, ground dan pin data.

### 4.2. Hasil Perancangan Mekanikal



Gambar 3.9 Hasil Mekanikal

Gambar 3.9 menunjukkan hasil akhir mekanikal alat, bagian atas berupa kotak elektronik berfungsi sebagai tempat mikrokontroller. Di bawahnya terdapat bawahnya terdapat struktur rangka dan pegangan yang dicetak menggunakan 3D printing sehingga alat lebih kokoh dan mudah digunakan di lapangan. Pada bagian bawah terpasang tiga sensor utama yang menjadi komponen inti sistem yaitu sensor kelembapan tanah, sensor suhu dan sensor pH tanah

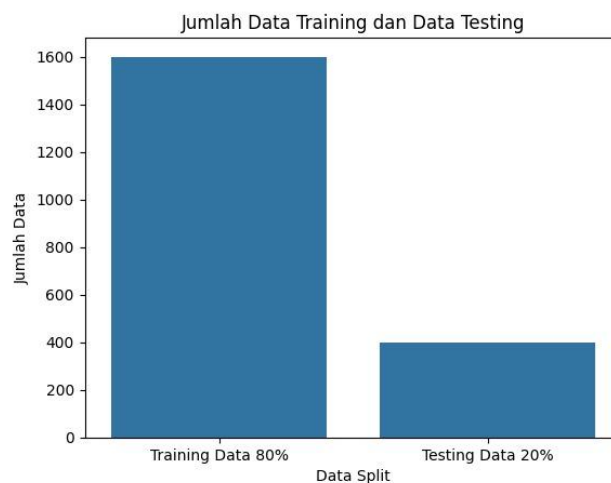
### 4.3. Pelatihan Dataset

Pada table 3 menampilkan sebagian dari dataset yang digunakan dalam proses pelatihan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk menentukan kualitas pupuk kompos. Setiap baris memuat tiga parameter pengukuran utama, yaitu suhu (Temperature), kadar air atau Moisture Content (MC), serta nilai pH, yang dikumpulkan dari proses pengomposan nyata. Berdasarkan kombinasi nilai-nilai tersebut, kualitas kompos dikategorikan menjadi *Good Quality* atau *Bad Quality*

Table 3. Contoh dataset

| No | Temperature (°C) | MC (%)  | pH     | Quality      |
|----|------------------|---------|--------|--------------|
| 1  | 35.463           | 60.0    | 5.7345 | Bad Quality  |
| 2  | 41.866           | 56.8814 | 7.1327 | Bad Quality  |
| 3  | 28.478           | 32.4746 | 7.4159 | Good Quality |
| 4  | 59.134           | 53.0847 | 7.9646 | Bad Quality  |
| 5  | 53.119           | 49.4237 | 8.177  | Bad Quality  |

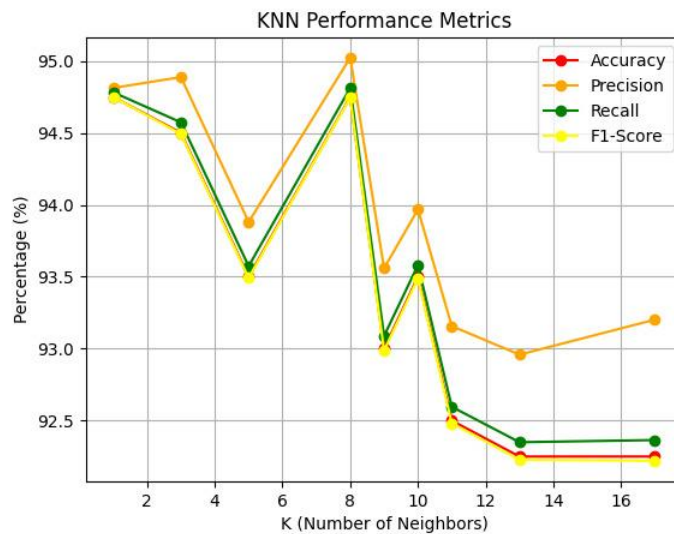
```
compost_dataset > read_csv('compost_dataset_2.csv')
1  Temperature (°C),Moisture content (%),pH,Quality
2  25.412,71.4641,6.7574,Bad Quality
3  24.933,55.384,7.6358,Good Quality
4  39.379,39.081,4.132,Bad Quality
5  38.068,37.0868,6.571,Good Quality
6  28.567,52.4338,4.4748,Bad Quality
7  61.069,77.0342,7.1116,Bad Quality
8  24.12,47.4389,7.7379,Good Quality
9  12.142,47.2561,6.6065,Bad Quality
10 31.769,55.8154,7.5222,Good Quality
```



**Gambar 4.0 Pembagian Dataset**

Gambar 4.0 menggambarkan proses pembagian dataset sebelum pelatihan model dilakukan. Pada tahap ini, keseluruhan data dibagi menjadi dua bagian: 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing. Pembagian ini dilakukan agar model dapat mempelajari pola parameter suhu, kelembapan, dan pH dari sebagian besar sampel, kemudian diuji menggunakan data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

#### 4.4. Hasil Pengujian Parameter KNN saat Pelatihan



|    |          |       |
|----|----------|-------|
| No | Akurasi  | 95%   |
| 1  | Presisi  | 94,5% |
| 2  | Recall   | 94%   |
| 3  | F1-Score | 93,5% |

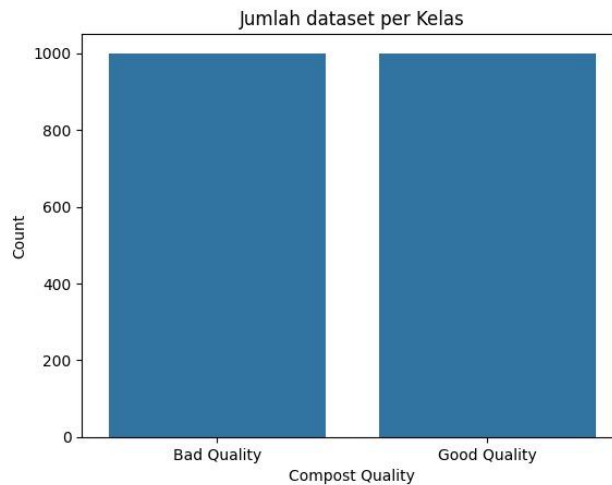
**Gambar 4.1 Grafik Performa nilai K terhadap model**

Gambar 4.1 menunjukkan hubungan antara nilai K (jumlah tetangga terdekat) dengan empat metrik evaluasi kinerja model, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Berdasarkan grafik tersebut, diperoleh bahwa nilai K = 8 memberikan performa paling optimal dalam mengklasifikasikan kualitas pupuk kompos. Pada nilai tersebut, model menghasilkan akurasi sebesar 95%, dengan presisi sekitar 94,5% yang menunjukkan ketepatan model dalam memprediksi kompos berkualitas baik. Selain itu, nilai recall sebesar 94% menandakan kemampuan model dalam mengenali seluruh sampel kompos yang sebenarnya berkualitas baik, sedangkan nilai F1-score sebesar 93,5% menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall secara keseluruhan.

Hasil terbaik pada nilai K = 8 disebabkan oleh kemampuan nilai tersebut dalam mengenali pola data secara lebih seimbang sehingga proses klasifikasi tidak terpengaruh oleh gangguan atau data yang tidak mewakili keseluruhan karakteristik. Kondisi ini berbeda dengan nilai K yang lebih kecil, seperti K = 1 atau K = 3, yang membuat model terlalu bergantung pada data tertentu sehingga menjadi sangat sensitif terhadap perubahan kecil pada data (overfitting). Sementara itu, pada nilai K yang lebih besar dari 8, misalnya pada K = 10 hingga K = 17, grafik menunjukkan penurunan performa pada seluruh metrik karena model mulai mempertimbangkan terlalu banyak tetangga sehingga mengaburkan perbedaan antarkelas (underfitting). Dengan demikian, dapat ditegaskan bahwa K = 8 merupakan nilai yang paling tepat digunakan dalam penelitian ini karena memberikan hasil klasifikasi yang paling akurat dan stabil.

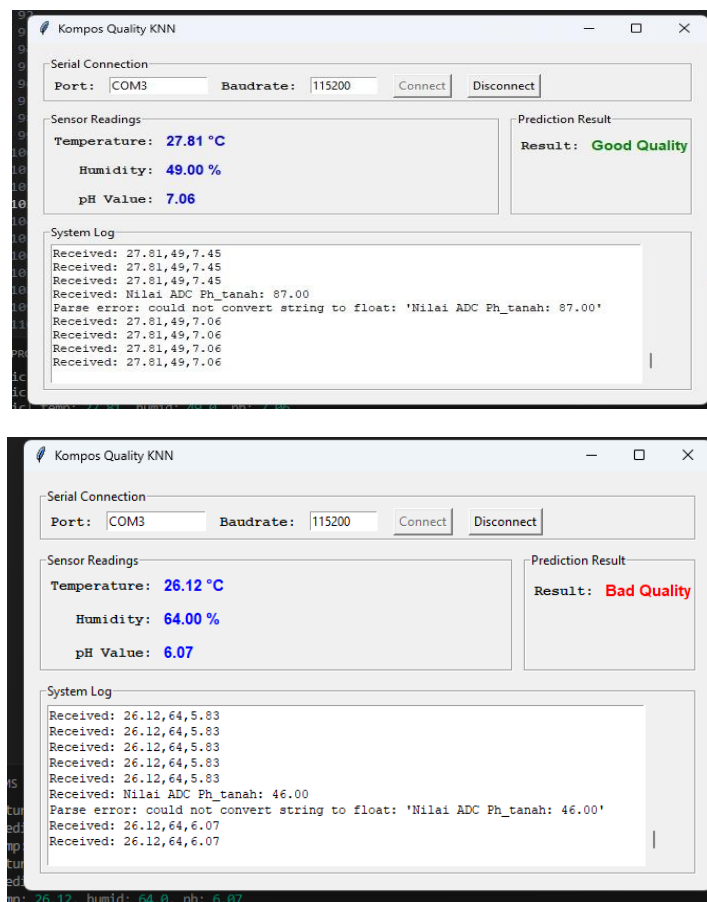
#### 4.5. Proses User Interface

Tahap pertama pada alur kerja sistem yaitu pengambilan dataset. Proses pengambilan dataset dilakukan dengan mencari dataset dari internet yang melakukan monitoring terhadap kualitas pupuk. Gambar 4.4 adalah visualisasi perbandingan jumlah dataset setiap kelas.



**Gambar 4.4 Jumlah Dataset per Kelas**

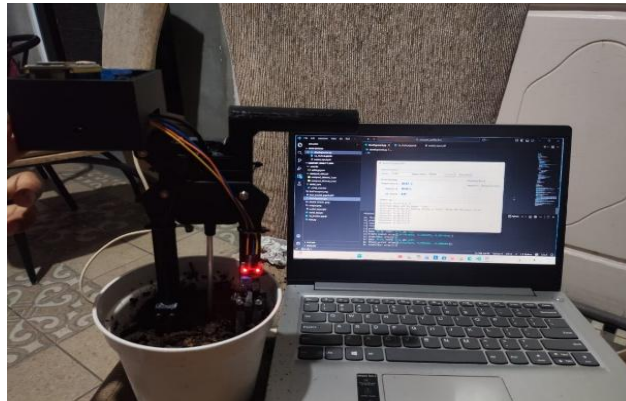
Setelah pengumpulan dataset penulis akan melakukan pelatihan pada data tersebut menggunakan library scikit-learn python untuk mendapatkan model prediksi terbaik. Lalu penulis akan membuat tampilan antarmuka pengguna seperti pada gambar berikut.



**Gambar 4.5 User Interface Compost Quality**

Gambar 4.5 menunjukkan tampilan antarmuka pengguna (User Interface) yang berfungsi sebagai jembatan antara perangkat keras dan model klasifikasi KNN yang telah dilatih sebelumnya. UI ini dirancang untuk menerima data real-time dari sensor yang terhubung dengan mikrokontroler ESP32, yaitu data suhu, kelembapan tanah, dan pH. Data yang dikirim melalui komunikasi USB serial kemudian ditampilkan secara

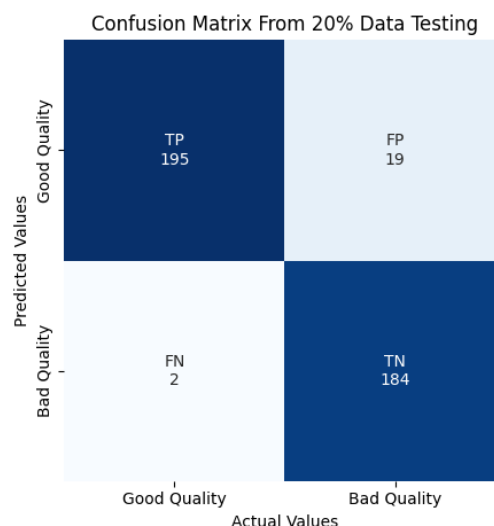
langsung pada UI sehingga pengguna dapat memantau kondisi kompos secara aktual. Setelah data diterima, UI akan memanggil model KNN hasil pelatihan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan parameter yang masuk. Hasil prediksi kualitas pupuk, apakah termasuk kategori *Good Quality* atau *Bad Quality*, kemudian ditampilkan secara jelas di layar.



**Gambar 4.6 Pengujian Pupuk Kompos**

Gambar 4.6 menunjukkan proses pengujian langsung terhadap pupuk kompos menggunakan perangkat monitoring yang telah dirancang. Pada tahap ini, seluruh sensor mulai dari DS18B20 untuk suhu, soil moisture sensor untuk kelembapan, dan sensor pH tanah diaktifkan dan ditempatkan pada sampel kompos untuk memperoleh data fisik secara real-time. Data sensor tersebut kemudian dikirimkan ke mikrokontroler ESP32 dan diteruskan melalui komunikasi serial menuju antarmuka pengguna (UI) sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 3.9. Selanjutnya, nilai suhu, kelembapan, dan pH yang terbaca akan diolah oleh model KNN yang telah dilatih pada tahap sebelumnya.

#### 4.6. Pembahasan Hasil Confusion Matrik Data Testing



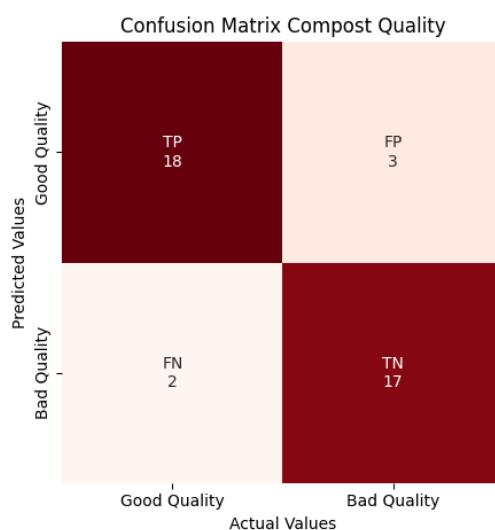
**Gambar 4.2 Tabel Confusion Matrik K = 8**

Gambar 4.2 menampilkan tabel confusion matrix dengan parameter  $K = 8$  yang merupakan model terbaik. Model tersebut berhasil mengklasifikasikan sampel pupuk dengan akurasi yang tinggi. Terdapat 195 data kompos berkualitas baik (Good Quality) yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model sebagai True Positive (TP). Sementara itu, 184 data kompos berkualitas buruk (Bad Quality) berhasil diprediksi dengan benar sebagai True Negative (TN).

Pada model tersebut, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, yaitu sebanyak 19 sampel kompos yang sebenarnya berkualitas buruk namun diprediksi sebagai kompos berkualitas baik, yang termasuk dalam kategori False Positive (FP). Di sisi lain, hanya 2 sampel kompos berkualitas baik yang keliru diprediksi sebagai kompos berkualitas buruk, yang termasuk dalam kategori False Negative (FN).

Secara keseluruhan, dominasi jumlah TP dan TN dibandingkan dengan FP dan FN menunjukkan bahwa model memiliki konsistensi dan tingkat akurasi yang tinggi dalam proses klasifikasi. Rendahnya nilai False Negative (FN) menegaskan bahwa model cukup efektif dalam mendeteksi kompos berkualitas baik, sedangkan keberadaan False Positive (FP) menunjukkan adanya peluang untuk meningkatkan akurasi pada penelitian berikutnya melalui optimasi model atau penambahan parameter pendukung.

#### 4.7. Pengujian Aktual Alat



|    |          |       |
|----|----------|-------|
| No | Akurasi  | 87,5% |
| 1  | Presisi  | 85,7% |
| 2  | Recall   | 90%   |
| 3  | F1-Score | 87,8% |

**Gambar 4.3 Tabel Metrik Pengujian Aktual**

Gambar 4.3 menampilkan hasil evaluasi performa sistem berdasarkan pengujian aktual menggunakan dua jenis pupuk yang telah diketahui kategorinya, yaitu satu sampel Good Quality dan satu sampel Bad Quality. Masing-masing sampel diuji sebanyak 20 kali sehingga menghasilkan total 40 data prediksi. Dari pengujian tersebut, model berhasil menghasilkan 18 True Positive (TP), yaitu sampel berkualitas baik yang terdeteksi dengan benar sebagai Good Quality, dan 17 True Negative (TN), yaitu sampel berkualitas buruk yang berhasil diprediksi sebagai Bad Quality. Namun demikian, masih terdapat 3 False Positive (FP), yaitu sampel buruk yang salah diklasifikasikan sebagai baik, serta 2 False Negative (FN), yaitu sampel baik yang salah terbaca sebagai buruk.

Berdasarkan hasil tersebut, sistem memperoleh akurasi sebesar 87,5%, menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sesuai dengan kondisi sebenarnya. Nilai presisi mencapai 85,7%, yang berarti model cukup baik dalam memastikan bahwa prediksi Good Quality benar-benar berasal dari sampel yang berkualitas baik. Nilai recall sebesar 90,0% menunjukkan bahwa model sangat mampu mengenali hampir semua sampel yang seharusnya tergolong baik. Sementara itu, F1-score berada pada angka 87,8%, menandakan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall.

## Bab 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan seluruh rangkaian penelitian yang mencakup kajian teori, perancangan sistem, pelatihan model, implementasi perangkat keras, serta pengujian lapangan, dapat disimpulkan bahwa sistem klasifikasi kualitas pupuk kompos berbasis algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) berhasil dikembangkan dan diimplementasikan dengan baik. Sistem ini memanfaatkan parameter suhu, kelembapan, dan pH yang dibaca oleh sensor-sensor yang terintegrasi dengan mikrokontroler ESP32, kemudian diolah melalui model KNN yang telah dilatih sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai  $K = 8$  merupakan parameter optimal yang memberikan akurasi model sebesar 87,5% dengan nilai presisi sebesar 85,7%, recall sebesar 90%, dan F1-score yang sebesar 87.8%, sehingga membuktikan kemampuan KNN dalam mengenali pola data secara stabil dan konsisten. Melalui proses pengujian langsung pada sampel kompos, sistem terbukti mampu memberikan hasil klasifikasi secara real-time dan sesuai dengan standar parameter kualitas kompos, sementara antarmuka pengguna yang dikembangkan berhasil menampilkan data sensor dan hasil prediksi dengan jelas dan responsif. Dengan demikian, penelitian ini berhasil menciptakan sebuah sistem monitoring dan klasifikasi kualitas pupuk kompos yang akurat, objektif, dan mudah digunakan, serta terbukti efektif sebagai media penilaian kualitas kompos yang lebih modern dibandingkan metode manual.

### 5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian di masa mendatang, penelitian ini menyarankan agar sistem diperluas dengan penambahan lebih banyak parameter kimia kompos seperti kadar nitrogen, fosfor, dan kalium, sehingga proses penilaian dapat dilakukan secara lebih komprehensif. Selain itu, penggunaan algoritma lain seperti Random Forest, SVM, atau model berbasis neural network juga dapat menjadi alternatif untuk dibandingkan demi meningkatkan akurasi klasifikasi. Sistem ini juga berpotensi dikembangkan menjadi platform berbasis IoT agar hasil pemantauan dapat diakses secara jarak jauh melalui jaringan internet.

## Daftar Pustaka

- [1] A. C. Nisha, G. I. Marthasari, and G. W. Wicaksono, "Klasifikasi Abstrak Jurnal Repositor di Teknik Informatika UMM Menggunakan Metode Neighbor Weighted K-Nearest Neighbor," *J. Repos.*, vol. 3, no. 3, pp. 295–304, 2024, doi: 10.22219/repositor.v3i3.31063.
- [2] L. N. Aziza, R. Y. Astuti, B. A. Maulana, and N. Hidayati, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Ketahanan Pangan di Provinsi Jawa Tengah," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 404–412, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1201.
- [3] D. A. P. Ratna, G. Samudro, and S. Sumiyati, "Pengaruh Kadar Air Terhadap Proses Pengomposan Sampah Organik Dengan Metode Takakura," *J. Tek. Mesin*, vol. 6, no. 2, p. 63, 2017, doi: 10.22441/jtm.v6i2.1192.
- [4] S. Sanjaya, M. L. Pura, S. K. Gusti, F. Yanto, and F. Syafria, "K-Nearest Neighbor for Classification of Tomato Maturity Level Based on Hue, Saturation, and Value Colors," 2019.
- [5] A. Siahaan, M. Hannats, H. Ichsan, and H. Fitriyah, "Implementasi Fuzzy K-Nearest Neighbor dalam Sistem Klasifikasi Kualitas Tanah pada Tanaman Kedelai berdasarkan Kelembapan dan pH Tanah menggunakan Arduino," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 5, pp. 2554–2558, 2023.
- [6] M. Patasik, "Implementasi Algoritma KNN Untuk Mengetahui Kesuburan Tanah Untuk Tanaman Padi," *SISITI Semin. Ilm. Sist. Inf. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 1–11, 2018.
- [7] S. W. Siagian, Y. Yuriandala, and F. B. Maziya, "ANALISIS SUHU, pH DAN KUANTITAS KOMPOS HASIL PENGOMPOSAN REAKTOR AEROB TERMODIFIKASI DARI SAMPAH SISA MAKANAN DAN SAMPAH BUAH," *J. Sains & Teknologi Lingkung.*, vol. 13, no. 2, pp. 166–176, 2021.
- [8] L. Handayani, J. Pebralia, I. Amri, and A. Puji Lestari, "Pengembangan Alat Ukur Kematangan Kompos Berbasis Arduino Atmega328," *J. Online Phys.*, vol. 8, no. 2, pp. 96–102, 2023, doi: 10.22437/jop.v8i2.24331.
- [9] T. M. Mitchell, *Machine Learning*.
- [10] M. Ariny and S. Q. Z. Nisa, "Tinjauan Terhadap Parameter Dan Kualitas Kompos Organik Perusahaan Galangan Kapal Dengan Penggunaan Aktivator PROMI Dan Ecoenzymes," *Publ. Ilmu Tanam. dan Agribisnis*, vol. 1, no. 2, pp. 15–27, 2024.
- [11] N. Q. Prabaswara, D. Syauqy, and E. Setiawan, "Sistem Klasifikasi Kematangan Pupuk Organik Cair Berdasarkan Warna dan Gas Menggunakan Metode Naïve Bayes," vol. 1, no. 1, pp. 1–9, 2017.

- [12] H. Liu, S. Zhang, and J. Wu, "Application of K-Nearest Neighbor Algorithm in Agricultural Soil Quality Classification," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 6, pp. 245–251, 2020, doi: 10.14569/IJACSA.
- [13] R. Kurniawan, A. Nugroho, and D. Setyawan, "Monitoring Kualitas Pupuk Kompos Berbasis Sensor Suhu, Kelembapan, dan pH Menggunakan Mikrokontroler," *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*, vol. 10, no. 1, pp. 45–54, 2021.
- [14] T. Cover and P. Hart, "Nearest Neighbor Pattern Classification," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.
- [15] A. Y. Pratama and R. F. Sari, "Implementasi Sistem Monitoring Lingkungan Berbasis ESP32 dan Sensor Terintegrasi," *Jurnal Informatika dan Sistem Embedded*, vol. 5, no. 3, pp. 112–120, 2022.

**Lembar Revisi Sidang Tugas Akhir**  
**Program Studi Teknologi Rekayasa Elektronika**

Nama : RISKY ROY FINDO GINTING  
 NIM : 4242211026  
 Judul Tugas Akhir : Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors(KNN) untuk Menentukan Kualitas Pupuk Kompos.  
 Tanggal Sidang : 15 Januari 2026



| No | Nama Penguji                                              | Saran Perbaikan                                                                                                                                           | Perbaikan                                                          | TTD Penguji                                                                         |
|----|-----------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|
| 1  | Ika Karlina Laila Nur<br><u>Suciningtyas, S.Si., M.Si</u> | Perbaharui gambar Electrical pada Bab 4 gambar 3.8                                                                                                        | Hal 16 gambar 3.8 Telah dilakukan perbaikan gambar Electrical      |  |
| 2  | Ririn <u>Humaera, M.Pd</u>                                | Perbaikan pada penulisan ( <u>TYPO</u> )<br>Berikan rujukan pada tulisan atau kutipan yang di ambil dari jurnal orang lain<br>Perbaikan pada bagian Cover | ALL halaman<br>Hal 1 Latar Belakang<br>Cover dan lembar pengesahan |  |