

# **Sistem Rekomendasi Fertigasi Berbasis Internet of Things Dengan Metode Random Forest**

**Tugas Akhir**

**diajukan untuk memenuhi salah satu syarat**

**memperoleh gelar sarjana**

**dari Program Studi Teknologi Informasi Kampus Kota Surabaya**

**Fakultas Informatika**

**Universitas Telkom**

**1202200094**

**Reyhan Nathaniel Adhiwijaya**



**Program Studi Sarjana Teknologi Informasi  
(Kampus Kota Surabaya)**

**Fakultas Informatika**

**Universitas Telkom**

**Surabaya**

**2024**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**Sistem Rekomendasi Fertigasi Berbasis Internet of Things Dengan Metode Random Forest**

**NIM : 1202200094**

**Reyhan Nathaniel Adhiwijaya**

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh gelar pada Program Studi Sarjana Teknologi Informasi (Kampus Kota Surabaya)  
Fakultas Informatika  
Universitas Telkom

Surabaya, 13 Agustus 2024

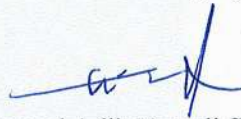
Menyetujui

Pembimbing I,



Dr. Helmy Widyantara, S.Kom., M.Eng.  
NIP. 19790001

Pembimbing II,



Muhammad Adib Kamali S.T., M.Eng.  
NIP. 22970007

Ketua Program Studi  
Sarjana Teknologi Informasi,



Bernadus Anggo Seno Aji, S.Kom., M.Eng.  
NIP: 23929009

## LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Reyhan Nathaniel Adhiwijaya, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul **“Sistem Rekomendasi Fertigasi Berbasis Internet of Things Dengan Metode Random Forest”** beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang belaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam buku TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya,

Surabaya, 13 Agustus 2024

Yang Menyatakan



Reyhan Nathaniel Adhiwijaya

## Sistem Rekomendasi Fertigasi Berbasis Internet of Things Dengan Metode Random Forest

<sup>1</sup>Reyhan Nathaniel Adhiwijaya, <sup>2</sup>Helmy Widyantara, <sup>3</sup>Muhammad Adib Kamali

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>4</sup>Divisi Digital Service PT Telekomunikasi Indonesia

<sup>1</sup>reythan@student.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>helmy@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>madibkamali@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Dalam budidaya melon, pengelolaan nutrisi dan kondisi tanah yang optimal sangat penting untuk meningkatkan hasil panen dan kualitas buah. Faktor-faktor seperti pH, kelembaban, suhu, serta kandungan nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K) dalam tanah berperan kunci dalam pertumbuhan tanaman melon. Ketidakseimbangan nutrisi dapat menghambat pertumbuhan tanaman, sementara penggunaan pupuk yang berlebihan dapat merusak kualitas tanah. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem yang efisien untuk memantau dan mengelola kondisi tanah dengan baik.

Penelitian ini mengusulkan sebuah sistem fertigasi berbasis *Internet of Things* (IoT) yang dilengkapi dengan sensor *Soil NPK* untuk mengukur kandungan N, P, dan K dalam tanah. Data yang dikumpulkan oleh sensor ini digunakan untuk melatih model machine learning dengan algoritma *Random Forest* dan *Fuzzy Logic*. Model ini dirancang untuk menganalisis kondisi tanah dan memberikan rekomendasi pemupukan yang tepat. Sistem ini diimplementasikan dalam bentuk web, agar pengguna dapat memantau kondisi tanah dan menerima rekomendasi pemupukan secara real-time dengan mudah. Dengan aplikasi ini, pengguna dapat memperoleh informasi yang relevan mengenai kandungan N, P, dan K, serta mendapatkan rekomendasi pemupukan yang akurat untuk meningkatkan efisiensi dan hasil panen.

**Kata kunci :** Melon, *Random Forest*, Fertigasi, Internet of Things (IoT)

---

### Abstract

*In melon cultivation, nutrient management and optimal soil conditions are essential to improve crop yield and fruit quality. Factors such as pH, moisture, temperature, as well as nitrogen (N), phosphorus (P) and potassium (K) content in the soil play a key role in melon plant growth. Nutrient imbalances can stunt plant growth, while excessive fertilizer use can damage soil quality. Therefore, an efficient system is needed to monitor and manage soil conditions properly.*

*This research proposes an Internet of Things (IoT)-based fertigation system equipped with Soil NPK sensors to measure the N, P, and K content in the soil. The data collected by these sensors is used to train a machine learning model with Random Forest and Fuzzy Logic algorithms. The model is designed to analyze soil conditions and provide appropriate fertilization recommendations. The system is implemented in web form, so that users can monitor soil conditions and receive real-time fertilization recommendations easily. With this application, users can obtain relevant information regarding the content of N, P, and K, and get accurate fertilization recommendations to increase efficiency and crop yields.*

**Keywords:** Melon, *Random Forest*, Fertigation, Internet of Things (IoT)

---

## 1. Pendahuluan

### Latar Belakang

Pertanian merupakan salah satu sektor penting dalam menyediakan kebutuhan pangan. Tantangan utama yang dihadapi dalam sektor ini adalah bagaimana memastikan pertumbuhan tanaman yang optimal dan berkelanjutan. Pengelolaan tanah dan pemupukan yang tepat sangat penting untuk mencapai hasil panen yang maksimal dan menjaga kualitas buah. Khususnya dalam budidaya tanaman melon, keseimbangan nutrisi dalam tanah, seperti nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K), sangat menentukan keberhasilan panen. Ketidakseimbangan nutrisi ini dapat menghambat pertumbuhan tanaman, menurunkan kualitas buah, dan menyebabkan kerugian ekonomi bagi petani.

Praktik pertanian tradisional sering kali mengandalkan penilaian subjektif dan manual untuk memantau kondisi tanah dan menentukan kebutuhan pemupukan. Pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam akurasi dan efisiensi, yang dapat menyebabkan penggunaan pupuk yang tidak tepat, baik dalam hal jumlah maupun jenis. Penggunaan pupuk yang berlebihan tidak hanya berisiko merusak struktur dan kesuburan tanah, tetapi juga dapat menimbulkan dampak negatif bagi lingkungan, seperti polusi air tanah dan udara.

Untuk mengatasi masalah ini, inovasi teknologi menjadi solusi yang menjanjikan. Teknologi Internet of Things (IoT) memungkinkan pengumpulan data secara real-time melalui sensor yang ditempatkan di lahan

pertanian untuk memantau berbagai unsur hara pada lingkungan. Data yang dikumpulkan ini dapat dianalisis menggunakan teknik machine learning untuk memberikan rekomendasi pemupukan yang tepat.

Dalam penelitian ini, peneliti mengembangkan sistem fertigasi berbasis IoT yang memanfaatkan algoritma Random Forest untuk memantau dan menganalisis kondisi tanah. Sistem ini dirancang untuk mengukur kandungan nutrisi seperti N, P, dan K dalam tanah secara real-time menggunakan sensor Soil NPK. Data yang dikumpulkan kemudian digunakan untuk melatih model machine learning yang dapat memberikan rekomendasi pemupukan secara tepat dan efisien. Implementasi sistem ini juga mencakup pengembangan web dashboard yang memudahkan pengguna dalam mengakses informasi.

Sistem ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dalam penggunaan pupuk, mengurangi risiko kerugian hasil panen, serta mendukung pertanian yang lebih berkelanjutan dan ramah lingkungan. Dengan mengadopsi teknologi modern ini, diharapkan pertanian melon dapat menjadi lebih produktif dan efisien, serta mengurangi dampak negatif terhadap lingkungan akibat penggunaan pupuk yang berlebihan.

### **Topik dan Batasannya**

Dalam budidaya melon, salah satu tantangan utama adalah memastikan pemberian pupuk yang sesuai dengan kebutuhan tanaman. Pemberian pupuk yang tidak tepat, baik terlalu banyak maupun terlalu sedikit, dapat berdampak negatif pada pertumbuhan tanaman dan kualitas tanah. Nutrisi yang tidak diserap oleh tanaman bisa menumpuk di tanah dan merusak strukturnya. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengembangkan sistem fertigasi berbasis Internet of Things (IoT) yang dilengkapi dengan sensor untuk mendeteksi kandungan nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K) secara real-time. Data dari sensor ini kemudian dianalisis menggunakan model machine learning dengan algoritma Random Forest. Sebelum itu, logika fuzzy digunakan untuk melabeli data, membantu mengidentifikasi apakah tanaman berada dalam kondisi kekurangan pupuk, normal, atau kelebihan pupuk. Rekomendasi pemupukan yang dihasilkan ditampilkan melalui aplikasi web, sehingga pengguna dapat dengan mudah memantau kondisi tanah dan menyesuaikan dosis pupuk sesuai kebutuhan.

Namun, penelitian ini memiliki beberapa batasan. Salah satu batasan utamanya adalah ketersediaan data yang terbatas karena masa tanam melon yang relatif lama, mencapai 93 hari. Hal ini membatasi jumlah data yang bisa dikumpulkan dalam satu siklus tanam, yang pada akhirnya dapat mempengaruhi ketepatan rekomendasi yang dihasilkan. Selain itu, label untuk output status hasil akhir sistem hanya mencakup tiga kategori: butuh pupuk, cukup, dan kebanyakan pupuk. Awalnya, tujuan penelitian ini adalah untuk memberikan informasi yang lebih detail mengenai kekurangan spesifik nutrisi, seperti hanya kekurangan N atau P, namun keterbatasan dataset yang tersedia membuat penerapan fitur tersebut belum memungkinkan.

### **Tujuan**

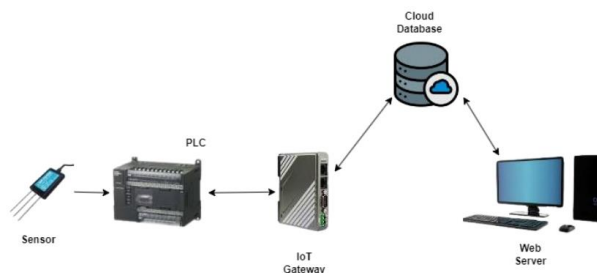
Penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengembangkan, dan mengimplementasikan sebuah sistem rekomendasi fertigasi berbasis Internet of Things (IoT) yang dapat memantau kondisi tanah untuk budidaya melon. Sistem ini menggunakan sensor untuk mendeteksi kandungan nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K) dalam tanah secara real-time. Selain itu, logika fuzzy digunakan untuk melabeli data guna mengidentifikasi kondisi nutrisi tanaman, apakah dalam keadaan kekurangan, normal, atau kelebihan pupuk. Data yang dikumpulkan kemudian dianalisis menggunakan model machine learning dengan algoritma Random Forest untuk memberikan rekomendasi pemupukan yang tepat. Tujuan akhir dari penelitian ini adalah untuk memastikan bahwa sistem dapat memberikan rekomendasi yang akurat dan membantu pengguna dalam meningkatkan efisiensi dan hasil panen melalui pengelolaan nutrisi yang optimal.

### **Struktur Dataset**

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berasal dari dua sumber utama yaitu platform Antares dan Rooftop Farming Center. Antares adalah platform IoT yang berfungsi sebagai tempat penyimpanan data, di mana data awalnya dikumpulkan melalui sensor NPK yang dipasang pada tanaman melon. Sensor-sensor ini mengirimkan data secara real-time menggunakan IoT gateway yang terhubung dengan PLC (Programmable Logic Controller). Data yang dikumpulkan oleh sensor-sensor ini kemudian ditransfer dan disimpan di Antares untuk analisis lebih lanjut.

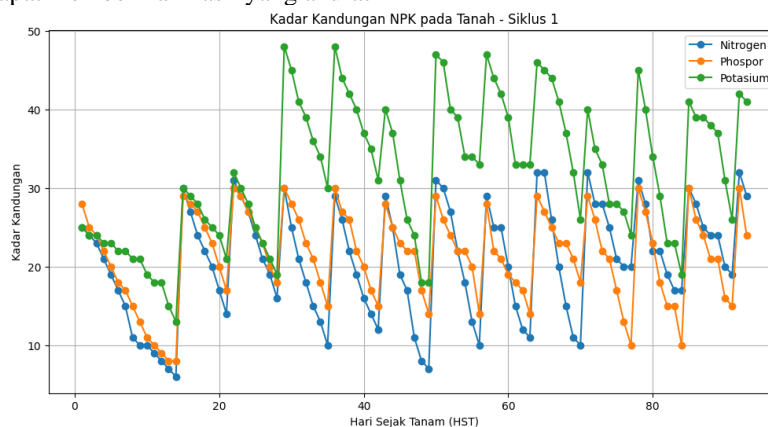
Waktu yang dibutuhkan untuk data tiba di tujuan melibatkan beberapa tahapan, termasuk pengiriman dari sensor melalui PLC ke Antares dan akhirnya ke platform web. PLC mengirim data ke antares setiap 30 detik, lalu rata-rata waktu yang diperlukan dari Antares ke web adalah 0,6 detik. Hal ini memberikan gambaran umum tentang kecepatan akses data untuk analisis dan pengambilan keputusan.

Selain data dari Antares, penelitian ini juga memanfaatkan data tambahan yang disediakan oleh Rooftop Farming Center, sebuah grup riset yang fokus pada teknik budidaya tanaman di atap. Data yang tersedia mencakup informasi dari 4 siklus tanam melon, di mana masing-masing siklus memiliki durasi 93 hari. Dengan demikian, total jumlah data yang dikumpulkan mencapai 372 sampel. Data ini mencakup berbagai parameter penting seperti kadar nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K) dalam tanah selama periode tanam.



Gambar 1. Alur Data

Untuk keperluan analisis, data dibagi menjadi dua set: 80% (298 sampel) digunakan untuk pelatihan model, dan 20% (74 sampel) digunakan untuk pengujian. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model machine learning dapat dilatih secara menyeluruh dengan data yang cukup dan diuji secara efektif untuk menilai akurasi dalam memberikan rekomendasi pemupukan. Pembagian data ini membantu memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat memberikan hasil yang akurat



Gambar 2. Sampel Dataset

## 2. Studi Terkait

Terdapat beberapa penelitian yang berkaitan dalam beberapa tahun terakhir yang dijadikan sebagai referensi untuk penelitian ini, Penelitian pertama membahas tentang evaluasi pengaruh aplikasi pupuk dominan nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K) terhadap pertumbuhan, kualitas, dan hasil buah melon. Percobaan dilakukan dengan menggunakan Rancangan Acak Lengkap (RAL) dan melibatkan lima perlakuan yang berbeda berdasarkan kombinasi aplikasi pupuk daun pada fase vegetatif dan generatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi pupuk dominan K pada fase pembungaan dan perkembangan buah meningkatkan indeks klorofil, nilai brix, serta skor organoleptik untuk rasa manis, kesegaran, dan aroma. Selain itu, aplikasi pupuk daun dominan N pada fase vegetatif berpengaruh positif terhadap bobot buah, namun berdampak negatif pada nilai brix buah melon. Penelitian ini memberikan wawasan penting mengenai formulasi dan aplikasi pupuk daun yang tepat untuk meningkatkan kualitas dan hasil produksi melon [1].

Penelitian yang kedua ini mengembangkan sistem pengendalian dosis pupuk dengan mengumpulkan data dari sensor kelembaban tanah, suhu udara, kelembaban, UV, dan suhu tanah. Metode yang digunakan termasuk machine learning dengan pengolahan citra, di mana Deep Convolutional Neural Networks (CNN) digunakan untuk menganalisis gambar tanaman guna mendeteksi kondisi kesehatan atau penyakit tanaman. Selain itu, metode SVR+ k-mean diterapkan untuk estimasi kelembaban tanah. Sensor seperti YL-60 dan SHT10 serta metode Isolation Forest dan Cubic Spline juga digunakan untuk klasifikasi outlier dan peningkatan akurasi [2].

Selanjutnya, penelitian yang menggunakan algoritma random forest untuk memprediksi hasil panen tebu dengan akurat. Algoritma ini digunakan untuk menghasilkan model prediksi yang membantu petani dalam pengambilan keputusan terkait manajemen nutrisi tanaman, seperti pemberian pupuk nitrogen. Penelitian ini menunjukkan bahwa model random forest mampu memprediksi hasil panen dengan baik bahkan di awal musim tanam, yang sangat berguna untuk perencanaan nutrisi [3].

Penelitian keempat juga menggunakan algoritma random forest, namun fokus pada prediksi hasil panen dengan analisis kompleks. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model random forest efektif dalam memprediksi hasil panen, memberikan informasi yang berguna bagi petani dalam manajemen nutrisi tanaman dan pengambilan keputusan yang lebih tepat terkait dengan pemberian pupuk nitrogen [4].

Penelitian kelima menekankan penggunaan algoritma random forest untuk menganalisis hasil panen di bawah kondisi iklim yang berbeda. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma random forest dapat menghasilkan model

prediksi yang akurat, yang membantu petani dalam membuat keputusan yang lebih terinformasi terkait manajemen nutrisi tanaman. Hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa pendekatan tersebut dapat mendukung keberlanjutan industri pertanian melalui perencanaan yang lebih baik [5].

Berdasarkan studi terkait yang ada, penelitian ini juga akan menggunakan algoritma random forest, tetapi dengan fokus pada pengembangan sistem rekomendasi fertigation berbasis IoT. Penggunaan teknologi IoT akan memungkinkan pengumpulan data secara real-time, yang kemudian dapat dianalisis untuk memberikan rekomendasi pemupukan yang tepat waktu dan akurat.

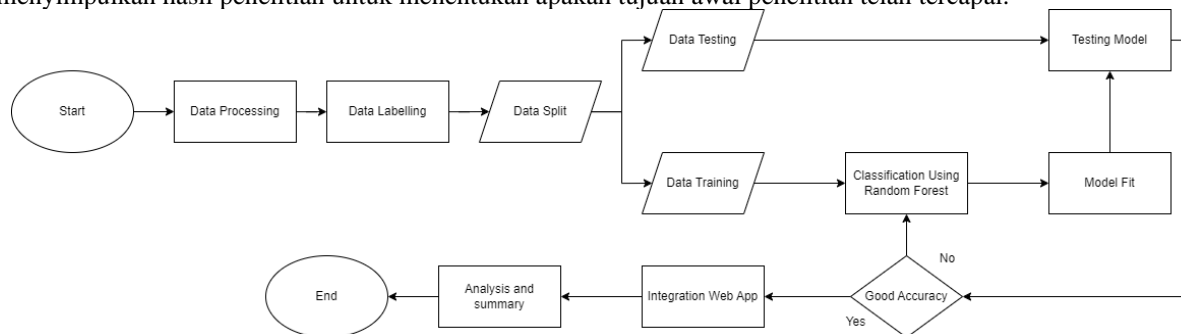
### 3. Sistem Rekomendasi Berbasis Random Forest

#### 3.1 Alur Penelitian

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah preprocessing data, yang bertujuan untuk menggabungkan berbagai sumber data dalam satu set yang koheren. Setelah itu, dilakukan proses data labelling, di mana label diberikan pada data untuk digunakan dalam pelatihan machine learning. Dalam penelitian ini, data labelling dilakukan dengan menggunakan logika fuzzy. Logika fuzzy membantu dalam memberikan label yang mencerminkan status nutrisi tanaman, seperti kekurangan nutrisi, tingkat nutrisi normal, atau kelebihan nutrisi.

Setelah data dilabeli, langkah selanjutnya adalah splitting dataset, yaitu membagi dataset menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model machine learning, sementara data testing digunakan untuk menguji kinerja model tersebut. Setelah model dilatih, dilakukan uji coba pada data testing untuk menentukan tingkat akurasi model yang diperoleh.

Jika model menunjukkan akurasi yang baik, model yang fit tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi web yang telah dirancang sebelumnya. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk memantau dan mengelola status nutrisi tanaman secara real-time. Tahap terakhir dari penelitian ini adalah menganalisis dan menyimpulkan hasil penelitian untuk menentukan apakah tujuan awal penelitian telah tercapai.



Gambar 3. Alur Penelitian

#### 3.2 Preprocessing Data

Dalam penelitian ini, tahap preprocessing data difokuskan pada proses integrasi data untuk membentuk dataset yang lebih lengkap dan konsisten. Data yang digunakan diperoleh dari dua sumber utama: Antares, sebuah platform IoT yang menyimpan data dari sensor NPK, dan Rooftop Farming Center, sebuah grup riset yang juga menyediakan data terkait.

Proses integrasi data melibatkan penggabungan dataset dari kedua sumber tersebut untuk membentuk satu set data yang koheren dan representatif. Ini dilakukan dengan mengatur format data yang seragam, menyelaraskan berbagai variabel yang tercatat, dan mengatasi potensi inkonsistensi atau duplikasi data. Dengan integrasi data ini, dataset yang dihasilkan menjadi lebih komprehensif, memberikan informasi yang lebih lengkap dan akurat untuk analisis selanjutnya.

Data dari Antares mencakup pengukuran NPK yang direkam secara real-time melalui sensor, sedangkan data dari Rooftop Farming Center meliputi informasi tambahan tentang kondisi tanaman dan lingkungan. Penggabungan informasi ini memungkinkan pengembangan model machine learning yang lebih efektif dengan memanfaatkan data yang lebih bervariasi dan menyeluruh.

#### 3.3 Labelling Data

Tabel 1 yang nantinya di konversi menjadi fungsi keanggotaan yang di gunakan dalam logika fuzzy, Dalam teori himpunan klasik, sebuah objek dianggap sebagai anggota (ditandai dengan “1”) atau bukan anggota (ditandai dengan “0”) dari sebuah himpunan dengan batas keanggotaan yang tegas. Sebaliknya, dalam teori himpunan fuzzy, derajat keanggotaan suatu objek dalam himpunan dapat menunjukkan transisi keanggotaan secara bertahap dalam interval antara “0” dan “1”, atau ditulis [0, 1].

Secara fungsional, himpunan fuzzy ditampilkan melalui persamaan matematis, sehingga untuk menentukan derajat keanggotaan setiap elemen dalam semesta pembicaraan, diperlukan perhitungan. Pada penelitian ini, digunakan fungsi keanggotaan Trapesium yang karakteristiknya adalah kurva yang berbentuk seperti trapesium, dengan bagian datar di atas yang menunjukkan derajat keanggotaan yang konsisten dalam interval tertentu. Fungsi

ini memudahkan penentuan keanggotaan pada rentang nilai tertentu dengan batas bawah dan atas yang jelas serta titik-titik transisi yang linier.

$$trapezium(x; a, b, c, d) \begin{cases} 0 & \text{untuk } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{untuk } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{untuk } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{untuk } c \leq x \leq d \\ 0 & \text{untuk } x \geq d \end{cases} \quad (1)$$

Dalam penelitian ini, proses pelabelan data menggunakan logika fuzzy didasarkan pada ambang batas yang ditentukan dari analisis distribusi nilai kandungan NPK (Nitrogen, Fosfor, Kalium). Ambang batas ini dikategorikan sebagai "Perlu Pupuk," "Cukup," dan "Kebanyakan Pupuk" berdasarkan analisis statistik dari nilai-nilai yang tersedia.

**Tabel 1.** Nilai Batas untuk Pelabelan Data

	Terendah	Tengah	Tertinggi
<b>Nitrogen</b>	<b>11</b>	<b>20</b>	<b>31</b>
<b>Phospor</b>	12	20	31
<b>Potasium</b>	<b>25</b>	<b>33</b>	<b>48</b>

Ambang batas terendah, yang mengindikasikan kebutuhan tambahan pupuk, ditetapkan berdasarkan rata-rata dari kumpulan nilai NPK yang terendah. Dengan kata lain, nilai-nilai NPK yang paling rendah dalam dataset diambil, dan rata-rata dari nilai-nilai ini digunakan untuk menentukan ambang batas bawah. Misalkan kumpulan nilai NPK terendah adalah  $NPK_1, NPK_2, NPK_3, \dots$  dengan jumlah nilai  $k$ . Rata-rata nilai-nilai terendah dapat dihitung dengan rumus:

$$\overline{NPK}_{rendah} = \frac{\sum_{i=1}^k NPK_i}{k} \quad (2)$$

Dimana  $\overline{NPK}_{rendah}$  adalah ambang batas terendah. Nilai NPK yang berada di bawah ambang batas ini diberi label "Perlu Pupuk," menandakan bahwa tanaman memerlukan tambahan pupuk untuk memenuhi kebutuhan nutrisi mereka.

Sebaliknya, ambang batas tertinggi dan rata-rata ditentukan dari kumpulan nilai yang tertinggi dalam dataset. Ambang batas tertinggi, ditentukan dari rata-rata nilai-nilai tertinggi dalam dataset, menunjukkan kondisi di mana tanaman mengalami kelebihan nutrisi. Misalkan kumpulan nilai NPK tertinggi adalah  $NPK_1, NPK_2, NPK_3, \dots$  dengan jumlah nilai  $k$ . Rata-rata nilai-nilai terendah dapat dihitung dengan rumus:

$$\overline{NPK}_{tinggi} = \frac{\sum_{x=1}^k NPK_x}{k} \quad (3)$$

Dimana  $\overline{NPK}_{tinggi}$  adalah ambang batas tertinggi. Nilai NPK yang melebihi ambang batas ini diberi label "Kebanyakan Pupuk," menandakan bahwa tanaman mengalami kelebihan nutrisi.

Ambang batas tengah ditentukan sebagai rata-rata dari ambang batas terendah dan ambang batas tertinggi, yang menunjukkan kondisi nutrisi yang optimal. Misalkan ambang batas terendah adalah  $\overline{NPK}_{rendah}$  dan ambang batas tertinggi adalah  $\overline{NPK}_{tinggi}$ . Rata-rata ini dihitung dengan rumus:

$$\overline{NPK}_{tengah} = \frac{\overline{NPK}_{tinggi} + \overline{NPK}_{rendah}}{2} \quad (4)$$

Dimana  $\overline{NPK}_{tengah}$  adalah ambang batas rata-rata. Nilai NPK yang berada di sekitar ambang batas ini diberi label "Cukup," menunjukkan kondisi nutrisi yang optimal.

Dengan pendekatan ini, logika fuzzy dapat memberikan penilaian yang lebih akurat dan terperinci mengenai kebutuhan pupuk, dengan mempertimbangkan distribusi nilai dalam dataset dan kondisi spesifik tanaman.

### 3.4 Random Forest

Random Forest adalah metode ensemble learning yang efektif untuk tugas klasifikasi dan regresi dengan menggabungkan beberapa pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi risiko overfitting. Dalam penelitian ini, Random Forest diterapkan untuk menganalisis data fertisasi dan memberikan rekomendasi pemupukan berdasarkan kandungan Nitrogen (N), Fosfor (P), dan Kalium (K). Algoritma ini membangun sejumlah pohon keputusan yang terlatih secara independen menggunakan subset acak dari data pelatihan dan fitur. Setiap pohon memberikan prediksi, dan keputusan akhir ditentukan melalui agregasi hasil dari semua pohon, yang dikenal sebagai "voting" untuk klasifikasi atau "averaging" untuk regresi.

Pemilihan metode Random Forest dalam penelitian ini didasarkan pada beberapa keunggulan utama yang dimilikinya. Pertama, Random Forest dikenal memiliki akurasi yang tinggi dalam melakukan prediksi, karena menggabungkan hasil dari banyak pohon keputusan untuk menghasilkan prediksi yang lebih baik dan stabil. Kedua, Random Forest mampu mengatasi masalah overfitting yang sering terjadi pada pohon keputusan tunggal. Dengan menggabungkan banyak pohon yang dilatih pada subset data yang berbeda, model ini menjadi lebih



general dan tidak terlalu terpengaruh oleh noise dalam data. Ketiga, Random Forest memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data yang tidak seimbang, seperti yang dihadapi dalam penelitian ini dengan kategori 'Perlu Pupuk', 'Cukup', dan 'Terlalu Banyak Pupuk'. Teknik oversampling seperti SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) yang digunakan dalam penelitian ini juga membantu dalam mengatasi masalah ketidakseimbangan data, sehingga model dapat memberikan rekomendasi yang lebih akurat dan andal.

Proses pelatihan model Random Forest melibatkan pembagian data pelatihan menjadi subset untuk melatih berbagai pohon keputusan. Model kemudian dioptimalkan melalui Grid Search untuk menemukan hyperparameter terbaik yang meningkatkan performa, termasuk jumlah pohon dalam hutan ( $n\_estimators$ ), kedalaman maksimum setiap pohon ( $max\_depth$ ), jumlah minimum sampel untuk pembagian node ( $min\_samples\_split$ ), jumlah minimum sampel pada node daun ( $min\_samples\_leaf$ ), dan jumlah fitur yang dipertimbangkan untuk pembelahan terbaik pada setiap node ( $max\_features$ ). Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk memastikan bahwa model dapat memberikan rekomendasi pemupukan yang akurat dan efektif, membantu dalam pengelolaan nutrisi tanaman.

### 3.4 Integrasi ke aplikasi web

Setelah model Random Forest yang telah dilatih dan diuji menunjukkan akurasi yang memadai, langkah selanjutnya adalah mengintegrasikan model tersebut ke dalam aplikasi web yang telah dikembangkan. Proses integrasi ini dilakukan dengan menggunakan API (Application Programming Interface) untuk memudahkan komunikasi antara aplikasi web dan server yang menjalankan model machine learning. Aplikasi web ini dibangun menggunakan framework Flask, yang memungkinkan pengguna untuk mengakses dan memantau kondisi tanah serta mendapatkan rekomendasi pemupukan secara real-time. Data yang dikumpulkan oleh sensor NPK dikirimkan ke server melalui API, di mana data tersebut akan diproses dan dianalisis oleh model Random Forest. Hasil analisis kemudian dikirimkan kembali ke aplikasi web untuk ditampilkan kepada pengguna. Dengan pendekatan ini, beban pemrosesan data dan eksekusi model machine learning dapat dikelola oleh server, sehingga aplikasi web tetap responsif dan efisien dalam memberikan informasi yang dibutuhkan oleh pengguna. Implementasi ini memastikan bahwa pengguna dapat dengan mudah memantau kondisi tanah dan menerima rekomendasi pemupukan yang akurat tanpa harus menangani pemrosesan data yang kompleks di sisi klien.

## 4. Evaluasi

### 4.1 Hasil Pengujian

#### 4.1.1 Hasil Pengujian Model

Hasil pengujian model Random Forest menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi keseluruhan yang tinggi. Dalam percobaan pertama, model mencapai akurasi 97% dengan parameter terbaik pada  $max\_depth=5$ ,  $max\_features='sqrt'$ ,  $min\_samples\_leaf=4$ ,  $min\_samples\_split=10$ , dan  $n\_estimators=10$ . Precision, recall, dan F1-score rata-rata masing-masing mencapai 0.98, 0.97, dan 0.97. Akurasi pelatihan (train accuracy) mencapai 99%, sementara akurasi pengujian (test accuracy) adalah 97%.

Pada percobaan kedua, model menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 98% dengan parameter  $max\_depth=None$ ,  $max\_features='sqrt'$ ,  $min\_samples\_leaf=1$ ,  $min\_samples\_split=2$ , dan  $n\_estimators=100$ . Model ini mencapai precision, recall, dan F1-score rata-rata masing-masing 0.99, 0.99, dan 0.99, dengan akurasi pelatihan 100% dan akurasi pengujian 98%. Percobaan kedua ini menjadi percobaan terbaik karena kombinasi parameter yang optimal, seperti penggunaan  $max\_depth=None$  yang memungkinkan setiap pohon tumbuh hingga kedalaman maksimal, serta jumlah pohon keputusan ( $n\_estimators=100$ ) yang memberikan keseimbangan optimal antara variasi dan bias. Hal ini menjadikan percobaan kedua sebagai yang terbaik, dengan model yang sangat baik dalam memberikan rekomendasi pemupukan yang akurat berdasarkan data uji.

Percobaan ketiga menggunakan parameter  $max\_depth=None$ ,  $max\_features='sqrt'$ ,  $min\_samples\_leaf=5$ ,  $min\_samples\_split=10$ , dan  $n\_estimators=200$ , menghasilkan akurasi 96%, dengan precision, recall, dan F1-score rata-rata masing-masing 0.97, 0.96, dan 0.96. Akurasi pelatihan mencapai 99%, sementara akurasi pengujian adalah 96%.

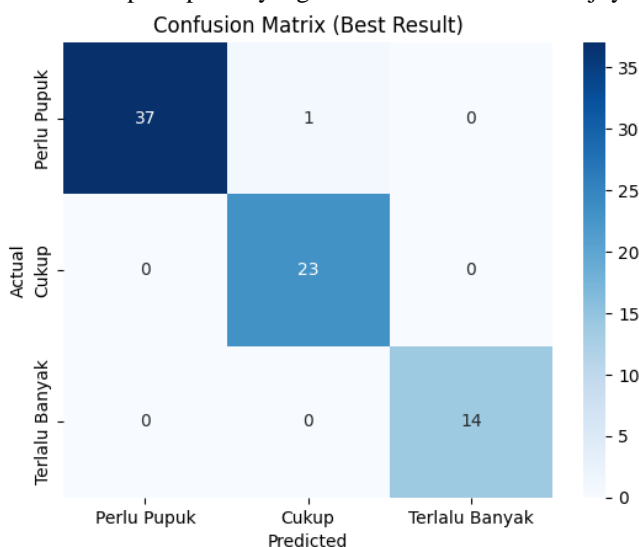
Pada percobaan keempat, saya menggunakan dataset yang telah dilabeli secara manual untuk status kebutuhan pupuknya. Dengan memanfaatkan parameter tuning terbaik dari percobaan sebelumnya, model Random Forest mencapai akurasi 82%. Meskipun akurasi ini lebih rendah dibandingkan percobaan sebelumnya, model tetap menunjukkan performa yang cukup baik dengan precision sebesar 0.71, recall 0.76, dan F1-score 0.83. Akurasi pelatihan tercatat sebesar 97%, sedangkan akurasi pengujian berada pada 82%. Hasil ini mengindikasikan bahwa pelabelan manual dapat mempengaruhi performa model, khususnya dalam hal keakuratan rekomendasi pemupukan.

Selanjutnya, pada percobaan kelima, saya menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) sebagai alternatif untuk membandingkan hasil dengan model Random Forest. SVM menghasilkan akurasi 84%, dengan precision 0.83, recall 0.87, dan F1-score 0.84. Akurasi pelatihan mencapai 100%, sementara akurasi pengujian tercatat sebesar 84%. Meskipun SVM menunjukkan potensi sebagai metode yang baik, hasil ini juga menegaskan bahwa SVM masih memiliki sedikit kekurangan dalam hal generalisasi dibandingkan dengan Random Forest.

Tabel 2. Hasil Percobaan

Percobaan	Keterangan	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Train Accuracy	Test Accuracy
Pertama	max_depth=5, max_features='sqrt', min_samples_leaf=4, min_samples_split=10, n_estimators=10	0.97	0.98	0.97	0.97	0.99	0.97
Kedua	max_depth=None, max_features='sqrt', min_samples_leaf=2, min_samples_split=4, n_estimators=150	0.98	0.99	0.99	0.99	1	0.98
Ketiga	max_depth=None, max_features='sqrt', min_samples_leaf=5, min_samples_split=10, n_estimators=200	0.96	0.97	0.96	0.96	0,99	0.96
Keempat	Data Yang di labeli secara manual	0.82	0.71	0.76	0.83	0.97	0.82
Kelima	Pengujian Menggunakan SVM	0.84	0.83	0.87	0.84	0.89	0.84

Confusion matrix yang dihasilkan dari model ini memberikan gambaran mendalam tentang performa klasifikasi untuk tiga kelas: "Perlu Pupuk", "Cukup", dan "Terlalu Banyak". Dari confusion matrix, terlihat bahwa model berhasil memprediksi "Perlu Pupuk" dengan benar sebanyak 37 kali, "Cukup" sebanyak 23 kali, dan "Terlalu Banyak" sebanyak 14 kali. Model tidak melakukan kesalahan dalam memprediksi kelas "Terlalu Banyak" dan "Cukup", tetapi terdapat satu kesalahan pada prediksi "Cukup" yang salah diklasifikasikan sebagai "Perlu Pupuk". Dengan hanya satu kesalahan kecil, model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi dan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan kebutuhan pupuk. Hasil ini menegaskan bahwa model Random Forest efektif dalam memberikan rekomendasi pemupukan yang akurat berdasarkan data uji yang ada.



Gambar 4. Confusion Matrix (Best Result)

4.1.2 Hasil Pengujian Aplikasi Web

Hasil pengujian aplikasi web menunjukkan bahwa sistem berhasil mengimplementasikan dan menampilkan status pemupukan secara efektif. Aplikasi ini, yang terintegrasi dengan Antares untuk mendapatkan data secara otomatis, memvisualisasikan informasi terkini mengenai status pemupukan tanaman dengan menampilkan grafik status pemupukan dari tujuh hari terakhir. Pengujian dilakukan dengan memastikan bahwa aplikasi mampu mengambil data terbaru secara real-time dari Antares dan menampilkannya dalam format yang mudah dipahami.

Rata-rata waktu yang diperlukan untuk mengakses data dari Antares ke aplikasi web adalah 0,6 detik, dan waktu yang dibutuhkan oleh model machine learning untuk memberikan prediksi adalah sekitar 0,0048 detik. Dengan data ini, pengguna dapat dengan cepat mengevaluasi dan menindaklanjuti status pemupukan yang diperlukan. Hasil dari rekomendasi tersebut tersimpan sebagai chart selama tujuh hari yang dapat menyajikan

riwayatnya. Aplikasi web ini juga sudah di-deploy ke Heroku sebagai aplikasi web yang juga memonitoring nilai dari unsur hara NPK serta menampilkan rekomendasi beserta riwayat rekomendasinya, sehingga terciptalah sistem rekomendasi fertigasi yang efektif. Keberhasilan aplikasi dalam menampilkan informasi yang relevan dan terkini menandakan bahwa integrasi sistem dan fungsi yang diimplementasikan berfungsi dengan baik, memberikan kemudahan dan kejelasan dalam pengelolaan pemupukan tanaman.

#### 4.2 Analisis Hasil Pengujian

Dari algoritma yang digunakan, Tabel 2 menunjukkan evaluasi kinerja model Random Forest menggunakan confusion matrix untuk tiga kategori kebutuhan pupuk: "Perlu Pupuk," "Cukup," dan "Terlalu Banyak."

**Tabel 3.** Tabel keterangan *confusion matrix*

	TP	FP	TN	FN
Perlu Pupuk	37	0	23	1
Cukup	23	1	37	0
Kebanyakan Pupuk	14	0	61	0

Berdasarkan keseluruhan nilai yang didapatkan pada Tabel 3, yang diambil dari nilai *confusion matrix* dapat dihitung secara umum untuk akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$F1\ Score = \frac{2(Precision+Recall)}{Precision+Recall} \quad (8)$$

**Tabel 4.** Tabel *classification report*

	Presisi	Recall	F1-Score	Support
0	1.00	0.97	0.99	38
1	0.96	1.00	0.98	23
2	1.00	1.00	1.00	14
Rata rata				
Akurasi			0.99	75
Rata rata	0.99	0.99	0.99	75

Nilai *f1-score*, *recall*, dan *precision* yang masing-masing bernilai 99%, 99%, serta 99% menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki akurasi yang sangat baik dalam klasifikasi kebutuhan pupuk. Presisi berarti 99% prediksi positif model selalu benar, *recall* menunjukkan bahwa 99% model berhasil mengidentifikasi kasus positif, dan *f1-score* mencerminkan bahwa *precision* dan *recall* keduanya 99% baik. Berdasarkan *classification report* sebelumnya, tingkat akurasi yang didapatkan adalah sebesar 99%. Model ini menunjukkan performa yang sangat andal dan seimbang dalam memprediksi kebutuhan pupuk, dengan hanya sedikit kesalahan prediksi. Hal ini menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan dengan percaya diri untuk aplikasi praktis dalam menentukan kebutuhan pupuk berdasarkan data yang diberikan.

#### 5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang, mengembangkan, dan mengimplementasikan sistem rekomendasi fertigasi berbasis Internet of Things (IoT) dengan algoritma Random Forest. Sistem ini bertujuan untuk memantau dan menganalisis kandungan nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K) dalam tanah secara real-time, serta memberikan rekomendasi pemupukan yang akurat untuk budidaya melon.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan telah mencapai tujuan utamanya dengan baik. Model Random Forest yang diterapkan dalam sistem menunjukkan kinerja yang memuaskan, dengan akurasi tinggi dalam memprediksi kebutuhan pemupukan. Parameter terbaik yang ditentukan melalui pencarian grid memperlihatkan kemampuan model untuk beradaptasi dengan baik terhadap data, memberikan hasil yang konsisten dan akurat.

Laporan klasifikasi juga menunjukkan bahwa nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas sangat memuaskan, mendekati nilai optimal, yang mengindikasikan keandalan model dalam berbagai skenario. Aplikasi web yang dikembangkan, yang menampilkan status pemupukan selama tujuh hari terakhir, berfungsi dengan baik dan memberikan informasi yang relevan dan akurat.

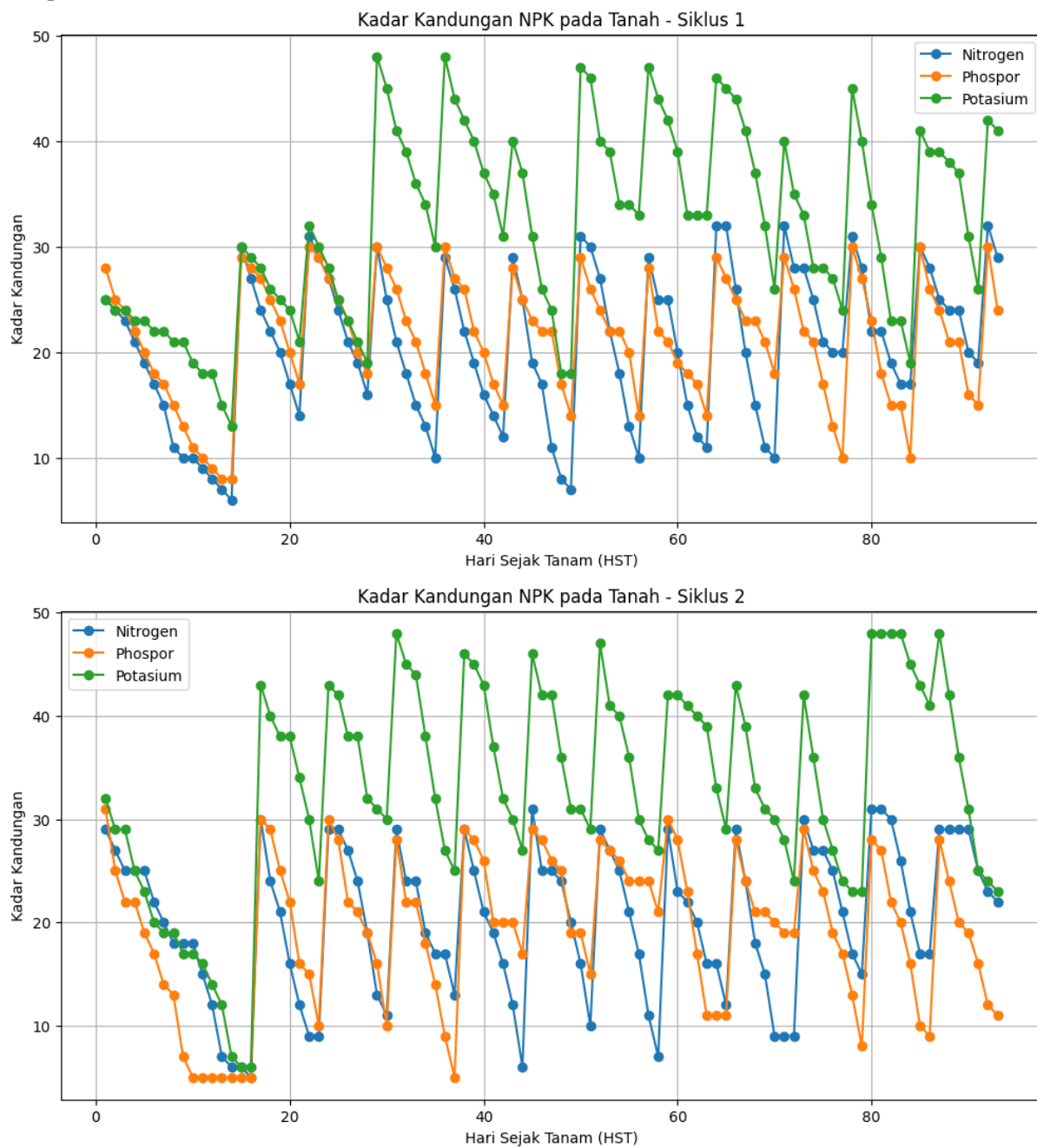
Dengan mengadopsi teknologi IoT dan machine learning, sistem ini berhasil meningkatkan efisiensi penggunaan pupuk, mengurangi risiko kerugian hasil panen, serta mendukung pertanian yang lebih modern. Meski demikian, masih ada peluang untuk perbaikan. Penelitian lebih lanjut dengan dataset yang lebih luas dan eksplorasi metode tambahan dapat membantu meningkatkan akurasi model dan memperkaya fitur aplikasi. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat terus berkontribusi dalam meningkatkan produktivitas pertanian melon dan mengurangi dampak negatif penggunaan pupuk terhadap lingkungan.

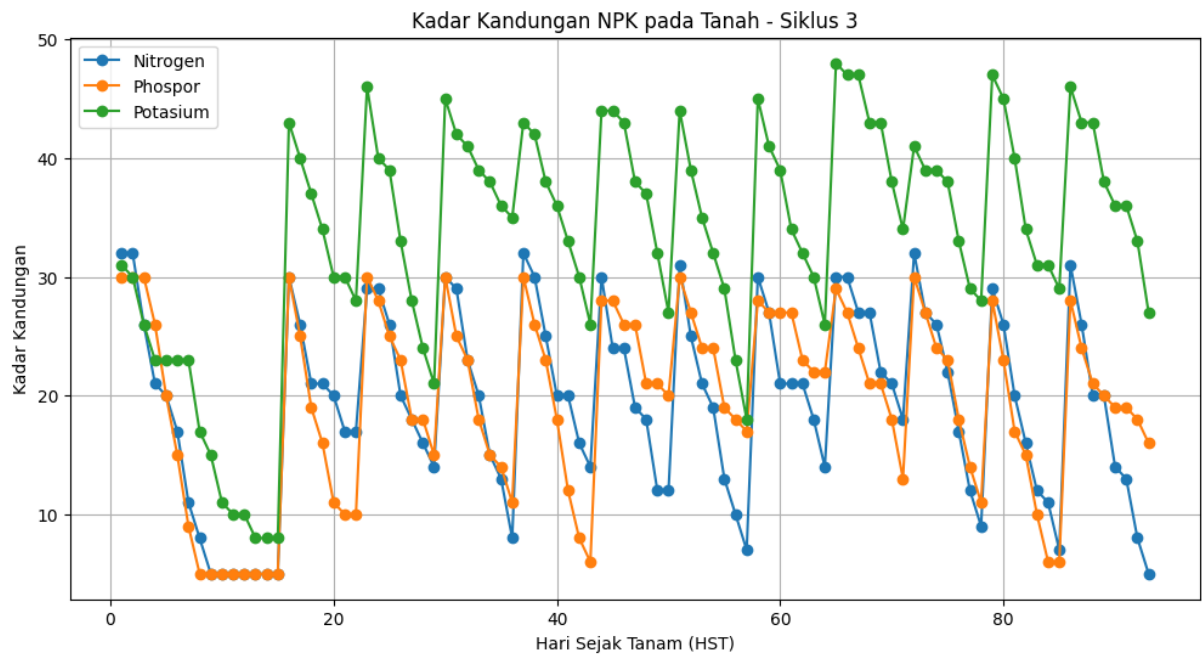
**Daftar Pustaka**

- [1] Khoirunnisa, S. D., & Nihayati, E. (2024). Aplikasi Pupuk Daun NPK Pada pertumbuhan, Kualitas Dan Hasil Tanaman Melon (cucumis melo L.) Varietas Inthanon Pada Sistem Budidaya Tanpa Tanah. *Produksi Tanaman*, 012(03), 211–230. <https://doi.org/10.21776/ub.protan.2024.012.03.08>
- [2] Mohd Rahman, M. I., Mohd Razman, M. A., Majeed, A. P. A., Aiman Shapiee, M. A., Abdullah, R. M., & Musa. (2023). Unsupervised fertigation and machine learning for crop vegetation parameter analysis. *International Journal of Intelligent Systems and Applications Engineering*, 11(3), 417–425. <https://doi.org/10.18280/ijssae.110301>
- [3] Everingham, Y., Sexton, J., Skocaj, D., & Inman-Bamber, G. (2016). Accurate prediction of sugarcane yield using a random forest algorithm. *Agronomy for Sustainable Development*, 36(2), 27. <https://doi.org/10.1007/s13593-016-0357-0>
- [4] Geetha, V., Punitha, A., Abarna, M., Akshaya, M., Illakiya, S., & Janani, A. P. (2020). An effective crop prediction using random forest algorithm. In *Proceedings of the 2020 International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN)*, Pondicherry, India, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICSCAN49426.2020.9262311>
- [5] Geetha, V., Punitha, A., Abarna, M., Akshaya, M., Illakiya, S., & Janani, A. P. (2020). An effective crop prediction using random forest algorithm. In *Proceedings of the 2020 International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN)*, Pondicherry, India, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICSCAN49426.2020.9262311>
- [6] Parjono, C. T. (2012). Usaha budidaya tanaman buah melon untuk pembenihan MGA (Multi Global Agrindo). Universitas Sebelas Maret.
- [7] Young, M. (1989). *The technical writer's handbook*. University Science.
- [8] Dianniar, U. (2015). Bersahabat dengan lingkungan melalui pertanian berkelanjutan. Dinas Pertanian, Tanaman Pangan dan Perikanan.
- [9] Dianniar, U. (2015). Bersahabat dengan lingkungan melalui pertanian berkelanjutan. Retrieved from <https://dppp.pontianak.go.id/artikel/29-bersahabat-dengan-lingkungan-melalui-pertanian-berkelanjutan.html>
- [10] Fakultas Pertanian Universitas Medan Area. (2023, July 17). Mengurangi dampak buruk pupuk kimia dengan beralih ke pertanian kompos. Retrieved from <https://pertanian.uma.ac.id/mengurangi-dampak-buruk-pupuk-kimia-dengan-beralih-ke-pertanian-kompos/>
- [11] Keerthan Kumar, T. G. (2019). Random forest algorithm for soil fertility prediction and grading using machine learning. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(1), 1301-1304. <https://doi.org/10.35940/ijitee.L3609.119119>
- [12] Wu, M., et al. (2023). Predicting fertilizer concentration for precision irrigation under mixed variable-rate fertigation using machine learning: A case study of combined fertilization with dipotassium hydrogen phosphate and potassium chloride.
- [13] Wanyama, J., et al. (2023). Improving nutrient use efficiency through fertigation supported by machine learning and internet of things in a context of developing countries: Lessons for Sub-Saharan Africa. *Journal of Biosystems Engineering*, 1-17.
- [14] Biau, G. (2012). Analysis of a random forests model. *The Journal of Machine Learning Research*, 13, 1063-1095.
- [15] Ramane, D. V., Patil, S. S., & Shaligram, A. D. (2015). Detection of NPK nutrients of soil using fiber optic sensor. In *International Journal of Research in Advent Technology Special Issue National Conference ACGT 2015*, 13-14.
- [16] Blasi, A. H., Abbadi, M. A., & Al-Huweimel, R. (2021). Machine Learning Approach for an Automatic Irrigation System in Southern Jordan Valley. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 11(1), 6609–6613. <https://doi.org/10.48084/etasr.3944>

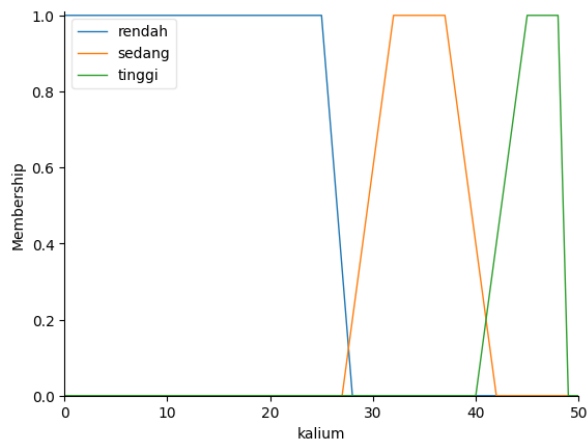
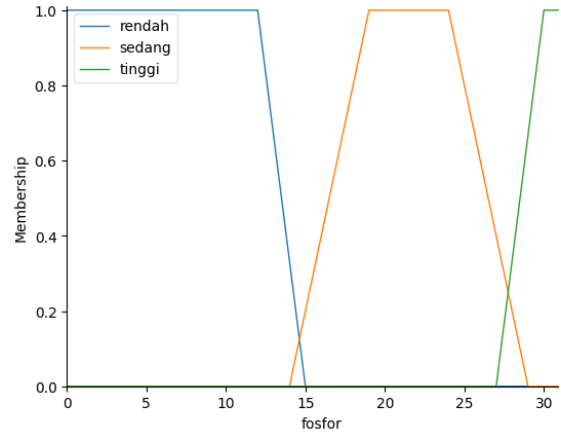
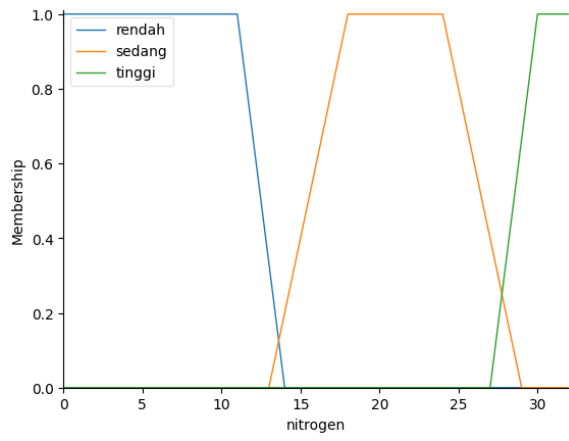
Lampiran

Lampiran 1. Dataset Siklus dari NPK Melon





**Lampiran 2.** Dataset Siklus dari NPK Melon



### Lampiran 3. Hasil aplikasi Web





Lampiran 4. Gambar Rangkaian PLC



Lampiran 5. Data Dari antares dan rooftop

- Overview
- Insight Hub
- Usecase
- Platform
- Settings
- Docs

rfc Business Account

AntaresCoins Activate now

Account

Sign Out

### Nitrogen Detail

You can view, edit, and manage your devices here.

Application > Interest > Nitrogen

Back to Previous Version
en

**Nitrogen**

Created by 20 January 2024 - 22:05:37

Set LoRa
Webhook
Subscription

Show More

**List Data** 20

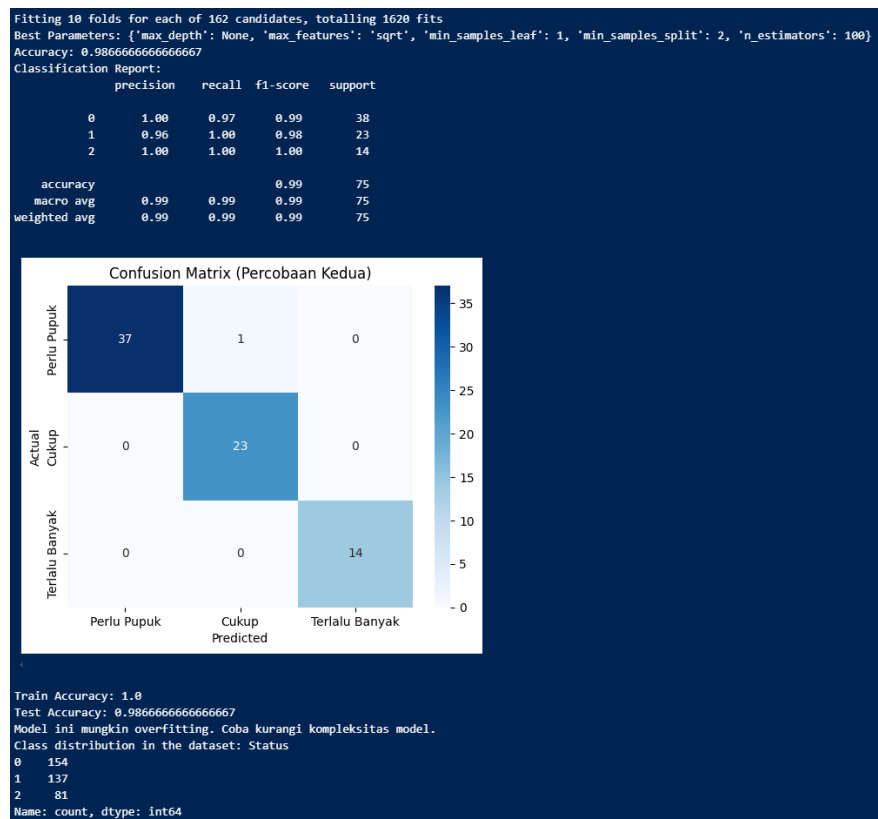
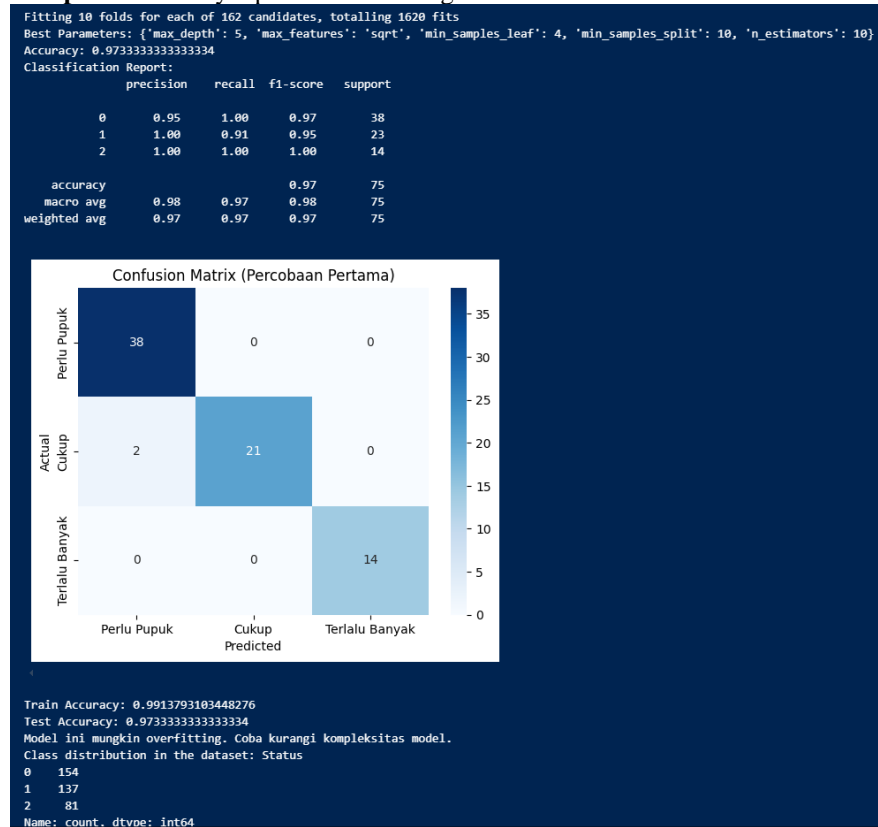
List of data obtained from your device

Advance Search
Download

Time (WIB)	Resource Index (RI)	Data
2024-07-31T11:44:23.000Z	/antares-cse/cin-KM102K7RLN0t3v	19'
2024-07-31T11:43:53.000Z	/antares-cse/cin-G3ZH95tQE-hLrLq	19'
2024-07-31T11:43:23.000Z	/antares-cse/cin-1kZzKmQ228BC-U	19'
2024-07-31T11:42:53.000Z	/antares-cse/cin-9C1cinK0TuaNebut	19'
2024-07-31T11:42:23.000Z	/antares-cse/cin-mJfpaQ0T4y0X0IK	19'
2024-07-31T11:41:53.000Z	/antares-cse/cin-n4QRv2C8Ry17b3v	19'

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
tanggal	Hari	HST	N(mg/Kg)	P(mg/Kg)	K(mg/Kg)	pH	Soil Temperature(°C)	Soil Moisture (RH)	Soil Conductivity(µs/ms)	Treatment/ perlakuan	Fase			
30/05/2022	Mon	1	25	28	25	7.02	30	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
31/05/2022	Tue	2	24	25	24	7.01	31	98	150	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
01/06/2022	Wed	3	23	24	24	6.89	30	99	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
02/06/2022	Thu	4	21	22	23	6.90	30	100	150	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
03/06/2022	Fri	5	19	20	23	6.50	31	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
04/06/2022	Sat	6	17	18	22	6.59	32	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
05/06/2022	Sun	7	15	17	22	6.40	31	100	150	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
06/06/2022	Mon	8	11	15	21	6.30	31	98	148	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
07/06/2022	Tue	9	10	13	21	6.15	32	98	130	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
08/06/2022	Wed	10	10	11	19	6.09	32	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
09/06/2022	Thu	11	9	10	18	7.50	32	100	135	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
10/06/2022	Fri	12	8	9	18	7.45	31	100	130	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
11/06/2022	Sat	13	7	8	15	7.45	31	98	125	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
12/06/2022	Sun	14	6	8	13	7.43	31	95	130	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
13/06/2022	Mon	15	30	29	30	7.40	30	100	150	Penyiraman Air Kolam + Pupuk Organik AA Plus Nongfeng	Vegetatif			
14/06/2022	Tue	16	27	28	29	7.40	31	100	148	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
15/06/2022	Wed	17	24	27	28	7.37	31	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
16/06/2022	Thu	18	22	25	26	7.33	30	98	150	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
17/06/2022	Fri	19	20	23	25	7.33	32	98	130	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
18/06/2022	Sat	20	17	20	24	7.32	31	100	132	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
19/06/2022	Sun	21	14	17	21	7.31	32	100	130	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
20/06/2022	Mon	22	33	30	32	7.30	30	100	148	Penyiraman Air Kolam + Pupuk Organik AA Plus Nongfeng	Vegetatif			
21/06/2022	Tue	23	29	29	30	7.28	31	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
22/06/2022	Wed	24	27	27	28	7.28	31	99	150	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
23/06/2022	Thu	25	24	25	25	7.27	31	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
24/06/2022	Fri	26	21	23	23	7.25	32	100	152	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
25/06/2022	Sat	27	19	20	21	7.20	31	99	150	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
26/06/2022	Sun	28	16	18	19	7.18	31	100	148	Penyiraman Air Kolam	Vegetatif			
27/06/2022	Mon	29	30	30	48	7.18	30	95	130	Penyiraman Air Kolam + Pupuk Organik Nongfeng Buah	Generatif			
28/06/2022	Tue	30	25	28	45	7.13	30	100	152	Penyiraman Air Kolam	Generatif			
29/06/2022	Wed	31	21	26	41	7.12	31	100	135	Penyiraman Air Kolam	Generatif			
30/06/2022	Thu	32	18	23	39	7.11	31	97	130	Penyiraman Air Kolam	Generatif			

### Lampiran 6. Riwayat percobaan training model



```
Fitting 10 folds for each of 162 candidates, totalling 1620 fits
Best Parameters: {'max_depth': None, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 5, 'min_samples_split': 10}
Accuracy: 0.96
Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

0         0.95     0.97     0.96         38
1         0.95     0.91     0.93         23
2         1.00     1.00     1.00         14

 accuracy         0.96         0.96         0.96         75
 macro avg        0.97         0.96         0.96         75
 weighted avg     0.96         0.96         0.96         75
```

Actual \ Predicted	Perlu Pupuk	Cukup	Terlalu Banyak
Perlu Pupuk	37	1	0
Cukup	2	21	0
Terlalu Banyak	0	0	14

```
Train Accuracy: 0.9913793103448276
Test Accuracy: 0.96
Model ini mungkin overfitting. Coba kurangi kompleksitas model.
Class distribution in the dataset: Status
0      154
1      137
2       81
Name: count, dtype: int64
```

```
Accuracy: 0.84
Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

0         0.91     0.76     0.83         38
1         0.81     0.91     0.86         23
2         0.76     0.93     0.84         14

 accuracy         0.84         0.84         0.84         75
 macro avg        0.83         0.87         0.84         75
 weighted avg     0.85         0.84         0.84         75
```

Actual \ Predicted	Perlu Pupuk	Cukup	Terlalu Banyak
Perlu Pupuk	29	5	4
Cukup	2	21	0
Terlalu Banyak	1	0	13

```
Train Accuracy: 1.0
Test Accuracy: 0.84
Model ini mungkin overfitting. Coba kurangi kompleksitas model.
Class distribution in the dataset: Status
Cukup      154
Perlu Pupuk 137
Terlalu Banyak 81
```

```
Fitting 10 folds for each of 162 candidates, totalling 1620 fits
Best Parameters: {'max_depth': None, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 10}
Accuracy: 0.8266666666666667
Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

0         0.27     0.43     0.33          7
1         0.92     1.00     0.96         12
2         0.92     0.84     0.88         56

 accuracy         0.83         0.83         0.83         75
 macro avg        0.71         0.76         0.72         75
 weighted avg     0.86         0.83         0.84         75
```

Actual \ Predicted	Perlu Pupuk	Cukup	Terlalu Banyak
Perlu Pupuk	3	0	4
Cukup	0	12	0
Terlalu Banyak	8	1	47

```
Train Accuracy: 0.9727272727272727
Test Accuracy: 0.8266666666666667
Model ini mungkin overfitting. Coba kurangi kompleksitas model.
```

- **Classification report akurasi terbaik**

```
Best Parameters (Percobaan Kedua): {'max_depth': None, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 4, 'min_samples_split': 10, 'n_estimators': 50}
Accuracy (Percobaan Kedua): 0.9866666666666667
Classification Report (Percobaan Kedua):
```

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.97	0.99	38
1	0.96	1.00	0.98	23
2	1.00	1.00	1.00	14
accuracy			0.99	75
macro avg	0.99	0.99	0.99	75
weighted avg	0.99	0.99	0.99	75

**Lampiran 7.** Data yang di pakai dalam penelitian ini

HST	Nitrogen	Phospor	Potasium
1	25	28	25
2	24	25	24
3	23	24	24
4	21	22	23
5	19	20	23
6	17	18	22
7	15	17	22
8	11	15	21
9	10	13	21
10	10	11	19
11	9	10	18
12	8	9	18
13	7	8	15
14	6	8	13
15	30	29	30
16	27	28	29
17	24	27	28
18	22	25	26
19	20	23	25
20	17	20	24
21	14	17	21
22	31	30	32
23	29	29	30
24	27	27	28
25	24	25	25
26	21	23	23
27	19	20	21
28	16	18	19
29	30	30	48
30	25	28	45
31	21	26	41
32	18	23	39
33	15	21	36
34	13	18	34
35	10	15	30
36	29	30	48
37	26	27	44
38	22	26	42
39	19	22	40
40	16	20	37
41	14	17	35
42	12	15	31
43	29	28	40

44	25	25	37
45	19	23	31
46	17	22	26
47	11	22	24
48	8	17	18
49	7	14	18
50	31	29	47
51	30	26	46
52	27	24	40
53	22	22	39
54	18	22	34
55	13	20	34
56	10	14	33
57	29	28	47
58	25	22	44
59	25	21	42
60	20	19	39
61	15	18	33
62	12	17	33
63	11	14	33
64	32	29	46
65	32	27	45
66	26	25	44
67	20	23	41
68	15	23	37
69	11	21	32
70	10	18	26
71	32	29	40
72	28	26	35
73	28	22	33
74	25	21	28
75	21	17	28
76	20	13	27
77	20	10	24
78	31	30	45
79	28	27	40
80	22	23	34
81	22	18	29
82	19	15	23
83	17	15	23
84	17	10	19
85	30	30	41
86	28	26	39
87	25	24	39
88	24	21	38

89	24	21	37
90	20	16	31
91	19	15	26
92	32	30	42
93	29	24	41
1	29	31	32
2	27	25	29
3	25	22	29
4	25	22	25
5	25	19	23
6	22	17	20
7	20	14	19
8	18	13	19
9	18	7	17
10	18	5	17
11	15	5	16
12	12	5	14
13	7	5	12
14	6	5	7
15	6	5	6
16	5	5	6
17	30	30	43
18	24	29	40
19	21	25	38
20	16	22	38
21	12	16	34
22	9	15	30
23	9	10	24
24	29	30	43
25	29	28	42
26	27	22	38
27	24	21	38
28	19	19	32
29	13	16	31
30	11	10	30
31	29	28	48
32	24	22	45
33	24	22	44
34	19	18	38
35	17	14	32
36	17	9	27
37	13	5	25
38	29	29	46
39	25	28	45
40	21	26	43

41	19	20	37
42	16	20	32
43	12	20	30
44	6	17	27
45	31	29	46
46	25	28	42
47	25	26	42
48	24	25	36
49	20	19	31
50	16	19	31
51	10	15	29
52	29	28	47
53	27	27	41
54	25	26	40
55	21	24	36
56	17	24	30
57	11	24	28
58	7	21	27
59	29	30	42
60	23	28	42
61	22	23	41
62	20	17	40
63	16	11	39
64	16	11	33
65	12	11	29
66	29	28	43
67	24	24	39
68	18	21	33
69	15	21	31
70	9	20	30
71	9	19	28
72	9	19	24
73	30	29	42
74	27	25	36
75	27	23	30
76	25	19	27
77	21	17	24
78	17	13	23
79	15	8	23
80	31	28	48
81	31	27	48
82	30	22	48
83	26	20	48
84	21	16	45
85	17	10	43

86	17	9	41
87	29	28	48
88	29	24	42
89	29	20	36
90	29	19	31
91	25	16	25
92	23	12	24
93	22	11	23
1	32	30	31
2	32	30	30
3	26	30	26
4	21	26	23
5	20	20	23
6	17	15	23
7	11	9	23
8	8	5	17
9	5	5	15
10	5	5	11
11	5	5	10
12	5	5	10
13	5	5	8
14	5	5	8
15	5	5	8
16	30	30	43
17	26	25	40
18	21	19	37
19	21	16	34
20	20	11	30
21	17	10	30
22	17	10	28
23	29	30	46
24	29	28	40
25	26	25	39
26	20	23	33
27	18	18	28
28	16	18	24
29	14	15	21
30	30	30	45
31	29	25	42
32	23	23	41
33	20	18	39
34	15	15	38
35	13	14	36
36	8	11	35
37	32	30	43

38	30	26	42
39	25	23	38
40	20	18	36
41	20	12	33
42	16	8	30
43	14	6	26
44	30	28	44
45	24	28	44
46	24	26	43
47	19	26	38
48	18	21	37
49	12	21	32
50	12	20	27
51	31	30	44
52	25	27	39
53	21	24	35
54	19	24	32
55	13	19	29
56	10	18	23
57	7	17	18
58	30	28	45
59	27	27	41
60	21	27	39
61	21	27	34
62	21	23	32
63	18	22	30
64	14	22	26
65	30	29	48
66	30	27	47
67	27	24	47
68	27	21	43
69	22	21	43
70	21	18	38
71	18	13	34
72	32	30	41
73	27	27	39
74	26	24	39
75	22	23	38
76	17	18	33
77	12	14	29
78	9	11	28
79	29	28	47
80	26	23	45
81	20	17	40
82	16	15	34



83	12	10	31
84	11	6	31
85	7	6	29
86	31	28	46
87	26	24	43
88	20	21	43
89	20	20	38
90	14	19	36
91	13	19	36
92	8	18	33
93	5	16	27
1	32	32	32
2	27	30	28
3	26	26	24
4	20	22	20
5	19	16	20
6	19	15	20
7	19	10	18
8	14	5	17
9	10	5	11
10	5	5	11
11	5	5	11
12	5	5	5
13	5	5	5
14	5	5	5
15	29	29	40
16	26	26	40
17	25	22	35
18	23	18	32
19	17	14	31
20	13	10	25
21	10	8	22
22	29	28	45
23	27	27	41
24	23	24	40
25	21	22	37
26	19	19	32
27	18	17	30
28	12	12	27
29	32	29	41
30	29	26	37
31	28	21	37
32	23	18	32
33	17	18	28
34	12	13	26

35	11	13	20
36	32	30	43
37	26	27	42
38	25	24	42
39	24	18	37
40	18	14	31
41	13	14	29
42	9	11	24
43	30	30	41
44	30	30	37
45	30	30	37
46	25	27	33
47	25	26	28
48	22	25	23
49	22	20	21
50	29	30	46
51	27	25	46
52	22	22	40
53	22	16	39
54	20	12	37
55	17	7	35
56	11	7	33
57	29	28	45
58	24	25	39
59	23	20	34
60	21	15	32
61	19	15	30
62	13	13	29
63	7	8	23
64	31	28	44
65	30	27	44
66	24	24	44
67	18	21	44
68	17	20	39
69	14	19	38
70	8	15	38
71	31	28	45
72	25	26	40
73	20	20	40
74	20	17	37
75	17	11	36
76	16	10	33
77	16	6	32
78	31	28	42
79	27	24	40

80	24	19	36
81	19	18	32
82	17	12	26
83	16	8	20
84	12	8	19
85	32	30	42
86	31	27	36
87	29	26	33
88	24	20	30
89	18	14	25
90	14	11	20
91	10	8	20
92	32	29	41
93	27	29	41