

# Pengembangan Sistem Klasifikasi Non-Destruktif Pembusukan Buah Salak Berbasis Sensor Warna dan Aroma

## Development of a Non-Destructive Classification System for Salak Fruit Decay Based on Color and Aroma Sensors

Muh Fahrurrozi<sup>1</sup>, Mirwan Ushada<sup>2\*</sup>, Yun Prihantina Mulyani<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Magister Teknik Sistem, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta 55281, Indonesia

<sup>2</sup>Teknologi Industri Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta 55281, Indonesia

<sup>3</sup>Teknik Mesin dan Industri, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta 55281, Indonesia

\*E-mail: mirwan\_ushada@ugm.ac.id

Diterima: 24 Juli 2024; Disetujui: 28 Oktober 2024

### ABSTRAK

Pemanfaatan teknologi dalam industri pertanian di Indonesia secara umum masih sangat minim khususnya di kalangan petani buah salak. Hal ini menyebabkan hasil produksi kurang optimal terutama pada proses pemisahan buah berdasarkan kualitas. Secara visual, kulit buah salak matang umumnya tidak mudah berubah warna, namun seringkali daging di dalamnya sudah mulai membusuk. Akibatnya, petani harus menyiapkan tenaga tambahan untuk melakukan pemilahan buah, yang mana hal ini sangat tidak efisien dan efektif. Untuk mempermudah, teknologi otomasi dapat digunakan dengan sistem kalibrasi sensor. Penelitian ini memperkenalkan metode baru untuk deteksi dini pembusukan buah salak, berdasarkan warna dan kandungan gas (amonia) tanpa kontak fisik langsung dengan buah. Prinsip dan Praktik Rekayasa Sistem dipilih sebagai metode pengembangan sistem, dan *decision tree* sebagai model algoritmanya. Sebanyak 60 kumpulan data yang digunakan untuk melatih dua kelas sistem yaitu matang dan busuk, dan 30 kumpulan data digunakan untuk menguji sistem. Hasil pengujian kemudian dievaluasi dengan *confusion matrix*. Hasil uji menunjukkan bahwa sistem mempunyai nilai presisi untuk prediksi salak busuk sebesar 88%, *recall* sebesar 93%, serta tingkat akurasi sebesar 90%. Oleh karena itu, secara evaluasi kinerja, performa sistem yang dibuat cukup handal dalam mendeteksi dini kebusukan buah salak secara *non destruktif*. Berdasarkan tingkat kriteria *ROC Curve*, performansi sistem berada di antara kriteria *excellent* dan *good classification*.

**Kata kunci:** deteksi dini; kalibrasi sensor; kebusukan buah; klasifikasi kualitas; teknologi pertanian; teknologi otomasi.

### ABSTRACT

The utilization of technology in the agricultural industry in Indonesia is generally still quite minimal, especially among salak fruit farmers. This leads to suboptimal production results, especially during the fruit separation process based on quality. Visually, the skin of ripe snake fruit generally does not change color easily, but often, the flesh inside has already started to rot. As a result, farmers need to rely on their sense of smell for sorting, which is highly inefficient and ineffective. To simplify, automation technology can be used with a sensor calibration system. This research introduces a new method for early detection of salak fruit decay based on color and gas content (ammonia) without physical contact with the fruit. Systems Engineering Principles and Practice are chosen as the method for system development, and decision tree as the model algorithm. 60 observations are used to train the two-class system, namely ripe and rotten, and 30 observations are used to test the system. The test results are then evaluated using a confusion matrix. The test results show that the system has a precision value for rotten wrong predictions of 88%, a recall of 93%, and an accuracy rate of 90%. Therefore, based on performance evaluation, the system's performance is reliable enough for early detection of salak fruit spoilage in a non-destructive manner. Based on the Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve criteria levels, the system's performance falls between the excellent and good classifications.

**Keywords:** automation technology; early detection; fruit decay; sensor calibration; technology in agriculture; quality classification.

### PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara beriklim tropis yang memiliki kekayaan buah-buahan, di antaranya adalah buah salak yang dapat dimakan langsung maupun diolah dalam bentuk manisan atau asinan. Indikator kemasakan buah yang memiliki umur panen antara 6-7 bulan ini dapat dilihat dari fisiknya seperti warna kulitnya yang coklat kehitaman, memiliki sisik yang sedikit, serta bulu-bulu yang menempel pada kulit berkurang. Terdapat lebih dari 20 spesies salak yang pernah ditemukan di dunia, sebagian besarnya ditemukan di wilayah Indonesia, hal ini membuat

para pakar botani mengatakan bahwa buah salak berasal dari Indonesia (Hadiati *et al.*, 2018).

Menurut Nugroho (2017), selain mangga, rambutan dan manggis, buah salak menjadi salah satu jenis buah-buahan yang berpotensi menjadi primadona komoditas ekspor. Hal ini dipertegas oleh data dari Riniarsih (2020), yang menyebutkan di sepanjang tahun 2016-2019, permintaan volume ekspor salak rata-rata tumbuh sebesar 28,27%, dimana volume ekspor salak di tahun 2016 sebesar 938 ton, naik menjadi 1.698 ton di tahun 2019. Mazumdar *et al* (2019) mengatakan di masa depan buah salak mempunyai potensi yang sangat besar untuk digunakan dalam terapi, kosmetik,

produksi energi terbarukan serta remediasi logam berat. Banyak wilayah di Indonesia yang terkenal sebagai sentra produksi buah salak, dengan masing-masing daerah memiliki varietas salak yang unik. Mulai dari Sumatera sampai Sulawesi Selatan (Pasaribu *et al.*, 2022). Namun, buah salak termasuk buah yang bersifat *perishable* atau mudah rusak. Hal ini membuat kualitas buah akan mengalami penurunan dalam jangka waktu yang cukup singkat. Marlina (2015) mengatakan umur simpannya hanya sekitar 6-7 hari. Hal tersebut dikarenakan terdapat zat kimia di dalamnya (Sulaksono *et al.*, 2015), juga akumulasi gas etilen mempercepat pembusukan buah salak (Azrita *et al.*, 2019). Zat tersebut menyebabkan terjadinya katabolisme senyawa organik hingga puncaknya pada pembusukan (Jumeri *et al.* dalam Arti dan Manurung, 2018).

Proses pembusukan salak biasanya dimulai dari dalam daging pada ujung runcing buah. Ketika mengalami pembusukan yang parah, buah salak akan mengalami perubahan aroma, rasa, dan tekstur, baik saat panen maupun setelah dipanen (Melani *et al.*, 2018). Gambar 1 adalah kondisi bagaimana sebuah salak secara tampilan kulit luar terlihat matang normal, namun setelah dibuka, di dalam dagingnya telah membusuk.



Gambar 1. Kondisi luar dan dalam pembusukan dini buah salak.

Permasalahan pembusukan buah salak menjadi isu paling penting dalam industri salak saat ini, yang membuat produktivitas menurun karena petani perlu melakukan kerja tambahan untuk memisahkan buah yang busuk dengan yang masih layak, terlebih untuk jumlah buah yang lebih banyak. Permasalahan di atas memperlihatkan bagaimana minimnya implementasi teknologi seperti sistem otomasi dalam industri buah salak. Hal ini termasuk salah satu dari banyak permasalahan klasik dalam Agroindustri Indonesia yang disebutkan oleh Ushada dan Yuliando (2013), di antaranya selalu terkait dengan logistik, infrastruktur, teknologi, ekonomi, biaya tinggi, kendala regulasi dan pembiayaan.

Penelitian yang mengkaji tentang deteksi non-destruktif dengan penggunaan sensor sudah cukup banyak dilakukan, terutama pada buah. Namun dari beberapa penelitian yang pernah dilakukan beberapa tahun terakhir ini, para peneliti lebih cenderung bereksperimen dengan mendeteksi apakah buah-buahan tersebut dikategorikan masak atau mentah hanya berdasarkan dari tampilan luar atau berdasarkan perubahan yang terjadi pada kulit buah. Misalnya, penelitian dari Rianto dan Harjoko (2017) hanya menggunakan sensor warna untuk mendeteksi kematangan buah salak melalui segmentasi citra digital atau warna kulit dari sampel buah salak normal (tidak busuk). Di mana ia menghitung nilai rata-rata *Red (R)* dan *Value (V)*, dimana nilai *R* adalah nilai rata-rata warna merah yang ditangkap oleh sensor, serta nilai *V* adalah nilai rata-rata tingkat kecerahan atau intensitas warna pada subjek penelitian atau dalam hal ini buah salak. Penelitian tersebut sekaligus membandingkan dua jenis algoritma yaitu *Backpropagation* dan *K-Nearest Neighbor*,

yang masing-masing hasil akurasi mencapai 92% dan 93%. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Safitri *et al.* (2019), juga mengklasifikasi kematangan buah yang ditinjau berdasarkan tampilan warna menggunakan metode citra *grayscale* atau warna abu-abu hasil dari rata-rata *image RGB (Red, Green, Blue)*, menggunakan algoritma *Multi Support Vector Machine* dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 86,6%. Penelitian oleh Ramadan *et al.* (2021), membuat sistem deteksi kematangan buah apel, dilatarbelakangi oleh tingkat keakuratan dan persepsi manusia yang berbeda-beda dalam melakukan penilaian. Dengan menggunakan metode *naïve bayes*, mereka memperoleh hasil uji akurasi sebesar 96,67%. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Saputra *et al.* (2022) yang membuat sistem deteksi kematangan buah melon berbasis sensor warna, menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dan memperoleh hasil akurasi sebesar 80%.

Penelitian-penelitian tersebut hanya menggunakan satu jenis variabel, yaitu variabel warna saja. Pada kasus buah salak, menggunakan variabel warna saja tidak cukup. Sebab buah salak tidak seperti buah mangga, apel, jeruk atau buah lainnya yang dapat secara langsung diketahui kebusukannya melalui perubahan warna kulit. Deteksi kebusukan buah salak sedikit lebih sulit, karena kulitnya tidak mudah mengalami perubahan langsung ketika terjadi pembusukan di dalam dagingnya. Ia akan mengalami perubahan jika dagingnya sudah benar-benar busuk, yaitu ditandai dengan tampak jamur putih yang muncul di sekitar kulitnya. Oleh karena itu, untuk meningkatkan kinerja sistem dalam mengklasifikasi kualitas buah salak, perlu dilakukan pengembangan inovasi sistem otomasi dengan mengintegrasikan lebih dari satu sensor sesuai kebutuhan berdasarkan latar belakang masalah, di antaranya dengan mengintegrasikan sensor warna dengan sensor aroma untuk mendeteksi gas amonia yang dihasilkan salak busuk menggunakan algoritma *Decision Tree*. Integrasi kedua jenis sensor tersebut tentu akan jauh lebih kompleks dibandingkan hanya menggunakan satu variabel. Namun dengan mempertimbangkan tambahan sensor aroma, nantinya diharapkan dapat meningkatkan kinerja sistem deteksi atau klasifikasi menjadi lebih lebih akurat.

## METODOLOGI

### Alat dan Bahan

Dalam pengembangan dan pemodelan sistem terdapat tiga subsistem yang mendasar, yaitu: manajemen, perangkat lunak dan perangkat keras (Ushada *et al.*, 2017). Manajemen berkaitan dengan langkah penelitian yang dilakukan. sehingga dalam penelitian ini menggunakan pendekatan *Systems Engineering Principles and Practice* sebagai acuan, yang meliputi: *Need Analysis, Concept Exploration, Concept Definition, Advanced Development, Engineering Design, Integration and Evaluation*. Sementara untuk perangkat kerasnya berkaitan dengan perangkat elektronik utama berupa sensor warna (Sensor TCS tipe TCS3200) dan sensor aroma (Sensor MQ-135), sensor infrared, mikrokontroler (Arduino uno R3 board), LCD (16x2 I2C), dan perangkat pendukung lainnya seperti lampu indikator (LED) dan kabel. Perangkat lunak *Driver Arduino IDE* digunakan untuk menulis dan mengupload program ke mikrokontroler.

### Sumber Data

Dalam penelitian ini, menggunakan salak pondoh, dan data yang digunakan dibagi menjadi dua jenis: yaitu, salak matang normal (tipe A) dan salak matang busuk (tipe B) seperti yang terlihat pada Gambar 2. Data tersebut kemudian dikelompokkan lagi menjadi dua kelompok data yaitu, untuk

data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk proses pembelajaran, sementara data uji digunakan untuk menguji hasil pembelajaran. Jumlah dataset pelatihan mengikuti pedoman umum "Rule of 30", yaitu setidaknya minimal 30 sampel data latih. Dalam proses pengambilan sampel data telah divalidasi oleh 10 orang penjual salak sebelum digunakan dalam penelitian, dengan jumlah sampel sebanyak 30 salak bertipe A, 30 salak bertipe B untuk pelatihan. Serta 15 salak tipe A dan 15 salak tipe B untuk pengujian. Sehingga jumlah keseluruhan salak untuk penelitian adalah 90 buah salak. Data pertama diperoleh berdasarkan tinjauan warna pada kulit salak.



Gambar 2. a) Kondisi salak matang-normal, b) Kondisi salak matang-busuk.

Sensor warna akan menangkap citra gambar ke dalam bentuk matriks (*array* dua dimensi) dari sekumpulan *pixel* (piksel) sebagai blok bangun dasar. Nilai dari setiap piksel ditentukan berdasarkan rentang nilai antara 0-255, dimana nilai 0 merepresentasikan warna hitam, nilai 255 merepresentasikan warna putih. Tingkat keabuan masing-masing piksel tersebut nantinya oleh sensor akan dikonversi dan direpresentasikan dalam skema RGB (*red, green, blue*). Sementara jenis data kedua diperoleh berdasarkan tinjauan aroma, yang kemudian diklasifikasikan menjadi dua kategori, yaitu: bau normal dan bau busuk. Representasi data aroma diperoleh dari sistem sensor yang bekerja dengan mendeteksi jumlah ammonia (dalam bentuk gas) yang ada di sekitar sensor. Konduktivitas dari logam oksida yang

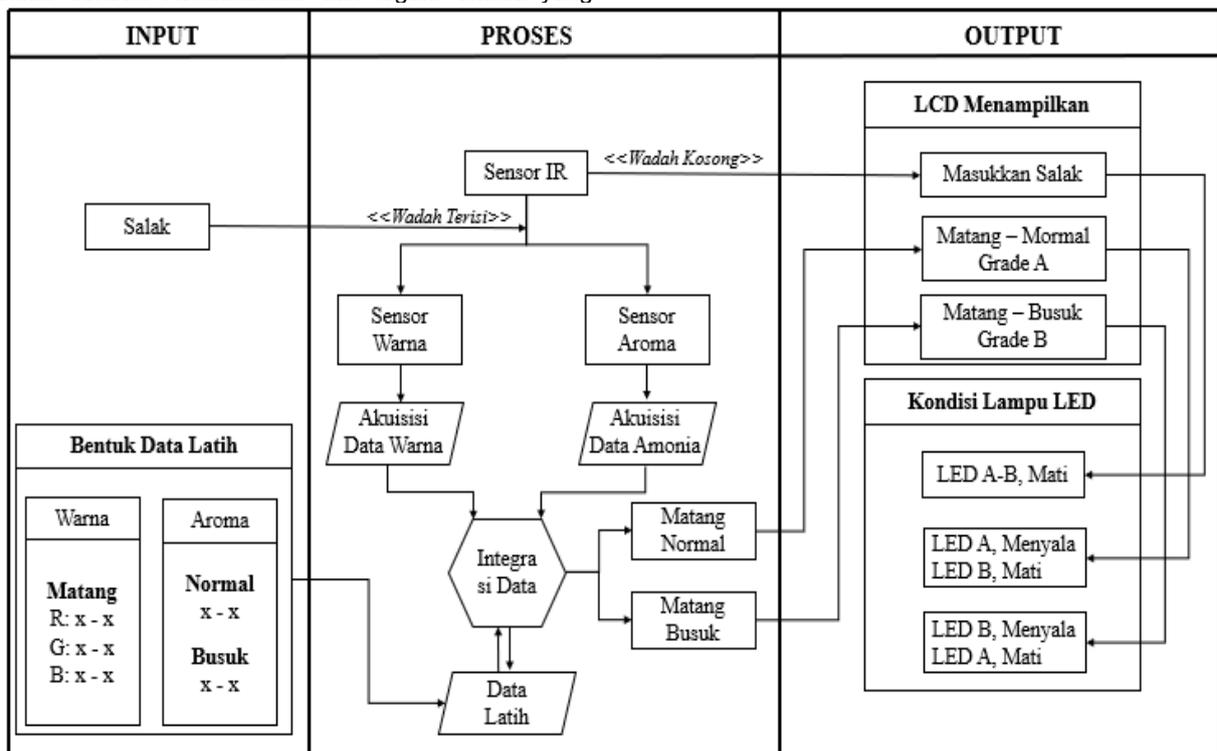
berada pada ujung detektor sensor dipengaruhi oleh keberadaan molekul oksigen. Proses pemanasan logam oksida akan mengakibatkan oksigen yang bermuatan negatif tertarik dan teradsorpsi ke permukaan kristal. Elektron yang berada di permukaan kristal akan berpindah ke oksigen, menghasilkan lapisan area dengan muatan positif. Lapisan ini membentuk potensial pada permukaan kristal yang pada akhirnya menghambat aliran elektron. Dengan kata lain, intervensi zat ammonia tersebut akan membuat sensor menghasilkan sinyal listrik yang sebanding dengan konsentrasi gasnya. Kedua jenis data di atas kemudian diintegrasikan dengan komposisi akhirnya seperti Tabel 1.

Tabel 1. Kriteria *grading* pada sistem

Sensor Warna	Sensor Aroma	Grading	Tipe
Matang (M)	Normal (N)	M – N	A
Matang (M)	Busuk (B)	M - B	B

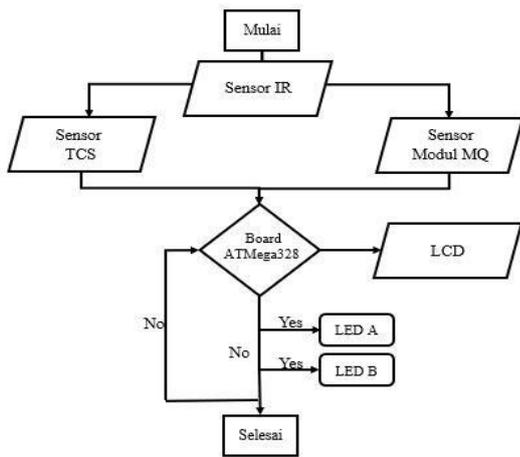
### Rancangan Alur Sistem

Dalam penelitian ini, hasil dari deteksi sensor warna dan aroma akan secara otomatis dianalisis oleh mikrokontroler untuk mendapatkan kesimpulan, yang hasil akhirnya ditampilkan pada layar monitor LCD dan terwakilkan pada LED. Dalam penelitian ini, sensor TCS digunakan untuk mendeteksi warna, sementara sensor MQ digunakan untuk mendeteksi aroma. Sensor IR (*infrared*) dalam sistem berfungsi untuk mendeteksi keberadaan sampel di dalam wadah; jika wadah kosong, maka sensor warna dan aroma tidak akan berfungsi. Proses ini dijelaskan lebih lanjut dalam alur data pada Gambar 3.



Gambar 3. Model konseptual sistem

Model diatas secara sederhana dapat dilihat pada Gambar 4.

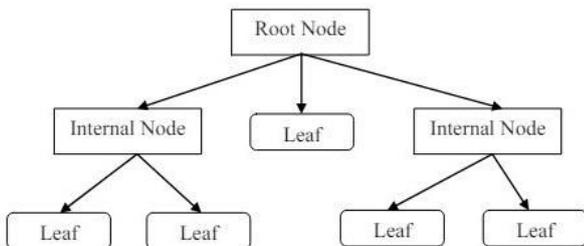


Gambar 4. Diagram alir proses kerja sistem

Hasil bacaan sensor dianalisis oleh mikrokontroler dan menampilkan hasilnya secara langsung pada LCD. Kemudian jika kesimpulan pada mikrokontroler sistem mengatakan tipe A (yes), maka Led A menyala, jika tidak (no) maka lanjut ke kelas berikutnya apakah bertipe B, jika yes maka Led B menyala, jika tidak (no), maka akan kembali melakukan pendeteksian. Sistem akan berakhir (selesai) jika dimatikan.

**Decision Tree**

Decision tree digunakan sebagai algoritma dalam pemrograman. Algoritma ini dapat digambarkan sebagai diagram alir yang menyerupai struktur pohon, di mana setiap node internal menunjukkan uji coba terhadap sebuah atribut. Proses pada decision tree adalah mengubah bentuk data tabel yang merupakan representasi atribut yang ditinjau berdasarkan ciri khas subjek yang diteliti menjadi berbentuk sebuah model tree. Hal serupa juga pernah ditulis oleh Istiqomah et al (2019) yang menyebutkan decision tree sebagai teknik representasi atribut yang dikemas dalam bentuk aturan-aturan atau algoritma. Juga metode klasifikasi data berbasis decision tree bekerja mengikuti serangkaian algoritma dengan skema top-down sehingga sangat fleksibel untuk proses klasifikasi data. Seperti yang tertera pada Gambar 5, secara umum decision tree memiliki tiga node yaitu, pertama root node atau node akar, yang merupakan node paling atas yang memiliki lebih dari satu cabang. kedua, internal node atau node cabang, merupakan node yang memiliki satu cabang masuk dan lebih dari satu cabang keluar. Ketiga, leaf node atau node daun, merupakan node terakhir yang menjadi kesimpulan, dan tidak memiliki cabang keluar.



Gambar 5. Model decision tree

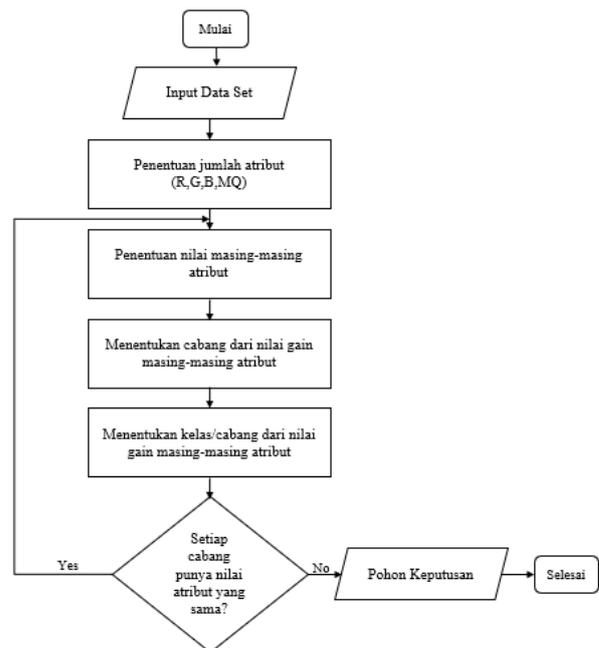
Decision tree atau pohon keputusan adalah model klasifikasi data yang memiliki bentuk bercabang seperti

pohon yang metode analisisnya menggunakan skema top-down dengan mengikuti serangkaian algoritma. Percabangan tersebut diatur berdasarkan nilai gain atau rentang nilai atribut yang menjadi node untuk mendapatkan klasifikasi kelas sampel.

Penafsiran pengguna terhadap hasil dapat disajikan dalam dua bentuk yaitu, menggunakan pohon keputusan (decision tree) untuk menggambarkan visualnya berupa bagan flow-chart dan sekumpulan aturan IF-Then yang mudah dimengerti yang dimasukkan ke dalam bentuk algoritma pseudocode pemrograman. Dalam mengimplementasikan algoritma decision tree, langkah pertama yang dilakukan adalah dengan menentukan atribut data atau nilai data yang memiliki rentang klasifikasi yang kemudian nantinya menjadi gain ratio yang dapat membentuk suatu pohon keputusan, dimana salak yang menjadi subjek penelitian akan digunakan sebagai node akar pada decision tree, yang kemudian nantinya akan membentuk percabangan mengenai kondisi salak yang dimaksud. Adapun algoritma pada penelitian ini untuk membangun pohon keputusan adalah sebagai berikut:

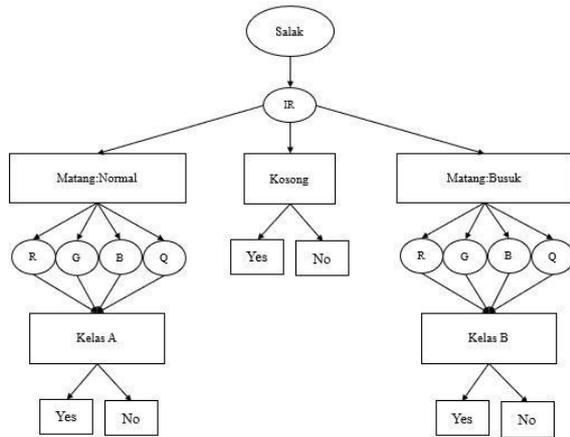
1. Tentukan atribut sebagai akar (input data set). Dalam penelitian ini adalah salak).
2. Tentukan jumlah atribut pada data set. Dalam penelitian ini terdapat empat atribut data, yaitu nilai R (red), G (green), B (blue), dan MQ (aroma)
3. Tentukan kasus dalam bentuk cabang. Dalam penelitian ini memiliki dua cabang utama, yaitu: matang-normal dan matang-busuk.
4. Nilai atribut data diklasifikasikan ke dalam dua cabang dengan membuat nama kelas. Dalam penelitian ini adalah Kelas A dan Kelas B.
5. Jika dalam pengklasifikasian nilai atribut terdapat kesamaan nilai pada kedua kelas, maka perlu dilakukan koreksi dan pengecekan pada proses pengambilan nilai atribut.
6. Jika nilai atribut masing-masing kelas telah berhasil membentuk kelasnya masing-masing, maka pohon keputusan telah selesai.

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Diagram alir algoritma decision tree

Setelah algoritmanya telah sesuai, selanjutnya dilakukan pembuatan pohon keputusannya agar mempermudah dalam membangun *pseudocode*.



Gambar 7. Diagram Alir Algoritma *Decision Tree*

Selanjutnya, akan dilakukan proses pemrograman dengan merujuk pada pohon keputusan yang telah dibangun. Program yang dibuat nantinya akan ditanam ke dalam mikrokontroler sistem. Berikut adalah deskripsi pemrograman yang dilakukan dalam sistem. Pada bahasan ini tidak dijelaskan secara keseluruhan sintaks program, hanya menjelaskan apa yang menjadi program inti yang relevan.

#### 1. Deklarasi Program

Deklarasi program pada intinya adalah pemrograman yang bertujuan untuk menentukan pin-pin/slot yang nantinya akan menghubungkan seluruh komponen perangkat keras sistem.

#### 2. Debug

Merupakan program pembuatan *database internal* yang nanti berfungsi untuk menyimpan nilai masing-masing variabel data latih. Dikarenakan terdapat empat variabel, yaitu R, G, B, MQ. Maka database yang dibuat adalah empat yang diberi nama A, B, C, dan D.

#### 3. Proses Klasifikasi

Pada tahap ini dilakukan pemrograman pemberian nilai masing-masing variabel data latih setelah mendapatkan nilainya pada tahap *debug* atau tahap pelatihan sebelumnya.

#### 4. Eksekusi Sistem

Pada tahap ini, pemrograman dilanjutkan untuk membuat perintah eksekusi dimana sistem dapat membuat kesimpulan berdasarkan data-data yang sudah ditentukan pada tahap klasifikasi.

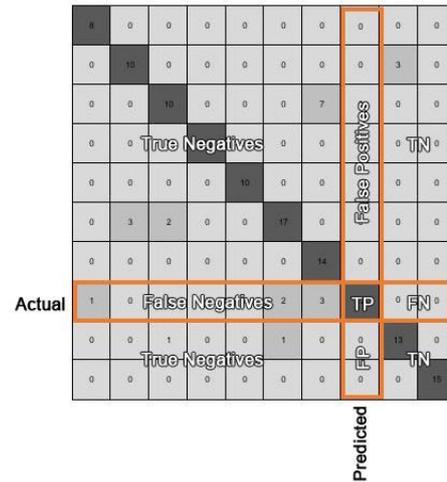
### Analisis Akurasi Sistem

Uji akurasi sistem bertujuan untuk mengetahui persentase tingkat kinerja sistem dalam mendeteksi dan mengklasifikasi kelas salak sesuai kriteria. Pengujian ini menggunakan pendekatan *confusion matrix* untuk mengetahui memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* sistem yang dibuat. *Confusion matrix* digunakan untuk merepresentasikan hasil proses klasifikasi dengan empat istilah (Caelen, 2017), yaitu:

1. *True Positive* (TP) merujuk pada data positif yang diprediksi dengan benar.

2. *True Negative* (TN) merujuk pada data negatif yang diprediksi dengan benar.
3. *False Positive* (FP) terjadi ketika data negatif salah diprediksi sebagai data positif.
4. *False Negative* (FN) terjadi ketika data positif salah diprediksi sebagai data negatif.

Penjelasan istilah TP, TN, FP dan FN di atas kemudian dibuat dalam bentuk gambar skema oleh Caelen (2017) seperti yang terlihat pada Gambar 8, dimana untuk setiap nilai TP, disusul oleh area yang menentukan nilai TN, FP dan FN.



Gambar 8. Skema *Confusion Matrix*

Beberapa pengukuran performansi klasifikasi dijelaskan sebagai berikut.

1. Nilai *precision* digunakan untuk mengetahui seberapa sering sistem membuat prediksi yang benar secara keseluruhan, menggunakan persamaan berikut:

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

2. Nilai *recall* (sensitivitas) digunakan untuk mengetahui seberapa baik sistem mendeteksi semua data positif (berapa banyak dari semua data positif yang dapat diprediksi dengan benar oleh sistem), menggunakan persamaan berikut:

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

3. Nilai *accuracy* digunakan untuk mengetahui seberapa tepat sistem dalam memprediksi kelas positif (seberapa banyak dari yang diprediksi positif tersebut benar-benar positif), menggunakan persamaan berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$error = 100\% - accuracy \quad (4)$$

### Analisis Performa Sistem

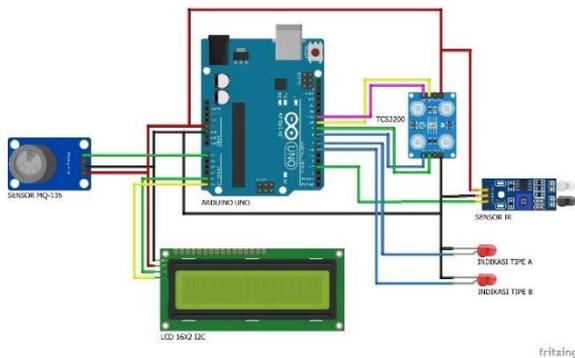
Indikator performa sistem didasarkan pada kriteria nilai persentase antara 0-1 atau 0-100%; dimana semakin nilainya mendekati angka 1 atau 100%, maka kinerja atau performa sistem tersebut semakin baik. Nilai performa sistem diperoleh dari hasil analisis akurasi sistem menggunakan persamaan *confusion matrix* sebelumnya, kemudian menggunakan kriteria *Receiver Operating Characteristic Curve* (ROC Curve) sebagai acuan untuk penentuan kategori kualitas akurasi. Pada ROC Curve

terdapat beberapa tingkatan kategori akurasi (Mutiar, 2020), yaitu:

- a. Akurasi dengan nilai 0.90-1.00, dikategorikan sebagai *excellent classification*.
- b. Akurasi dengan nilai 0.80-0.90, dikategorikan sebagai *good classification*.
- c. Akurasi dengan nilai 0.70-0.80, dikategorikan sebagai *fair classification*.
- d. Akurasi dengan nilai 0.60-0.70, dikategorikan sebagai *poor classification*.
- e. Akurasi dengan nilai 0.50-0.60, dikategorikan sebagai *failure classification*.

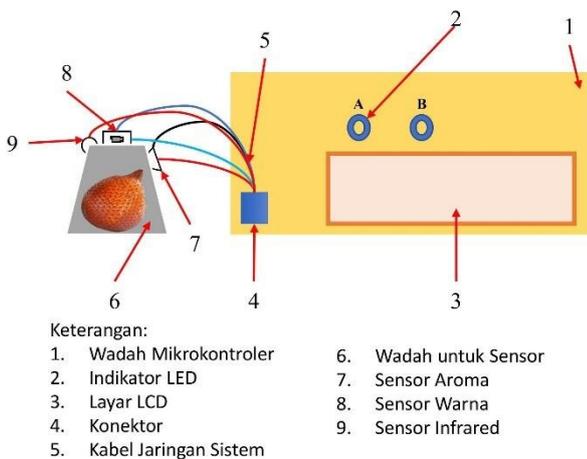
**Prototipe Sistem**

Perancangan desain prototipe sistem merupakan kegiatan menghubungkan seluruh komponen-komponen utama sistem dalam bentuk gambar agar nantinya dapat acuan bagaimana saling bekerja sama sesuai dengan yang direncanakan. Gambar 9 menunjukkan rangkaian komponen utama, dan desain prototipe sistem.



Gambar 9. Desain rangkaian komponen utama sistem

Selanjutnya, dirapikan dan dibuat prototipe *casingsnya*, hal ini dilakukan agar tidak mudah rusak atau komponen utamanya tersebut bisa terlindungi dari faktor *eksternal*. Penempatan sensor dilakukan di dalam wadah tertutup sehingga polutan (*ammonia*) dan citra warna bisa lebih dapat ditangkap dengan baik seperti yang terlihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Desain prototipe sistem

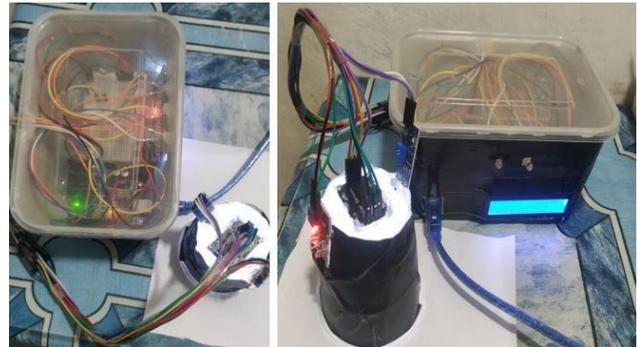
**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bagian ini meliputi pengembangan *hardware* dan *software* menjadi sebuah produk atau alat, pendefinisian

hasil data latih dan data uji, penentuan parameter optimal, dan laporan hasil klasifikasi dari pengujian sistem. Klasifikasi dalam penelitian ini merupakan kegiatan penggolongan atau pengelompokan data berdasarkan kesamaan ciri atau karakter tertentu, seperti yang dilakukan dalam penelitian ini dengan meninjau berdasarkan ciri warna dan aroma salak sebagai subjek penelitian berbasis sistem.

**Rangkaian Hardware**

Rangkaian *hardware* merupakan proses menghubungkan seluruh komponen alat yang akan digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kebusukan buah salak yang dirangkai dalam satu sistem.



Gambar 11. Kondisi sistem setelah komponen dihubungkan

Terlihat pada Gambar 11 bahwa wadah deteksi berbentuk kotak vakum dari gelas plastik yang dicat hitam, hal ini dilakukan untuk mengurangi interferensi cahaya dari luar yang dapat mengganggu dan menyebabkan bias pada proses deteksi di dalam wadah. Selain itu, penggunaan wadah vakum juga dilakukan untuk memastikan aroma sampel hanya beredar di dalam wadah dan tidak menyebar ke luar, sehingga sistem dapat lebih maksimal mendeteksi kandungan gas amonia dari sampel. Hal ini mengikuti pendapat Falah *et al* (2022) yang menyebutkan akuisisi citra pada sebuah sampel dengan dinding hitam yang tidak tembus pandang dapat meminimalkan pantulan cahaya yang mengganggu, sehingga dapat meningkatkan akurasi sistem pada sensor, utamanya sensor warna.

**Pengujian Fungsi Sensor Warna**

Pengujian sensor warna bertujuan untuk menilai kemampuan sensor dalam mengambil data mengenai karakteristik warna suatu objek dengan keakuratan dan kebenaran. Objek yang digunakan dalam menguji respon sensor terhadap warna dalam hal ini adalah kertas berwarna yang telah diprint. Sensor TCS menghasilkan output berupa nilai RGB dari objek yang diarahkan ke daerah pendeteksian (*array photodiode*). Kertas berwarna yang dipakai dalam pengujian mencakup warna putih, merah, biru, kuning, dan hijau. Data yang didapatkan dari hasil uji coba sensor warna yang dilakukan terlihat konsisten pada setiap warna seperti yang tercermin pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil uji coba sensor warna

Warna	Nilai Red (R)	Nilai Green (G)	Nilai Blue (B)
Putih	255	255	255
Biru	79	142	176
Merah	178	48	48
Hijau	93	133	61
Kuning	255	199	80

### Pengujian Fungsi Sensor Aroma

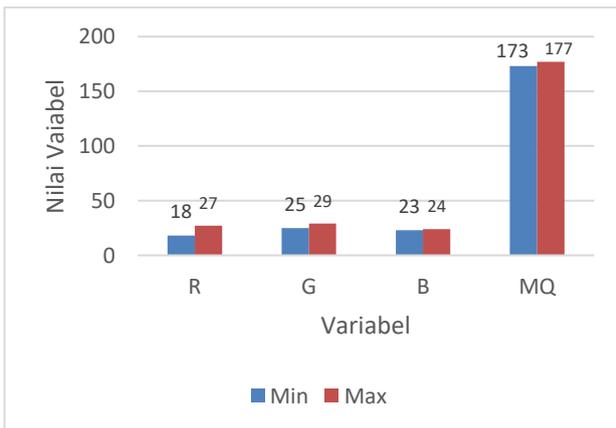
Pengujian sensor aroma dilakukan untuk mengetahui nilai kadar polutan pada udara (*ammonia*) yang ada di dalam wadah, yang nantinya tercermin dalam bentuk angka yang mewakili karakteristik aroma suatu objek dengan benar dan akurat. Pengambilan data uji coba menggunakan sistem dilakukan selama 100 detik untuk mengetahui konsistensi data, Brownlee (2019) menyebutkan minimal akuisisi atau jumlah akuisisi data dilakukan mengikuti konsep 30, yang artinya minimal 30 data yang digunakan untuk mengetahui konsistensi sebuah data. Bahkan bisa lebih dari itu, sehingga akan semakin meyakinkan dalam proses analisisnya. Kondisi dalam wadah saat sensor aroma diaktifkan tanpa objek atau kosong, hasilnya konsisten di angka 173-177, yang artinya sensor cukup stabil mendeteksi kondisi dalam wadah.

### Anotasi Data Latih

Anotasi data atau pelabelan objek adalah proses untuk mengetahui label pada objek dengan cara memberikan skala pembatas menggunakan skema *Decision Tree* yang dijelaskan sebelumnya, yaitu menentukan batas antar kelas dan memberinya nama kelas yang menjadi pembeda sekaligus batasan antar kelas. Tahap pelabelan objek ini diambil sesuai dengan konsep *rule of 30*, dimana masing-masing kelas dilatih dengan minimal 30 salak, yang artinya secara keseluruhan sampel data latih adalah sebanyak 60 sampel. Sementara untuk data ujinya menggunakan skenario 30 data uji, di mana 15 untuk data bertipe kelas A dan 15 untuk bertipe kelas B.

### Anotasi Data Latih Saat Kondisi Kosong

Sebelum sampel (salak) dimasukkan ke dalam wadah sensor, wadah diukur terlebih dahulu besaran nilainya ketika sampel belum dimasukkan atau dalam kondisi kosong selama 30 detik, selama proses tersebut sekaligus mengamati besaran nilai *minimum* dan *maximum* variabel, yaitu R, G, B, MQ. Berdasarkan hasil deteksi sensor diperoleh data kondisi kosong seperti pada Gambar 12.



Gambar 12. Hasil anotasi sensor saat kondisi kosong

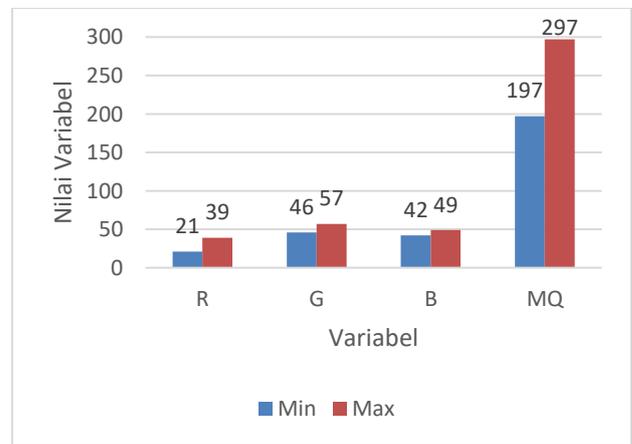
Data pada Gambar 12 digunakan sebagai acuan batas bawah untuk sampel tipe A nantinya, sebab saat kondisi wadah kosong, maka yang bekerja adalah sensor IR. Jika kondisi wadah ditangkap oleh sensor IR sebagai kosong, maka hasil pengujian saat sistem tidak mendeteksi sampel, maka kata "Masukan Salak" nantinya akan ditampilkan visual pada LCD oleh sistem, dan kondisi lampu LED akan mati seperti yang terlihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Kondisi LCD dan LED saat kondisi kosong

### Anotasi Data Latih Kelas Tipe A

Sama seperti yang dilakukan pada kondisi kosong, namun pada anotasi data latih tipe A, akan dilakukan menggunakan 30 data latih atau 30 buah salak bertipe A. Selama proses tersebut sekaligus mengamati besaran nilai *minimum* dan *maximum* variabel, yaitu R, G, B, MQ saat sistem diberikan 30 data latih dengan salak bertipe A. Berdasarkan hasil deteksi sensor diperoleh data kondisi sampel tipe A seperti pada Gambar 14.



Gambar 14. Hasil anotasi data latih tipe A

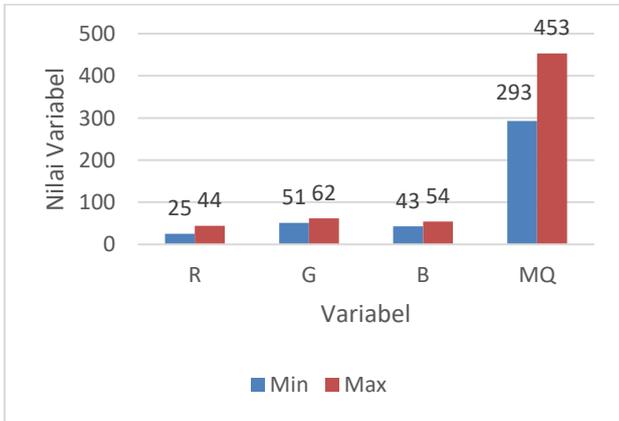
Rentang angka anotasi maksimum dan minimum tersebut yang nantinya akan dimasukkan ke dalam pseudokode adalah nilai *minimum* dan *maximum* masing-masing sensor. Ketika sampel uji yang dimasukkan berada di rentang nilai seperti yang ada pada Gambar 14, maka sistem mendeteksi sampel bertipe A, maka tampilan visual sistem yang akan muncul di LCD adalah pernyataan "MATANG : NORMAL" dan "TIPE A", dan LED A menyala, seperti yang terlihat pada Gambar 15.



Gambar 15. Kondisi LCD dan LED saat mendeteksi sampel bertipe A

**Anotasi Data Latih Kelas Tipe B**

Langkah anotasi data tipe B juga sama seperti pada kondisi tipe A, namun pada anotasi data latih tipe B, akan dilakukan menggunakan 30 data latih atau 30 buah salak bertipe A. Selama proses tersebut sekaligus mengamati besaran nilai minimum dan maximum variabel, yaitu R, G, B, MQ saat sistem diberikan 30 data latih dengan salak bertipe B. Berdasarkan hasil deteksi sensor diperoleh data kondisi sampel tipe A seperti pada Gambar 16.



Gambar 16. Hasil anotasi data latih tipe B

Rentang angka anotasi maksimum dan minum tersebut yang nantinya akan dimasukkan ke dalam pseudokode adalah nilai *minimum* dan *maximum* masing-masing sensor. Ketika sampel uji yang dimasukkan berada di rentang nilai seperti yang ada pada Gambar 16, maka sistem mendeteksi sampel bertipe B, maka tampilan visual sistem yang akan muncul di LCD adalah pernyataan “MATANG : BUSUK” dan “TIPE B”, dan LED B menyala, seperti yang terlihat pada Gambar 17 berikut:



Gambar 17. Kondisi LCD & LED saat mendeteksi sampel bertipe B

**Hasil Keseluruhan Kriteria Data Setelah Dianotasi**

Tabel 3 di bawah ini merupakan rangkuman dari keseluruhan data hasil anotasi.

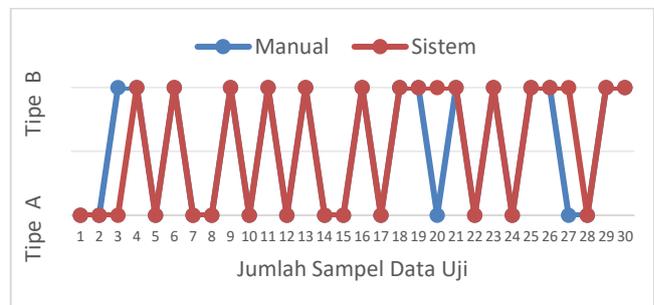
Tabel 3. Kriteria hasil anotasi data latih

Grading	Nilai Data			Sensor Aroma	Tipe
	Sensor Warna				
	R	G	B		
M – N				180-297	A
M – B	21-44	46-62	42-54	298-453	B
Kondisi Kosong	18-27	25-29	23-24	173-179	-

Data hasil latih di atas kemudian dilakukan *pseudokode* ke dalam sistem yang nantinya menjadi standar batasan bagi sensor dalam mendeteksi kelas sampel yang diuji. Nilai RGB data latih tipe A dan tipe B disatukan dengan mengambil nilai paling kecil dan nilai paling besar dari kedua kelas karena rentang nilainya tidak berbeda jauh karena sama-sama kategori matang.

**Hasil Uji Performa Sistem**

Sebanyak 30 data uji, yang dibagi menjadi dua, yaitu 15 sampel untuk tipe A dan 15 sampel untuk tipe B. Sampel tersebut dimasukkan secara acak ke dalam wadah untuk diuji kemampuan sistem dalam mengklasifikasi sampel tersebut. Novianti (2019) mengemukakan terdapat empat tahap dasar dalam proses klasifikasi, diantaranya: penentuan kelas (lebih dari satu), prediktor, pengembangan data latih dan pengujian data. Tiga diantaranya telah dilakukan pada pembahasan sebelumnya, sehingga yang tersisa tinggal pengujian (akhir) data. Gambar 18 di bawah ini merupakan data hasil perbandingan kesesuaian klasifikasi atau hasil deteksi oleh sistem dengan kondisi manual (kondisi sampel yang sebenarnya).



Gambar 18. Hasil perbandingan klasifikasi manual dan menggunakan sistem

Sumbu X pada Gambar 18 di atas merupakan jumlah sampel salak yang diujikan secara acak ke dalam wadah sensor, di antaranya 15 salak Tipe A dan 15 salak Tipe B. Sementara untuk Sumbu Y, mencerminkan jenis kategori klasifikasi. Misalnya pada data 3, secara manual atau kondisi yang sebenarnya merupakan salak Tipe B, tapi dibaca oleh sistem sebagai Tipe A. Dari Gambar 18, terlihat bahwa dari data tipe A, salah diidentifikasi sebagai kelas A sebanyak dua kali, yaitu di data 20 dan 27. Sementara data tipe B, salah diidentifikasi sebagai kelas B sebanyak satu kali, yaitu di data 3. Data hasil uji di atas, selanjutnya dapat dilihat secara detail dalam table berikut.

Tabel 4. Hasil analisis sistem

Klasifikasi Kondisi Manual	Klasifikasi Oleh Sistem	Hasil Deteksi	
		A	B
15 Salak Tipe A	13 terdeteksi Tipe A, 2 terdeteksi Tipe B	13	2
15 Salak Tipe B	14 terdeteksi Tipe B, 1 terdeteksi Tipe A	1	14

Tabel di atas menggambarkan bahwa, misalnya pada deteksi Tipe A, terlihat bahwa dari 15 sampel sampel uji bertipe A, sistem mendeteksinya sebanyak 13 sampel sebagai Tipe A, dan 2 sampelnya dideteksinya sebagai Tipe B. Demikian juga penjelasannya pada B, dari 15 sampel uji bertipe B, sistem mendeteksinya sebanyak 14 sampel sebagai Tipe B, dan 1 sampelnya dideteksinya sebagai Tipe A.

Dengan merujuk pada skema *confusion matrix* pada Gambar 8, data pada kolom 'Hasil Deteksi' dalam Tabel 4 di atas kemudian dihitung nilai TP, TN, FP dan FN nya. Sehingga diperoleh hasil analisis seperti Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Hasil analisis nilai *confusion matrix*

Grade	TP	TN	FP	FN
Tipe A	13	14	1	2
Tipe B	14	13	2	1
Jumlah	27	27	3	3

Selanjutnya, untuk mengetahui tingkat performa sistem, hasil analisis di atas dihitung menggunakan pendekatan *Confusion Matrix* mengikuti persamaan 1, 2, 3, dan 4 pada pembahasan metodologi sebelumnya, maka diperoleh hasil analisis performa sistem per kelas pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Hasil uji performa sistem per kelas sampel

	Tipe A Matang-Normal	Tipe B Matang-Busuk
Presisi	93%	88%
Recall	87%	93%
Akurasi	90%	90%
Error	10%	10%

Berdasarkan hasil perhitungan di atas, dimana tingkat presisi atau konsistensi sistem dalam melakukan deteksi salak matang-busuk yang dimasukkan dengan kelas data yang sebenarnya, mencapai 88%. Kemudian *recall* atau sensitivitasnya mencapai 93%. Sementara akurasi sistem dalam mendeteksi 30 data uji yang dimasukkan secara acak mencapai 90%. Sehingga dengan menggunakan kriteria pada *Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)*, performansi sistem berada di antara kategori *excellent* dan *good classification*. Performansi klasifikasi dengan sensor warna dan aroma bahkan memiliki akurasi lebih tinggi dari sensor warna saja pada penelitian sebelumnya oleh Safitri *et al* (2019) yang mendapatkan hasil akurasi sebesar 86,6% atau penelitian dari Saputra *et al* (2022) yang mendapatkan akurasi sebesar 80%.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, keseluruhan komponen terhubung menjadi sebuah sistem dan bekerja dengan sangat baik, serta berhasil memberikan *output* berupa kesimpulan sesuai dengan *pseudocode* yang telah diprogramkan ke dalam mikrokontroler yang digunakan sebagai pengendali utama. Hasil *output* yang diberikan direfleksikan melalui keterangan yang muncul pada layar LCD dan lampu indikator LED. Dimana untuk data aroma yang pada salak matang normal (tipe A) berada di rentang nilai 197-297, sedangkan untuk data aroma salak matang busuk (tipe B) berada di rentang nilai 293-453. Sementara data warna yang didapatkan pada salak matang ditampilkan dalam bentuk keterangan nilai RGB, yaitu untuk nilai R berada di rentang 21 - 39, nilai G berada di rentang 46 - 57, dan nilai B berada di rentang 42 - 49.

Sistem berhasil mendeteksi sampel salak busuk secara otomatis menggunakan sensor warna dan aroma lalu menampilkannya pada layar LCD dan LED indikator dengan nilai presisi sistem sebesar 88%, *recall* atau sensitivitas sebesar 93%, serta tingkat akurasi sistem mencapai 90% dan nilai *error* sebesar 10%. Maka secara evaluasi kinerja, performa sistem yang dibuat cukup handal dalam

mendeteksi dini kebusukan buah salak secara non destruktif. Serta berdasarkan kriteria *Confusion Matrix*, performansi sistem berada di antara kriteria *excellent* dan *good classification*.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Manuskrip ini merupakan bagian dari tugas akhir program magister atas nama Muh Fahrurozi. Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu pelaksanaan penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arti, I. M., & Manurung, A. N. H. (2018). Pengaruh Etilen Apel Dan Daun Mangga Pada Pematangan Buah Pisang Kepok (Musa Paradisiaca Formatypica) . *Journal of Precision Agriculture*, Vol. 2 No. 2. doi: <http://dx.doi.org/10.35760/jpp.2018.v2i2.2514>
- Azrita, M. W., Ahmad, U., & Darmawati, E. (2019). Rancangan Kemasan dengan Indikator Warna untuk Deteksi Tingkat Kematangan Buah Alpukat. *Jurnal Keteknikan Pertanian*, Vol. 7 No. 2, doi: <https://doi.org/10.19028/jtep.07.2.155-162>
- Brownlee, J. (2019, 08 Desember). *How to Develop a Convolutional Neural Network to Classify Photos of Dogs and Cats. Machine Learning Mastery. Retrieved from https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-a-convolutional-neural-network-to-classify-photos-of-dogs-and-cats/*
- Caelen, O. (2017). A Bayesian Interpretation of The Confusion Matrix. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, vol. 81, no. 3-4, pp. 429-450, doi: 10.1007/s10472-017-9564-8.
- Falah, M. A. F., Ulfiyati, N., Waras, B., Afrianti, V., Ushada, M. (2022). Destructive and Non-destructive Quality Measurements of Strawberry (Fragaria × ananassa cv. Tristar) Cultivated using Soilless Culture in Tropical Greenhouse. In *Advances in Biological Sciences Research Series. Proceedings of the 2nd International Conference on Smart and Innovative Agriculture (ICoSIA 2021)*. Netherlands: Atlantis Press. doi: <https://doi.org/10.2991/absr.k.220305.019>
- Hadiati, S., Susiloadi, A., & Budiyanti, T. (2008). Hasil Persilangan dan Pertumbuhan Beberapa Genotipe Salak. *Buletin Plasma Nutfah*. Vol. 14, no. 1, pp. 26-32. doi: 10.21082/blpn.v14n1.2008.p26-32
- Istiqomah, F., Susanti, Y., & Zukhromah, E. (2019). Klasifikasi Status Kredit Nasabah Bmt Menggunakan Algoritma C5.0. In *Seminar & Conference Proceedings. Tangerang, Indonesia: Universitas Muhammadiyah Tangerang*. No. 73-78. doi: <http://dx.doi.org/10.31000/cpu.v0i0.1684>
- Marlina, L. (2015). Aplikasi Pelapis Kitosan Untuk Memperthankan Mutu Salak Pondoh (Salacca edullis Rainw). *Thesis. Bogor, Indonesia: Pascasarjana IPB*.
- Mazumdar, P., Pratama, H., Lau, S., Teo, C. H., & Harikrishna, J. A. (2019). Biology, phytochemical profile and prospects for snake fruit: An antioxidant-rich fruit of South East Asia. *Trends in Food Science & Technology*. Vol 91, Pages 147-158, doi: <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2019.06.017>
- Melani, R., Adiartayasa, W., & Wijaya I. N. (2018). Deteksi Penyakit Citrus Vein Phloem Degeneration (CVPD) dengan Teknik Polymerase Chain Reaction (PCR) pada Daun Tanaman Jeruk yang Memiliki Pola Gejala

- Klorosis Berbeda. *Jurnal Agroetnologi Tropika*. vol. 7, no. 2, pp. 164-173, doi: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/JAT/article/view/39357>
- Mutiara, E. (2020). Algoritma Klasifikasi Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Penyakit Tuberculosis (TB). *Jurnal Swabumi*, vol. 8, no. 1, pp. 46–58, doi: <https://doi.org/10.31294/swabumi.v8i1.7668>
- Novianti, D. (2019). "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Pada Data Set Hepatitis Menggunakan Rapid Miner". *Jurnal Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika*. vol 21, no. 1. Doi: <https://doi.org/10.31294/p.v21i1.4979>
- Nugroho, L. H. (2017). Struktur dan Produk Sekretori Tumbuhan. Yogyakarta, Indonesia: Gajah Mada University Press.
- Pasaribu, A. A., Pranita, M., Amalia, A., Lubis, A. K. P., Turrahmah, M., Malik, A. M. M. (2022). Pengolahan Bahan Pangan Lokal untuk Mengatasi Masalah Gizi. Medan, Indonesia: Merdeka Kreasi.
- Ramadan, I., Syauqy, D., & Primananda, R. (2021). Sistem Pendeteksi Kematangan Buah Apel menggunakan Metode Naive Bayes berbasis Embedded System. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 4, doi: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/8959>
- Rianto, P., & Harjoko, A. (2017). Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital. *Jurnal IJCCS*, vol. 11, no.2, pp. 143-154, doi: <https://doi.org/10.22146/ijccs.17416>
- Riniarsih, D. (2020). Outlook Salak; Komoditas Pertanian Subsektor Hortikultura. In Astrid, Anna., & Supriyatna. Jakarta, Indonesia: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian.
- Safitri, R. A., Nurdiani, S., Riana, D., & Hadiani, S. (2019). Klasifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Metode Orde 1 dengan Algoritma Multi Support-Vector Machines. *Paradigma -Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 21, no. 2, doi: <https://doi.org/10.31294/p.v21i2.6526>
- Saputra, R. A., Puspitasari, D., & Baidawi, T. (2022). Deteksi Kematangan Buah Melon dengan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Ekstraksi FiturGLCM. *Jurnal Infortech*. vol. 4, No.2, doi: <https://doi.org/10.31294/infortech.v4i2.14436>
- Sulaksono, S., Fitrianiingsih, S. P. & Yuniarni, U. (2015). Karakterisasi Simplisia dan Ekstrak Etanol Buah Salak (*Salacca zalacca* (Gaertner) Voss). In Komarudin, Aceng., Suliadi., Hajarisman, Nusar., Ramdani, Yani., Syafnir, Livia., Imelinda, Sri. & Usemahu, Fatma. *Prosiding Konferensi Nasional Matematika, Sains dan Aplikasinya* (pp. 317-320). Bandung, Fakultas MIPA Universitas Islam Bandung (UNISBA)
- Ushada, M., & Yuliando, H. (2013). Application of Analytical Network Process and Conditional Probability Co-occurrences Matrix for Business Modelling of Small-Medium Enterprises. *Agroindustrial Journal*, vol.2 no. 1. Doi: <https://doi.org/10.22146/aj.v2i1.24999>
- Ushada, M., Okayama, T., Khuriyati, N., & Suyantohadi, A. (2017). Affective Temperature Control in Food SMEs using Artificial Neural Network. *Applied Artificial Intelligence*, vol. 31, no. 7–8, pp. 555–567, doi: <https://doi.org/10.1080/08839514.2017.1390327>