

Pendekatan Ensemble Machine Learning untuk Identifikasi Kerusakan Buah Pisang Berbasis Sensor Gas

Raihan Fa'iq Mubarak¹

¹Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Semarang
Kampus Sekaran, Gunungpati, 50229, Kota Semarang, Indonesia

raihanmubarak08@students.unnes.ac.id¹

Abstrak— Pisang merupakan salah satu komoditas buah tropis yang memberikan kontribusi ekonomi signifikan, namun memiliki tantangan dalam menjaga kualitas akibat kerusakan selama proses pematangan dan penyimpanan, yang ditandai dengan pelepasan gas seperti etilen dan senyawa lainnya. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi kerusakan buah pisang berbasis metode Ensemble Learning dengan memanfaatkan sensor gas MQ4 dan MQ135. Sistem ini dirancang untuk mengidentifikasi pola gas yang dilepaskan oleh pisang ambon dan kepok selama proses pematangan hingga pembusukan. Berbagai model klasifikasi digunakan, seperti Decision Tree, Random Forest, K-Nearest Neighbor (KNN), Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), Gaussian Naïve Bayes, dan Linear Regression. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Decision Tree, Random Forest, dan KNN memiliki performa terbaik dengan nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score sempurna (1,00). Sensor MQ4 lebih responsif pada kondisi "normal" dan "busuk," sementara MQ135 unggul pada kondisi "lebih matang." Integrasi kedua sensor memungkinkan sistem untuk mendeteksi kerusakan buah secara lebih akurat dan komprehensif. Dataset gas yang dihasilkan dari penelitian ini menjadi referensi penting untuk penelitian lebih lanjut dalam pengolahan data gas pada buah klimaterik. Dengan kontribusi pada teknologi pascapanen, sistem ini mendukung ketahanan pangan nasional melalui deteksi dan pengelolaan kualitas buah pisang di sepanjang rantai pasok.

Kata kunci— Ensemble Learning, Kerusakan Buah, MQ4, MQ135, Pisang ambon, Pisang kepok, Sensor Gas.

Abstract— Banana is a tropical fruit commodity that contributes significantly to the economy, but has challenges in maintaining quality due to damage during the ripening and storage process, which is characterised by the release of gases such as ethylene and other compounds. This research develops a banana fruit damage detection system based on Ensemble Learning method by utilising MQ4 and MQ135 gas sensors. The system is designed to identify gas patterns released by ambon and kepok bananas during the ripening to spoilage process. Various classification models were used, such as Decision Tree, Random Forest, K-Nearest Neighbor (KNN), Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), Gaussian Naïve Bayes, and Linear Regression. The test results show that the Decision Tree, Random Forest, and KNN models have the best performance with perfect accuracy, precision, recall, and F1-score (1.00). The MQ4 sensor was more responsive in the 'normal' and 'rotten' conditions, while the MQ135 excelled in the 'more mature' condition. The integration of the two sensors allows the system to detect fruit damage more accurately and comprehensively. The gas dataset generated from this study is an important reference for further research in gas data processing in climatic fruits. By contributing to postharvest technology, this system supports national food security through the detection and management of banana fruit quality along the supply chain.

Keywords— Ensemble Learning, Fruit Damage, MQ4, MQ135, Pisang ambon, Pisang kepok, Gas Sensor.

I. PENDAHULUAN

Pisang merupakan salah satu komoditas buah tropis yang memberikan kontribusi ekonomi yang signifikan dan menjadi salah satu buah yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat di seluruh dunia (Lisawengeng et al., 2019). Di Indonesia, Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat adanya peningkatan produksi pisang dari 9,24 juta ton pada tahun 2022 menjadi 9.34 ton pada tahun 2023. Kondisi ini menegaskan posisi Indonesia sebagai salah satu produsen utama pisang,

didukung oleh iklim tropis yang sangat cocok untuk pertumbuhan tanaman ini (Aida et al., 2023).

Pisang digemari karena kandungan gizinya yang tinggi, seperti karbohidrat, mineral, dan kalium. Pisang ambon dan pisang kepok, misalnya, kaya akan vitamin A, C, dan B serta mineral penting untuk tubuh (Huda et al., 2023; Nofita et al., 2012). Namun, sebagai buah klimaterik, pisang mengalami peningkatan laju respirasi selama proses pematangan, yang menyebabkan kerusakan pada kulit buah seperti munculnya bintik-bintik coklat kehitaman selama penyimpanan (Putra et

al., 2024). Proses respirasi ini mempercepat *senescence* atau penuaan buah, sehingga menurunkan kesegaran dan umur simpan (Yu et al., 2024). Hal ini menjadi tantangan dalam menjaga kualitas buah pisang hingga sampai ke konsumen.

Kerusakan pada buah pisang sering kali ditandai dengan pelepasan gas tertentu, termasuk etilen, yang merupakan indikator tingkat kematangan dan kerusakan buah. Meskipun teknologi sensor gas telah digunakan untuk mendeteksi kondisi buah, tantangan utamanya adalah pengolahan data gas untuk mengidentifikasi kerusakan secara akurat. Masalah ini dapat diperparah oleh variabilitas data gas yang dihasilkan oleh buah pisang selama proses pematangan dan pembusukan (Fukano et al., 2021).

Penggunaan sensor gas untuk mendeteksi kondisi buah telah menjadi perhatian dalam berbagai penelitian (Pranav et al., 2021). Gas etilen, sebagai salah satu senyawa hidrokarbon yang dilepaskan oleh buah klimaterik, menyediakan informasi penting mengenai tingkat kematangan dan kerusakan buah (Firdaus et al., 2023). Teknologi *machine learning* dapat digunakan untuk menganalisis data dari sensor gas, sehingga memungkinkan klasifikasi tingkat kematangan dan kerusakan buah dengan lebih efisien (Anwar, & Anwar, 2024).

Dalam bidang pertanian, berbagai algoritma *machine learning* telah digunakan untuk tugas klasifikasi, termasuk Decision Tree, Random Forest, K-Nearest Neighbor (KNN), Gaussian Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), serta Regresi Logistik dan Regresi Linier (Liakos et al., 2018). Namun, studi-studi sebelumnya lebih banyak berfokus pada penggunaan satu metode klasifikasi saja, yang sering kali menghasilkan akurasi yang terbatas karena keterbatasan pendekatan tunggal dalam menangani variabilitas data yang kompleks (Seliya et al., 2021). Pendekatan *ensemble learning*, yang menggabungkan beberapa pengklasifikasi secara simultan, telah terbukti meningkatkan akurasi dan performa klasifikasi dibandingkan pendekatan tunggal (Murad et al., 2022). Akan tetapi, penerapannya pada deteksi kerusakan buah pisang berbasis data sensor gas masih minim dalam literatur.

Penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem berbasis *ensemble learning* untuk mengidentifikasi kerusakan pada buah pisang dengan memanfaatkan data dari sensor gas. Pendekatan yang digunakan mengintegrasikan berbagai metode algoritma klasifikasi, termasuk Regresi Linier, Regresi Logistik, Decision Tree, SVM, Naïve Bayes, KNN, dan Random Forest. Sistem ini dirancang untuk mengenali pola gas yang dilepaskan oleh buah pisang selama proses pematangan hingga pembusukan dengan model pengklasifikasian. Data penelitian akan diambil menggunakan sensor gas jenis MQ4 dan MQ135, dengan fokus pada dua jenis pisang, yaitu pisang ambon dan pisang kepok. Setiap jenis pisang akan diuji dengan tiga sampel untuk memastikan keakuratan sistem dalam mengenali variasi pola gas.

Penelitian ini memberikan beberapa kontribusi berupa mengembangkan sistem deteksi dan identifikasi kerusakan pada buah pisang berbasis sensor gas dengan memanfaatkan teknologi pembelajaran mesin. Sistem yang dirancang mampu mengenali pola gas secara presisi dan memberikan informasi terkait tingkat kerusakan buah. Pendekatan *ensemble learning*

yang digunakan mengintegrasikan berbagai metode klasifikasi untuk meningkatkan akurasi dan performa sistem, menjadikannya lebih handal dibandingkan metode tunggal. Penelitian ini menghasilkan dataset khusus dari gas yang dilepaskan oleh pisang ambon dan pisang kepok selama proses pematangan hingga pembusukan selama tujuh hari. Dataset ini diharapkan menjadi referensi penting bagi penelitian lebih lanjut di bidang pengolahan data gas pada buah klimaterik. Hasil penelitian ini diharapkan berkontribusi pada pengembangan teknologi pascapanen untuk mendukung ketahanan pangan nasional melalui deteksi dan pengelolaan identifikasi kualitas buah pisang di sepanjang rantai pasok.

II. METODE

Studi literatur sebagai langkah awal dalam penelitian ini, memfokuskan pada sistem deteksi kualitas buah pisang ambon dan pisang kepok, perangkat yang digunakan, dan evaluasi algoritma dari segi kelebihan serta kekurangannya. Setelah tahap ini, dilakukan perancangan alat deteksi kualitas buah pisang dengan sensor gas, yang selanjutnya digunakan untuk mengumpulkan data gas dari buah yang diuji.



Gambar 1. Alur Penelitian

Setelah memperoleh data dilanjutkan dengan meningkatkan kualitasnya dengan menghilangkan gangguan pada sinyal dan melakukan konversi data. Data yang telah disempurnakan kemudian digunakan dalam pengembangan sistem deteksi kualitas buah. Sistem ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan dirancang untuk memenuhi semua kebutuhan penelitian, termasuk pembelajaran menggunakan metode mesin ensemble.

A. Perancangan Alat

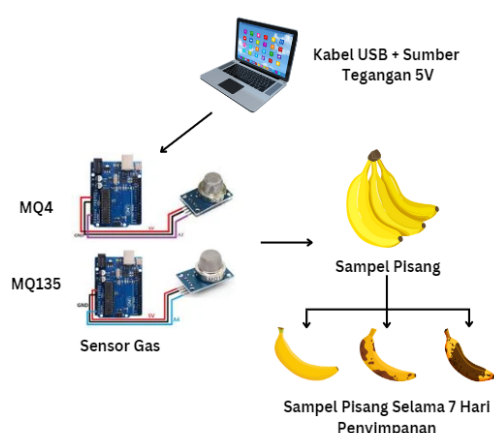
Pembuatan dalam data gas melibatkan penggunaan alat dan bahan sebagaimana dijelaskan dalam Tabel I. Alat yang digunakan terdiri dari 4 sensor gas, yaitu dua buah MQ4 dan dua buah MQ135, dua buah mikrokontroler Arduino Atmega 328P, serta dua sumber tegangan dengan output sebesar 5V dc.

TABEL I. ALAT DAN BAHAN PENELITIAN

No	Alat dan Bahan	Jumlah	Spesifikasi
1	Sensor Gas :		
	MQ4	2	10-1000 ppm
	MQ135	2	200-10000 ppm
2	Arduino	2	Atmega 328P

3	Sumber Tegangan	2	5V DC
4	Buah Pisang Ambon	3	Matang
5	Buah Pisang Kepok	3	Matang

Dalam penelitian ini, digunakan dua jenis sensor gas, yaitu MQ4 dan MQ135, yang masing-masing memiliki karakteristik dan rentang kerja tertentu. Sensor MQ135 mampu mendeteksi gas dalam rentang konsentrasi 10 hingga 10.000 ppm, sementara sensor MQ4 bekerja optimal pada rentang 200 hingga 10.000 ppm. Setiap jenis sensor digunakan sebanyak dua unit dalam eksperimen ini. Kedua sensor tersebut diintegrasikan dengan mikrokontroler Arduino ATmega, yang diberi suplai tegangan eksternal sebesar 5 V untuk mendukung operasionalnya. Skema alat yang digunakan dalam penelitian ini disajikan sebagai berikut:



Gambar 2. Skema Alat Penelitian

Dalam mengukur gas yang dihasilkan oleh buah pisang ambon dan pisang kepok, diperlukan sebuah alat perangkat gas sederhana yang terbuat dari kaleng bekas. Alat perangkat gas ini dirancang agar bisa dibuka dan ditutup dengan mudah, di mana sensor ditempatkan pada bagian luar kaleng. Desain ini bertujuan untuk memudahkan proses pengukuran gas.



Gambar 3. Alat Perangkat Gas dengan Dua Sensor

Peralatan yang telah disebutkan sebelumnya, seperti sensor gas MQ4 dan MQ135, dirangkai mengikuti skema rangkaian alat yang ditunjukkan pada Gambar 2, dan kemudian

digabungkan dengan alat perangkat gas tersebut. Hasil akhir dari alat yang telah dirangkai ini dapat dilihat pada Gambar 3. Perangkat ini memastikan efisiensi dan memberikan kemudahan dalam mengukur konsentrasi gas yang dihasilkan oleh buah pisang ambon dan pisang kepok.

B. Pengumpulan Data Gas

Dua jenis data gas diukur dalam penelitian berupa set poin dan gas yang dihasilkan oleh buah pisang ambon dan kepok. Pengukuran dilakukan menggunakan laptop. Pemrograman dilakukan dengan software Arduino IDE, dan data direkam dalam format CSV menggunakan aplikasi Excell.

Proses pengukuran berlangsung selama kurang lebih 300 detik (sekitar 5 menit) untuk set poin dan sampel data. Pengukuran set poin dilakukan pada wadah perangkat kosong, dan hasilnya ditampilkan pada Tabel II dan III. Nilai rata-rata selama satu menit dalam kondisi stabil (*steady state*) diambil sebagai *set point* dari hasil ini. Nilai set poin ini berfungsi sebagai acuan jika terjadi perubahan nilai dasar udara bersih selama pengukuran sampel.

TABEL II. NILAI SET POINT GAS PISANG AMBON

Variabel	Sensor	
	MQ4	MQ135
Nilai rata-rata ADC hasil pengukuran	300	100

TABEL III. NILAI SET POINT GAS PISANG KEPOK

Variabel	Sensor	
	MQ4	MQ135
Nilai rata-rata ADC hasil pengukuran	190	100

Setelah pengukuran *set point*, dilanjutkan dengan pengukuran gas sampel buah pisang. Enam buah pisang matang disimpan dalam ruang tertutup selama 7 hari. Setiap hari, produksi gas diukur setelah 24 jam. Pada hari terakhir, kondisi buah (normal, lebih matang, dan busuk) ditentukan dengan uji persepsi. Data sampel hasil pengukuran disajikan dalam Tabel IV dan V.

TABEL IV. DATA SAMPEL TOTAL 7 HARI PISANG AMBON

No	Data
1	MQ4: 3, MQ135: 90
2	MQ4: 3, MQ135: 90
3	MQ4: 4, MQ135: 89
4	MQ4: 5, MQ135: 89
5	MQ4: 5, MQ135: 90
.	...
.	...
.	...
6750	MQ4: 767, MQ135: 469
6751	MQ4: 767, MQ135: 469
6752	MQ4: 767, MQ135: 469
6753	MQ4: 767, MQ135: 469
6754	MQ4: 768, MQ135: 162

TABEL V. DATA SAMPEL TOTAL 7 HARI PISANG KEPOK

No	Data
1	MQ4: 160, MQ135: 140
2	MQ4: 160, MQ135: 143
3	MQ4: 160, MQ135: 143
4	MQ4: 160, MQ135: 147
5	MQ4: 160, MQ135: 147
.	...
.	...
.	...
955	MQ4: 674, MQ135: 382
956	MQ4: 674, MQ135: 384
957	MQ4: 674, MQ135: 385
958	MQ4: 674, MQ135: 387
959	MQ4: 674, MQ135: 389

C. Cleaning Data

Data yang ditampilkan pada Tabel III dan IV menunjukkan hasil perekaman yang masih mengandung kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan proses pembersihan data untuk memastikan keakuratan informasi yang tercantum (Hamidah, & Voutama, 2023). Proses ini diawali dengan pembacaan data, kemudian memisahkannya sehingga hanya menyisakan nilai ADC terukur (*set point*) dari setiap sensor. Tabel VI dan VII menunjukkan contoh data hasil dari proses pembersihan ini.

TABEL VI. CLEANING DATA NILAI ADC TERUKUR PISANG AMBON

No	Data
191	MQ4: 301, MQ135: 291
192	MQ4: 303, MQ135: 154
195	MQ4: 317, MQ135: 148
197	MQ4: 331, MQ135: 148
200	MQ4: 336, MQ135: 144
.	...
.	...
.	...
6751	MQ4: 767, MQ135: 469
6752	MQ4: 767, MQ135: 469
6753	MQ4: 767, MQ135: 469
6754	MQ4: 767, MQ135: 469
6755	MQ4: 768, MQ135: 162

TABEL VII. CLEANING DATA NILAI ADC TERUKUR PISANG KEPOK

No	Data
180	MQ4: 223 , MQ135: 181
181	MQ4: 223 , MQ135: 187
182	MQ4: 224 , MQ135: 181
183	MQ4: 224 , MQ135: 182
184	MQ4: 225 , MQ135: 181
.	...
.	...
.	...
955	MQ4: 674, MQ135: 382

956	MQ4: 674, MQ135: 384
957	MQ4: 674, MQ135: 385
958	MQ4: 674, MQ135: 387
959	MQ4: 674, MQ135: 389

D. Konversi Data

Konversi data bertujuan untuk menghitung nilai ppm dari setiap pembacaan ADC. Data yang diperlukan untuk konversi ini meliputi rentang pengukuran masing-masing sensor, set poin, nilai ADC yang terbaca, skala ADC sebesar 1024, tegangan input maksimal ($V_{maksimal}$) sebesar 5V, dan nilai DAC. Nilai DAC ditentukan dengan menggunakan Persamaan (1) berikut ini:

$$DAC = \frac{ADC_value}{1024} \times V_{max} \quad (1)$$

Setelah mendapatkan nilai DAC, langkah selanjutnya adalah mengubahnya menjadi ppm menggunakan Persamaan (2).

$$ppm_{sen} = \frac{Range_{Max, sen} - Range_{min, sen}}{V_{max}} \times DAC \quad (2)$$

Data hasil konversi ADC ke dalam satuan ppm dapat dilihat dalam Tabel VIII dan IX.

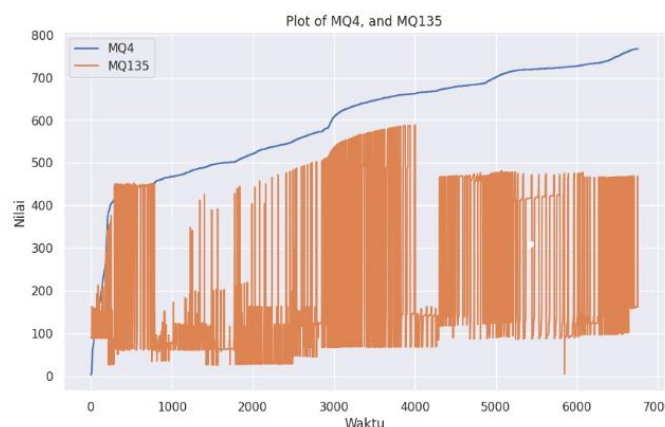
TABEL VIII. DATA HASIL KONVERSI ADC TERUKUR MENJADI PPM PISANG AMBON

No	Data
191	DAC_MQ4: 1.470, DAC_MQ135: 1.420, PPM_MQ4: 3080 ,PPM_MQ135: 291
192	DAC_MQ4: 1.480, DAC_MQ135: 0.752, PPM_MQ4: 3.100 ,PPM_MQ135: 159
195	DAC_MQ4: 1.548, DAC_MQ135: 0.722, PPM_MQ4: 3233 ,PPM_MQ135: 153
197	DAC_MQ4: 1.616, DAC_MQ135: 0.722, PPM_MQ4: 3368 ,PPM_MQ135: 153
200	DAC_MQ4: 1.641, DAC_MQ135: 0.703, PPM_MQ4: 3416 ,PPM_MQ135: 149
.	...
6751	DAC_MQ4: 3.745, DAC_MQ135: 2.290, PPM_MQ4: 7540 ,PPM_MQ135: 463
6752	DAC_MQ4: 3.745, DAC_MQ135: 2.290, PPM_MQ4: 7540 ,PPM_MQ135: 463
6753	DAC_MQ4: 3.745, DAC_MQ135: 2.290, PPM_MQ4: 7540 ,PPM_MQ135: 463
6754	DAC_MQ4: 3.745, DAC_MQ135: 2.290, PPM_MQ4: 7540 ,PPM_MQ135: 463
6755	DAC_MQ4: 3.750, DAC_MQ135: 0.791, PPM_MQ4: 7550 ,PPM_MQ135: 167

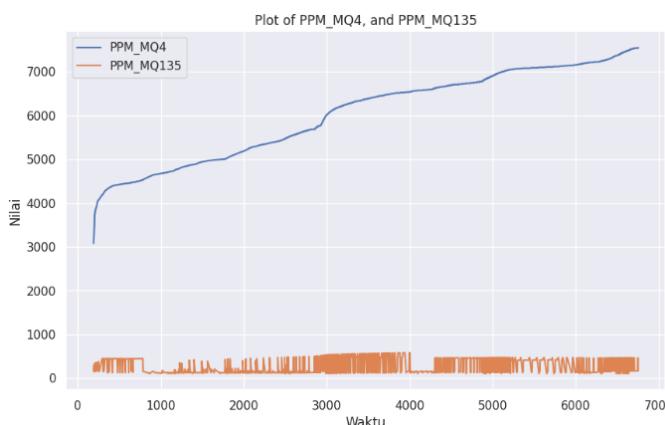
TABEL IX. DATA HASIL KONVERSI ADC TERUKUR MENJADI PPM PISANG KEPOK

No	Data
180	DAC_MQ4: 1.090, DAC_MQ135: 0.884, PPM_MQ4: 2334 ,PPM_MQ135: 185
181	

182	DAC_MQ4: 1.090, DAC_MQ135: 0.913, PPM_MQ4: 2334 ,PPM_MQ135: 191
183	DAC_MQ4: 1.094, DAC_MQ135: 0.884, PPM_MQ4: 32344 ,PPM_MQ135: 185
184	DAC_MQ4: 1.094, DAC_MQ135: 0.889, PPM_MQ4: 2344 ,PPM_MQ135: 186
.	DAC_MQ4: 1.099, DAC_MQ135: 0.884, PPM_MQ4: 3353 ,PPM_MQ135: 185
955	...
956	DAC_MQ4: 3.291, DAC_MQ135: 1.865, PPM_MQ4: 6650 ,PPM_MQ135: 379
	DAC_MQ4: 3.291, DAC_MQ135: 1.875, PPM_MQ4: 6650 ,PPM_MQ135: 381
957	DAC_MQ4: 3.291, DAC_MQ135: 1.880, PPM_MQ4: 6650 ,PPM_MQ135: 382
958	DAC_MQ4: 3.291, DAC_MQ135: 1.890, PPM_MQ4: 6650 ,PPM_MQ135: 384
959	DAC_MQ4: 3.291, DAC_MQ135: 1.899, PPM_MQ4: 6650 ,PPM_MQ135: 386



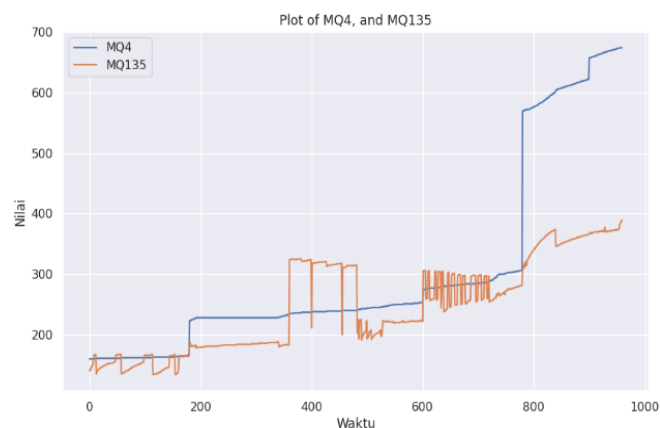
Gambar 4. Grafik Dataset Awal Buah Pisang ambon



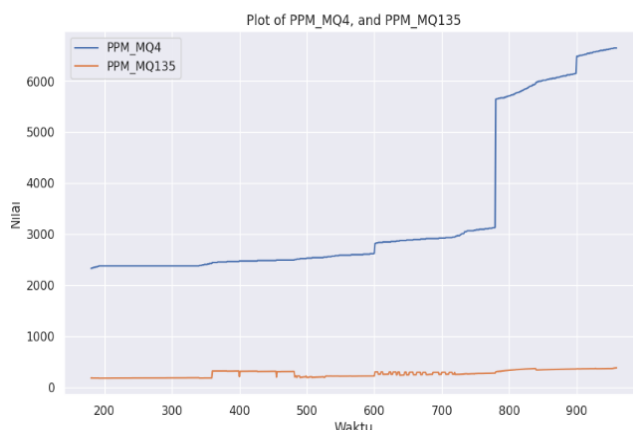
Gambar 5. Grafik Konversi Nilai ADC Terukur Menjadi Ppm Pisang ambon

Grafik pertama pada Gambar 4, menunjukkan dataset awal dari sensor MQ4 dan MQ135 pada buah pisang Ambon, di mana nilai data MQ135 cenderung fluktuatif dengan variabilitas tinggi, sedangkan nilai MQ4 menunjukkan tren yang lebih stabil dengan peningkatan gradual seiring waktu. Grafik kedua pada Gambar 5 yang merupakan hasil konversi

nilai ADC menjadi PPM (*part per million*), memperlihatkan pola serupa, dengan PPM dari MQ135 tetap fluktuatif sementara MQ4 menunjukkan tren yang lebih teratur dan meningkat. Hal ini mengindikasikan bahwa MQ4 lebih stabil dalam mendeteksi konsentrasi gas tertentu, sementara MQ135 memberikan data yang lebih detail namun kurang stabil. Kombinasi kedua sensor ini memberikan gambaran yang saling melengkapi tentang dinamika gas yang dihasilkan oleh buah pisang ambon selama pengamatan.



Gambar 6. Grafik Dataset Awal Buah Pisang kepok



Gambar 7. Grafik Konversi Nilai ADC Terukur Menjadi Ppm Pisang kepok

Dua grafik tersebut menunjukkan perubahan nilai ADC dan konsentrasi gas (ppm) yang terdeteksi oleh sensor MQ4 dan MQ135 pada buah pisang kepok seiring waktu. Grafik pertama pada Gambar 6 menunjukkan nilai ADC dari kedua sensor, di mana sensor MQ4 menunjukkan peningkatan tajam pada waktu tertentu, sementara MQ135 cenderung lebih stabil dengan beberapa fluktuasi. Grafik kedua pada Gambar 7 menggambarkan konversi nilai ADC tersebut menjadi konsentrasi gas dalam ppm, dengan pola serupa di mana MQ4 menunjukkan kenaikan signifikan pada konsentrasi gas dibandingkan dengan MQ135. Perbedaan ini mencerminkan sensitivitas kedua sensor terhadap jenis gas tertentu yang dilepaskan oleh buah pisang kepok selama proses pematangan atau pembusukan, sehingga data ini dapat digunakan untuk menganalisis dinamika perubahan kualitas buah.

E. Pengembangan Sistem

Mengembangkan sistem pembelajaran mesin untuk mengklasifikasikan kategori data sensor MQ4 dan MQ135 berdasarkan data yang dihasilkan dari buah pisang ambon dan kepok (Shirmard et al., 2022). Data kategori untuk kedua sensor dikonversi menjadi format numerik menggunakan *LabelEncoder*, dan fitur berupa nilai sensor digunakan bersama label kategori sebagai input model. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji, serta dinormalisasi menggunakan *StandardScaler* untuk memastikan keseragaman skala data. Tujuan sistem ini adalah untuk memprediksi kategori tertentu, seperti tingkat gas atau status kualitas buah, yang dapat digunakan untuk memantau kondisi buah secara otomatis dan mendukung pengambilan keputusan, seperti menentukan waktu optimal untuk konsumsi atau penjualan buah.

F. Pembelajaran Mesin Ensemble

Metode *ensemble learning* diterapkan dalam penelitian ini untuk meningkatkan akurasi dan keandalan sistem dalam mendeteksi kerusakan buah pisang berdasarkan pola gas yang dilepaskan selama proses pematangan hingga pembusukan (Hidayat et al., 2024). Pendekatan *ensemble* ini menggabungkan prediksi dari beberapa algoritma klasifikasi, yaitu Regresi Linier, Regresi Logistik, Decision Tree, Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Random Forest.

Data yang digunakan dalam proses pembelajaran berasal dari sensor gas MQ4 dan MQ135, yang mencakup nilai ADC serta konsentrasi gas dalam bentuk ppm. Data ini dibagi menjadi training set dan testing set dengan proporsi 80:20, sebagaimana diatur dalam parameter `test_size=0.2` pada fungsi `train_test_split` dalam implementasi kode. Dengan demikian, 80% data digunakan untuk melatih model, sedangkan 20% sisanya digunakan untuk menguji performa model.

Setelah pembagian data, fitur yang digunakan dinormalisasi menggunakan *StandardScaler* untuk memastikan semua variabel berada dalam skala yang seragam, sehingga mencegah bias dalam proses pembelajaran. Teknik *ensemble* yang digunakan adalah *voting ensemble*, yang mencakup dua pendekatan: *hard voting* dan *soft voting*. Pada *hard voting*, keputusan akhir ditentukan berdasarkan mayoritas prediksi dari model individu, sementara *soft voting* menghitung rata-rata probabilitas dari prediksi model untuk menentukan hasil akhir. Sementara kinerja sistem akan dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan nilai *f1-score*. Pendekatan ini diharapkan mampu mengenali pola gas yang dilepaskan oleh buah pisang dengan lebih akurat, sehingga memberikan hasil yang lebih andal dalam mendeteksi kerusakan buah.

G. Pengujian Sistem

Evaluasi performa sistem dilakukan untuk mengukur keakuratan dan keandalan model dalam mendeteksi kerusakan pada buah pisang. Untuk evaluasi ini, digunakan metrik performa seperti akurasi (Acc), presisi (Pr), *recall* (Rec), dan *f1-score* (Wu, & Chang, 2024). Akurasi mengukur persentase

dari semua prediksi (baik positif maupun negatif) yang benar dibandingkan dengan jumlah total sampel. Akurasi menunjukkan keseluruhan performa model menggunakan persamaan rumus (3) berikut:

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

Presisi mengukur kemampuan model untuk menghindari kesalahan positif dengan menghitung proporsi prediksi positif (*true positive*) terhadap semua sampel yang diprediksi sebagai positif (*true positive* + *false positive*). Presisi relevan saat salah mendeteksi positif memiliki konsekuensi besar yang menggunakan persamaan rumus (4) berikut:

$$Pr = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Recall atau sensitivitas mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua sampel yang benar-benar positif (*true positive*). *Recall* penting jika mendeteksi positif dengan benar lebih signifikan daripada menghindari kesalahan positif yang menggunakan persamaan rumus (5) berikut:

$$Rec = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

F1-Score adalah rata-rata harmonis antara presisi dan *recall*, yang memberikan keseimbangan antara keduanya. *F1-Score* sangat berguna jika ada ketidakseimbangan antara jumlah kelas positif dan negatif dalam dataset yang menggunakan persamaan rumus (6) berikut:

$$F1 - Score = \frac{Pr \times Rec}{Pr + Rec} \quad (6)$$

dimana:

- TP (*True Positive*): Jumlah sampel positif yang terdeteksi dengan benar.
- TN (*True Negative*): Jumlah sampel negatif yang terdeteksi dengan benar.
- FP (*False Positive*): Jumlah sampel negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.
- FN (*False Negative*): Jumlah sampel positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengujian Sistem

Hasil pengujian sistem identifikasi kerusakan buah pisang ambon dan kepok menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin yang digunakan memiliki performa yang sangat baik berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

TABEL X. HASIL PEMODELAN METRIK PISANG AMBON

Model	Pisang ambon			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Logistic Regression	MQ4 : 0.998,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,

	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
Decision Tree	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
Support Vector Machine	MQ4: 0.997,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
Gaussian Naïve Bayes	MQ4: 0.989,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,
	MQ135: 0.996	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
K-Nearest Neighbor	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 0.998	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
Random Forest	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00

Berdasarkan Tabel X, model Decision Tree dan Random Forest menunjukkan performa terbaik dengan semua metrik mencapai nilai sempurna (1,00) untuk sensor MQ4 dan MQ135, menunjukkan konsistensi dan keunggulan dalam mendeteksi kerusakan buah pisang. K-Nearest Neighbor (KNN) juga memberikan hasil yang sangat baik dengan akurasi 1,00 untuk MQ4 dan 0,998 untuk MQ135, yang hampir setara dengan performa Logistic Regression yang memiliki akurasi 0,998 untuk MQ4 dan 1,00 untuk MQ135, serta nilai presisi, recall, dan F1-score yang sempurna. Support Vector Machine (SVM) memberikan hasil yang serupa, dengan akurasi 0,997 untuk MQ4 dan 1,00 untuk MQ135, serta nilai presisi, recall, dan F1-score yang sempurna. Sementara itu, Gaussian Naïve Bayes menunjukkan performa yang baik dengan akurasi 0,989 untuk MQ4 dan 0,996 untuk MQ135, serta nilai presisi, recall, dan F1-score berkisar antara 0,99 hingga 1,00. Secara keseluruhan, model Decision Tree dan Random Forest terbukti paling unggul dan konsisten dalam mendeteksi kerusakan buah pisang, sementara KNN, Logistic Regression, dan SVM memberikan hasil yang sangat baik dengan sedikit perbedaan performa, menjadikan sistem ini andal untuk mendeteksi kerusakan buah dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi.

TABEL XI. HASIL PEMODELAN METRIK PISANG KEPOK

Model	Pisang kepok			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Logistic Regression	MQ4 : 0.987,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,
	MQ135: 0.974	MQ135: 0.98	MQ135: 0.97	MQ135: 0.97
Decision Tree	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
Support Vector Machine	MQ4: 0.987,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00

	0.968	0.97	0.97	0.97
Gaussian	MQ4: 0.993,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,	MQ4: 0.99,
Naïve Bayes	MQ135: 0.967	MQ135: 0.97	MQ135: 0.96	MQ135: 0.97
K-Nearest Neighbor	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00
Random Forest	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,	MQ4: 1.00,
	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00	MQ135: 1.00

Berdasarkan Tabel XI, model K-Nearest Neighbor (KNN) dan Random Forest memberikan performa terbaik dengan semua metrik mencapai nilai sempurna (1,00) untuk sensor MQ4 dan MQ135, menunjukkan kemampuan luar biasa dalam mendeteksi kerusakan buah pisang. Model Decision Tree juga menunjukkan hasil yang optimal dengan akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang semuanya sempurna (1,00). Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM) memberikan hasil yang sangat baik tetapi sedikit lebih rendah dibandingkan model lainnya, dengan akurasi masing-masing sebesar 0,987 untuk MQ4 dan 0,974 (Logistic Regression) serta 0,968 (SVM) untuk MQ135, sementara nilai presisi, recall, dan F1-score berada pada rentang 0,97 hingga 0,99. Gaussian Naïve Bayes menunjukkan performa yang cukup baik, dengan akurasi 0,993 untuk MQ4 dan 0,967 untuk MQ135, sementara nilai presisi, recall, dan F1-score berkisar antara 0,96 hingga 0,99. Secara keseluruhan, model KNN, Random Forest, dan Decision Tree terbukti unggul dan konsisten dalam mendeteksi kerusakan buah pisang, sedangkan model lainnya tetap menunjukkan performa yang sangat baik dengan sedikit perbedaan dalam tingkat keakuratannya. Hasil ini mengindikasikan bahwa sistem dapat diandalkan untuk mendeteksi kerusakan buah pisang kepok dengan tingkat akurasi dan keandalan yang tinggi.

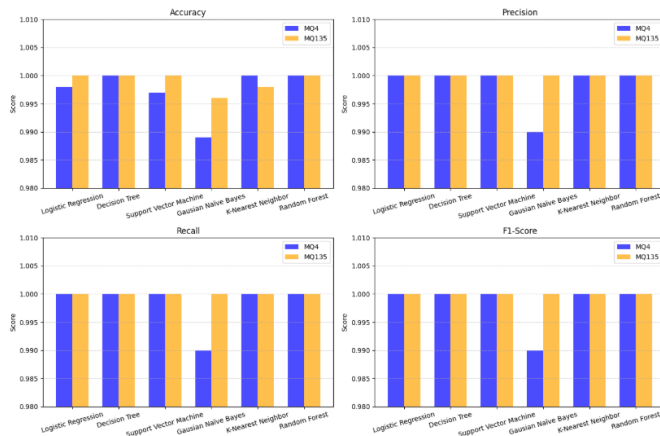
TABEL XII. HASIL PEMODELAN METRIK LANJUTAN PISANG AMBON

Model	Pisang ambon	
	Mean Squared Error	R-Squared(R^2)
Linear Regression	MQ4: 5.6227 x 10^{-29}	MQ4: 1.0
	MQ135: 5.0286 x 10^{-27}	MQ135: 1.0

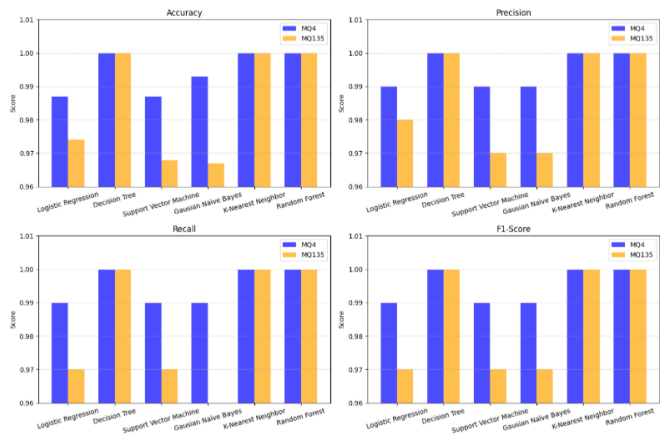
TABEL XIII. HASIL PEMODELAN METRIK LANJUTAN PISANG KEPOK

Model	Pisang kepok	
	Mean Squared Error	R-Squared(R^2)
Linear Regression	MQ4: 2.1422 x 10^{-26}	MQ4: 1.0
	MQ135: 1.6052 x 10^{-28}	MQ135: 1.0

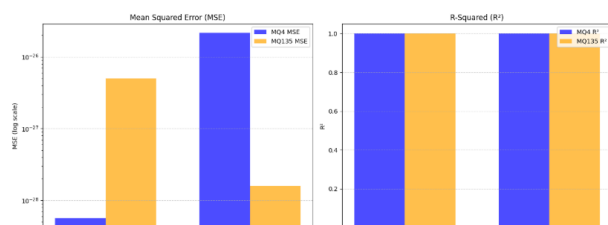
Hasil pengujian menggunakan model Linear Regression pada Tabel XII dan XIII, menunjukkan performa yang sangat tinggi dalam mendeteksi kerusakan buah pisang ambon dan kepok berdasarkan data sensor gas. Hasil diatas menunjukkan bahwa model mampu memprediksi data dengan akurasi sempurna, tanpa deviasi signifikan antara data aktual dan prediksi, sehingga dapat diandalkan untuk mendeteksi kerusakan buah secara akurat berdasarkan pola gas yang dilepaskan.



Gambar 8. Grafik Hasil Pengujian Sistem Identifikasi Kerusakan Buah Pisang ambon



Gambar 9. Grafik Hasil Pengujian Sistem Identifikasi Kerusakan Buah Pisang kepok



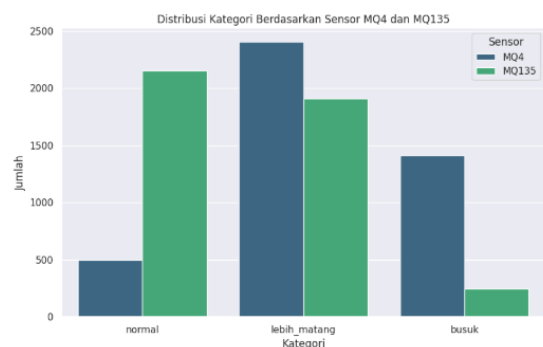
Gambar 10. Grafik Hasil Pengujian Sistem lanjutan Identifikasi Kerusakan Buah Pisang ambon dan kepok

B. Analisis dan Pembahasan

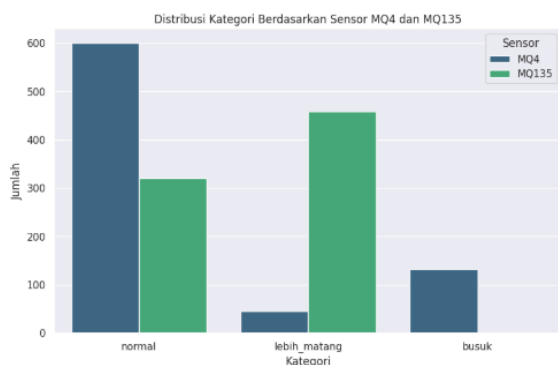
Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa untuk pisang ambon, model Decision Tree dan Random Forest memberikan performa terbaik dengan semua metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score, mencapai nilai sempurna (1,00) pada sensor MQ4 dan MQ135. Model K-Nearest Neighbor (KNN) juga menunjukkan hasil yang sangat baik dengan performa mendekati sempurna, diikuti oleh Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM), yang mencatat akurasi hingga 0,998, menandakan model ini mampu mendeteksi kondisi buah dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Model Gaussian Naïve Bayes juga memberikan performa yang baik dengan akurasi mencapai 0,996, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan model lainnya.

Pada pisang kepok, model KNN, Random Forest, dan Decision Tree kembali memberikan hasil terbaik dengan semua metrik evaluasi mencapai nilai sempurna (1,00) pada kedua sensor. Sementara itu, Logistic Regression, SVM, dan Gaussian Naïve Bayes tetap menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi berkisar antara 0,967 hingga 0,993. Hasil pengujian menggunakan Linear Regression untuk kedua jenis pisang menunjukkan akurasi sempurna tanpa deviasi signifikan, yang mengindikasikan kemampuan model dalam memprediksi pola gas yang dilepaskan oleh buah secara presisi.

Secara keseluruhan, sistem berbasis metode ensemble learning ini sangat andal dan efektif dalam mendeteksi kerusakan buah pisang, baik jenis ambon maupun kepok. Integrasi berbagai model memungkinkan sistem untuk memanfaatkan kekuatan dari masing-masing algoritma, dengan Decision Tree, Random Forest, dan KNN terbukti menjadi model yang paling unggul. Pada sensitivitas sensor MQ4 dan MQ135 yang saling melengkapi dalam mendeteksi pola gas pada berbagai tahap kondisi buah, sistem ini dapat memberikan hasil yang komprehensif dan akurat untuk mendukung pengelolaan kualitas buah.



Gambar 11. Grafik Distribusi Klasifikasi untuk Identifikasi Kerusakan Buah Pisang ambon



Gambar 12. Grafik Distribusi Klasifikasi untuk Identifikasi Kerusakan Buah Pisang kepek

Berdasarkan grafik pada Gambar 11 dan 12, serta hasil pengujian sistem identifikasi kerusakan buah pisang ambon dan kepek, terlihat bahwa performa kedua sensor menunjukkan perbedaan yang signifikan tergantung pada kategori kondisi buah dan model pembelajaran mesin yang digunakan. Untuk kategori "normal," sensor MQ4 menghasilkan jumlah data yang lebih tinggi dibandingkan MQ135, terutama pada pisang kepek, yang menunjukkan sensitivitas MQ4 dalam mendeteksi gas yang dilepaskan oleh buah dalam kondisi normal. Sebaliknya, pada kategori "lebih matang," sensor MQ135 menghasilkan jumlah data yang lebih besar pada kedua jenis pisang, yang menunjukkan keunggulan MQ135 dalam mendeteksi gas selama proses pematangan. Pada kategori "busuk," sensor MQ4 kembali menunjukkan jumlah data yang lebih tinggi dibandingkan MQ135 untuk pisang ambon dan kepek, meskipun jumlah datanya lebih kecil dibandingkan kategori lainnya, yang mengindikasikan bahwa MQ4 lebih responsif terhadap gas yang dilepaskan pada kondisi ini.

Selain itu, hasil pengujian dengan model pembelajaran mesin memperkuat pola ini, di mana performa sensor sangat bergantung pada model yang digunakan. Untuk pisang ambon, sensor MQ135 sedikit lebih unggul pada beberapa model, seperti Logistic Regression dengan akurasi 1,00 dibandingkan 0,998 pada MQ4, serta Gaussian Naïve Bayes dengan presisi, recall, dan F1-score sempurna untuk MQ135 dibandingkan MQ4 yang memiliki nilai sedikit lebih rendah. Sebaliknya, untuk pisang kepek, sensor MQ4 menunjukkan performa lebih baik pada model seperti Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM), dengan akurasi MQ4 mencapai 0,987 dibandingkan 0,974 dan 0,968 pada MQ135. Model Decision Tree, Random Forest, dan K-Nearest Neighbor menunjukkan hasil sempurna (1,00) untuk kedua sensor di semua metrik evaluasi, menunjukkan bahwa keduanya sama-sama efektif dalam mendeteksi kerusakan pada kondisi tertentu.

Secara keseluruhan, tidak ada sensor yang secara konsisten lebih unggul di semua model dan kategori kondisi buah. Keunggulan MQ4 dan MQ135 bervariasi tergantung pada kategori dan model yang digunakan. MQ4 lebih unggul dalam mendeteksi gas pada kategori "normal" dan "busuk," sementara MQ135 lebih sensitif pada kategori "lebih matang." Integrasi data dari kedua sensor dapat memberikan hasil yang lebih andal dan komprehensif karena masing-masing memiliki sensitivitas

terhadap pola gas yang berbeda, sehingga dapat saling melengkapi dalam mendeteksi kerusakan buah secara akurat.

IV. PENUTUP

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi kerusakan pada buah pisang berbasis Ensemble Learning dengan memanfaatkan data dari sensor gas MQ4 dan MQ135. Sistem ini memanfaatkan berbagai model klasifikasi, termasuk Decision Tree, Random Forest, KNN, Logistic Regression, SVM, Gaussian Naïve Bayes, dan Linear Regression, untuk mengidentifikasi pola gas yang dilepaskan oleh pisang ambon dan kepek selama proses pematangan hingga pembusukan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Decision Tree, Random Forest, dan KNN memberikan performa terbaik dengan metrik evaluasi yang mencapai nilai sempurna (1,00), sementara Logistic Regression, SVM, dan Gaussian Naïve Bayes tetap menunjukkan hasil sangat baik dengan akurasi mendekati sempurna. Analisis terhadap sensitivitas sensor menunjukkan bahwa MQ4 lebih responsif pada kondisi "normal" dan "busuk," sedangkan MQ135 unggul pada kondisi "lebih matang," sehingga integrasi data dari kedua sensor menghasilkan sistem yang lebih andal dan komprehensif. Dataset gas yang dihasilkan selama penelitian ini menjadi referensi penting bagi pengembangan lebih lanjut dalam teknologi pengolahan data gas pada buah klimaterik. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan berkontribusi pada inovasi deteksi kerusakan buah untuk mendukung teknologi pascapanen dan ketahanan pangan nasional, khususnya dalam pengelolaan kualitas buah pisang sepanjang rantai pasok.

REFERENSI

- Aida, N., Wunta, K., Anton, T., Tridawati, Y., Hikrawati, & Hajeni. (2023). Pengolahan Buah Pisang Menjadi Nugget Pisang Oatmeal yang Bernilai Jual. *Jurnal Inovasi Pengabdian Masyarakat*, 1(1), 39–46. <https://doi.org/10.58227/intisari.v1i1.37>
- Anwar, H., & Anwar, T. (2024). Application of electronic nose and machine learning in determining fruits quality: A review. *Journal of Animal & Plant Sciences*, 34(2), 283–290. <https://doi.org/10.36899/JAPS.2024.2.0716>
- Arifki, H. H., & Barliana, M. I. (2018). Karakteristik pisang dan manfaat tumbuhan pisang di Indonesia. *Farmaka*, 16(3).
- Badan Pusat Statistik. (2023). Produksi Tanaman Buah-buahan, 2022 dan 2023.
- Firdaus, A., Midyanti, D. M., & Nirmala, I. (2023). Implementasi Logika Fuzzy dalam Menentukan Lama Waktu Penyimpanan Pisang Cavendish Berdasarkan Suhu dan Kadar Gas Etilen Berbasis Arduino. *Coding: Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 11(02), 280–290.
- Hamidah, K., & Voutama, A. (2023). Analisis Faktor Tingkat Kebahagiaan Negara Menggunakan Data World Happiness Report dengan Metode Regresi Linier. *Explore IT: Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Teknik Informatika*, 15(1), 1-7.
- Hidayat, S., Achmadi, T. A., Ardhiansyah, H., Hidayat, H., Febriyanto, R., Abdulloh, A., & Ermawati, I. (2024). Optimalisasi Model Ensemble Learning dengan

- Augmentasi dan SMOTE pada Sistem Pendeteksi Kualitas Buah. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 6(1), 27-36.
- Huda, F., & Putra, M. P. K. (2023). Klasifikasi Jenis Buah Pisang Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Journal of Artificial Intelligence and Technology Information (JAITI)*, 1(3), 100-105. DOI: <https://doi.org/10.58602/jaiti.v1i3.61>
- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: A review. *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 8, pp. 1–29.
- Lisawengeng, Y., Wenur, F., & Longdong, I. A. (2019). Pengaruh pengemasan terhadap mutu buah pisang kepok (*Musa paradisiaca* L.) pada pengangkutan dari Pulau Biaro ke Manado. *Cocos*, 11(4). <https://doi.org/10.35791/cocos.v4i4.29966>.
- Murad, Sukmawaty, Ansar, Sabani, R., & Hidayat, S. (2022). Sistem Pendeteksi Kerusakan Buah Mangga Menggunakan Sensor Gas Dengan Metode DCS - LCA. *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 3(4), 186–194.
- Nofita, S. G. P., Syafitri, S., Tutik, & Amalia, P. (2024). Analisis kandungan vitamin C dan antioksidan dalam sediaan masker gel peel-off ekstrak kulit pisang ambon dan pisang kepok. *Jurnal Mandala Pharmacon Indonesia (JMPI)*, 10(2), 589–600. <https://doi.org/10.35311/jmpi.v10i2.630>
- Pranav, S. B. N., Kumar, T. K., Prakash, J. H., Sharan, S., & Ganesan, M. (2021). Freshness Estimator for Fruits and Vegetables Using MQ Sensors. In *2021 International Conference on Advances in Computing and Communications (ICACC)* (pp. 1-6). IEEE.
- Putra, I. N. G. O., Apriadi, I. G. N., & Gunadnya, I. B. P. (2024). Analisis Peramalan Produksi Panen Pisang Cavendish Menggunakan Exponential Smoothing ke Product Sunpride dan Bali Fresh di PT. Nusantara Segar Abadi Bali. *Jurnal BETA (Biosistem dan Teknik Pertanian)*, 12(1). Retrieved from <http://ojs.unud.ac.id/index.php/beta>.
- Seliya, N., Zadeh, A. A., & Khoshgoftaar, T. M. (2021). A literature review on one-class classification and its potential applications in big data. *Journal of Big Data*, 8(1), 122. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00514-x>
- Shirmard, H., Farahbakhsh, E., Müller, R. D., & Chandra, R. (2022). A review of machine learning in processing remote sensing data for mineral exploration. *Remote Sensing of Environment*, 268, 112750.
- Wu, Y. C., & Chang, Y. L. (2024). Ransomware detection on linux using machine learning with random forest algorithm. *Authorea Preprints*.
- Yu, J., Wang, M., Li, Z., Tchienbou-Magaia, F., Wani, A. A., Zhu, P., Fadji, T., & Liu, Y. (2024). Preserving freshness: Innovations for fresh-eating fruit distribution and damage prevention – A review. *Food Packaging and Shelf Life*, 44, 101323. <https://doi.org/10.1016/j.fpsl.2024.101323>