

**KLASIFIKASI BAU DALAM KULKAS MENGGUNAKAN
SENSOR SGP-30 DAN ALGORITMA RANDOM FOREST
CLASSIFIER**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

Amira Muhammad Salim Banem

2109020201



UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU
KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS
MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

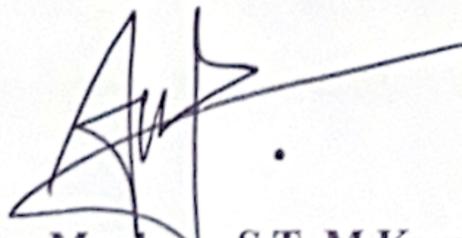
MEDAN

2025

LEMBAR PENGESAHAN

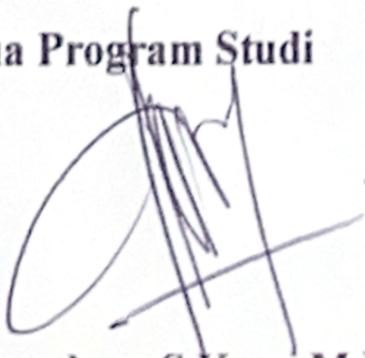
Judul Skripsi : Klasifikasi Bau Dalam Kulkas Menggunakan Sensor Sgp-30 Dan Algoritma Random Forest Classifier
Nama Mahasiswa : Amira Muhammad Salim Banem
NPM : 2109020201
Program Studi : Teknologi informasi

Menyetujui
Komisi Pembimbing



Halim Maulana, S.T.,M.Kom.
NIDN. 0121119102

Ketua Program Studi



Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom.
NIDN. 0117019301

Dekan



Dr. Al-Kho'varizmi, S.Kom., M.Kom.
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

KLASIFIKASI BAU DALAM KULKAS MENGGUNAKAN SENSOR SGP-30 DAN ALGORITMA RANDOM FOREST CLASSIFIER

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 22 Juni 2025

Yang membuat pernyataan



Amira Muhammad Salim Banem

NPM. 2109020201

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Amira Muhammad Salim Banem
NPM : 210920201
Program Studi : teknologi informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

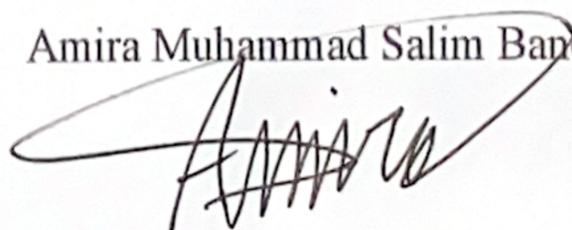
KLASIFIKASI BAU DALAM KULKAS MENGGUNAKAN SENSOR SGP-30 DAN ALGORITMA RANDOM FOREST CLASSIFIER

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 20 Juni 2025

Yang membuat pernyataan
Amira Muhammad Salim Banem



NPM. 2109020201

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Amira Muhammad Salim Banem
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 10 Maret 2002
Alamat Rumah : Jl.Bilal Ujung
Telepon/Faks/HP : 083165383328
E-mail : meeramodz9@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -
Alamat Kantor : -

DATA PENDIDIKAN

SD : kThe 87th elementary School TAMAT: 2014
SMP : kThe 219th Intermediate School TAMAT: 2017
SMA : Pendidikan Kesetaraan program Paket C TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Alhamdulillah, segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, karunia, serta ilmu-Nya yang tiada henti, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul “Klasifikasi Bau dalam Kulkas Menggunakan Sensor SGP-30 dan Algoritma Random Forest Classifier”. Penulisan ini merupakan salah satu syarat untuk meraih gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, beserta keluarga dan para sahabat beliau, yang syafaatnya selalu kita harapkan di akhirat kelak. Dalam proses penyusunan tugas akhir ini, penulis banyak menerima dukungan, arahan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan tugas akhir ini. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU dan selaku dosen penguji 2 penulis.

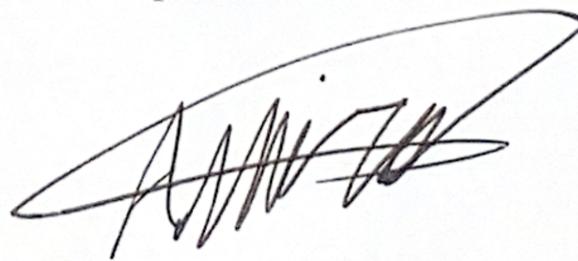
3. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom, M.Kom, Ketua Program Studi Teknologi Informasi
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi
5. Bapak Halim Maulana, S.T.,M.Kom. Selaku Wakil Dekan 1 Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi dan selaku dosen pembimbing skripsi yang telah menyediakan waktu, tenaga dan pikiran untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas ilmu dan pengetahuan yang telah diberikan.
6. Ayahanda Muhammad Serta Ibunda Salwa atas doa dan kasih sayangnya yang tulus dan tak terhingga kepada penulis.
7. Untuk umik 'Aida awab' jidah penulis yang selalu mendoakan dan selalu ada untuk mensupport penulis dan mendengar curhatan dan setressan penulis dalam perjalanan penulisan skripsi ini.
8. Abang, dan Adik saya yang telah memberikan motivasi dan perhatiannya.
9. Teman seperjuangan saya, Dwi Arfi Ananda yang namanya tidak hanya tertulis dilembar ini, tetapi juga dalam hati dan doa-doa saya.
10. Terima kasih juga saya sampaikan kepada sosok yang selama ini hadir layaknya prajurit tak terlihat di medan perjuangan, namun perannya begitu besar dalam memberi semangat dan support. untuk Hafila terima kasih selalu ada nemenin.
11. Semua Pihak yang terlibat baik langsung maupun tidak langsung dalam pengerjaan Skripsi ini yang tidak penulis sebutkan satu persatu diucapkan terima kasih.

12. Yang terahir Saya juga menyampaikan terima kasih kepada Amira Muhammad Salim Banem diri saya sendiri atas semangat, ketekunan, dan kesabaran yang terus dijaga selama proses penyusunan skripsi ini, meskipun tidak selalu mudah. Terima kasih telah bertahan, belajar dari setiap kesalahan, dan tidak menyerah sampai tahap akhir ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan untuk menyempurnakan penelitian ini. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang Internet of Things (IoT) dan sensor gas dalam penerapannya di kehidupan sehari-hari.

Semoga Allah SWT selalu melimpahkan berkah dan kemudahan bagi kita semua.

Medan, 20 Juni 2025
penulis



Amira Muhammad Salim Banem

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi bau dalam kulkas menggunakan sensor SGP-30 dan algoritma Random Forest Classifier. Sistem ini dirancang untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi bau makanan ke dalam tiga kategori, yaitu Segar, Sedang, dan Busuk, berdasarkan data sensor berupa nilai eCO₂, TVOC, suhu, dan kelembapan. Data yang diperoleh kemudian diproses menggunakan algoritma Random Forest Classifier yang mampu menghasilkan akurasi sebesar 97,78% dalam melakukan klasifikasi bau. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun dapat mengidentifikasi kondisi bau secara akurat dan efektif. Sistem ini berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut dengan memperluas variasi data dan mengeksplorasi algoritma klasifikasi lainnya guna meningkatkan performa sistem.

Kata kunci: klasifikasi bau, SGP-30, Random Forest Classifier, kulkas.

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
PENDAHULUAN	1
BAB I	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	6
1.4 Tujuan Penelitian	7
1.5 Manfaat Penelitian	7
BAB II	8
LANDASAN TEORI	8
2.1 Machine Learning (ML)	8
2.2 Algoritma Random Forest Classifier	9
2.3 Mikrokontroler ESP32	10
2.4 Sensor SGP30	11
2.5 Sensor DHT22	13
2.6 Flowchart	14
2.7 Penelitian Terdahulu	17
BAB III	20
METODOLOGI PENELITIAN	20
3.1 Flowchart Sistem Klasifikasi	20
3.2 Data Penelitian	21
3.3 Teknik Analisa Data Yang di Gunakan	22
3.4 Klasifikasi dengan Menggunakan Algoritma Random Forest	23

3.5	Jadwal Penelitian	23
	BAB IV	25
	HASIL DAN PEMBAHASAN	25
4.1	Gambaran Umum Sistem	25
4.2	Lingkungan Pengujian	26
4.3	Dataset yang Digunakan.....	27
4.4	Proses Pelatihan Model	28
4.5	Eksplorasi Data (EDA)	29
4.5.1	Deskripsi Data	30
4.5.2	Distribusi Label Kelas	31
4.5.3	Distribusi Fitur per Kelas.....	32
4.5.4	Visualisasi Rata-rata eCO2 terhadap Tanggal dan Objek	34
4.6	Klasifikasi data.....	35
4.7	Evaluasi model	37
	BAB V	41
	PENUTUP.....	41
5.1	Kesimpulan	41
5.2	Saran	41
	DAFTAR PUSTAKA	42

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Simbol Flowchart	15
Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu	17
Tabel 3.1 Jadwal Penelitian	23

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Random Forest Classifier	10
Gambar 2.2 Mikrokontroler ESP32	11
Gambar 2.3 Sensor SGP30	13
Gambar 2.4 Sensor DHT22	14
Gambar 3. 1 Flowchart Sistem Klasifikasi	20
Gambar 4. 1 Rancangan Alat.....	25
Gambar 4. 2 Data Awal Sensor.....	28
Gambar 4. 3 Deskripsi Data.....	30
Gambar 4. 4 Distribusi Label Kelas	31
Gambar 4. 5 Distribusi Fitur per Kelas	33
Gambar 4. 6 Visualisasi Rata-rata eCO2 terhadap Tanggal dan Objek	34
Gambar 4. 7 Prediksi Bau	36
Gambar 4. 8 Visualisasi Real-time	37
Gambar 4.9 Akurasi	38
Gambar 4.10 Precision, Recall, F1-Score.....	39
Gambar 4. 11 Confusion Matrix.....	40

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Machine learning atau pembelajaran mesin merupakan salah satu cabang penting dalam bidang kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI), yang memungkinkan komputer atau sistem untuk secara otomatis belajar dari data yang tersedia. Alih-alih hanya menjalankan instruksi yang telah diprogram secara eksplisit oleh manusia, machine learning dirancang untuk memungkinkan komputer mengenali pola, mempelajari struktur data, serta membuat keputusan atau prediksi berdasarkan hasil analisis terhadap data tersebut. Teknologi ini bekerja dengan membangun model matematis atau statistik dari kumpulan data, kemudian menggunakan model tersebut untuk menggeneralisasi atau mengantisipasi hasil pada data baru yang sebelumnya belum pernah dilihat. Artinya, dengan menggunakan machine learning, sistem dapat meningkatkan kemampuannya seiring waktu melalui proses pelatihan (training), tanpa perlu perintah yang secara langsung mendefinisikan setiap langkah atau logika keputusan. Kemampuan untuk menganalisis data secara otomatis ini menjadikan machine learning sangat efektif dalam berbagai aplikasi modern, seperti pengenalan suara, klasifikasi gambar, deteksi anomali, serta sistem rekomendasi. Dalam konteks penelitian ini, machine learning digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap jenis bau dalam kulkas berdasarkan data sensor yang dikumpulkan, sehingga sistem dapat menentukan apakah bau yang terdeteksi termasuk

kategori segar, sedang, atau busuk, tanpa intervensi manual dari pengguna.(Chyan et al., n.d.)

Kulkas merupakan salah satu perangkat elektronik yang hampir selalu ada di setiap rumah tangga. Fungsi utamanya adalah menjaga kesegaran bahan makanan dengan mengontrol suhu dan kelembapan udara di dalam ruang penyimpanan. Namun, permasalahan yang kerap muncul dan sering diabaikan adalah munculnya bau tidak sedap akibat akumulasi senyawa organik volatil (Volatile Organic Compounds, VOC) dari bahan makanan yang membusuk atau tidak tersimpan dengan baik. Masalah ini tidak hanya mengganggu kenyamanan pengguna, tetapi juga berpotensi membahayakan kesehatan jika tidak segera ditangani. Senyawa-senyawa berbahaya seperti amonia, hidrogen sulfida, dan metana seringkali merupakan hasil dekomposisi bahan organik yang mengindikasikan potensi adanya kontaminasi bakteri atau jamur.(Sensirion,Rüffer et al. 2018)

Menurut penelitian Macías-Quijas, keberadaan bau tidak sedap di lingkungan penyimpanan makanan dapat berfungsi sebagai indikator dini terhadap kualitas makanan. Dalam konteks ini, permasalahan bau dalam kulkas dapat menjadi lebih signifikan ketika pengguna tidak dapat secara langsung mengetahui sumber atau tingkat keparahan bau tersebut. Kondisi tertutup pada kulkas membuat deteksi manual menjadi tidak efisien, dan seringkali pengguna baru menyadari bau saat sudah terlalu terlambat. Selain itu, menurut Springer, banyak kasus pemborosan makanan disebabkan oleh tidak disadarinya kerusakan bahan makanan secara dini, yang akhirnya berdampak pada ekonomi rumah tangga dan isu keberlanjutan pangan

.(Palma et al., 2025)

Masalah ini semakin kompleks dengan meningkatnya kebutuhan akan pengelolaan makanan secara efisien, terutama di tengah gaya hidup modern. Oleh karena itu, dibutuhkan solusi yang mampu mendeteksi bau secara otomatis, akurat, dan real-time. Dalam hal ini, teknologi Internet of Things (IoT) menawarkan pendekatan yang sangat menjanjikan. Dengan memanfaatkan sensor gas pintar seperti SGP-30, sistem dapat secara langsung mengukur konsentrasi TVOC dan estimasi CO₂ sebagai indikator kualitas udara di dalam kulkas. Sensor ini berbasis metal-oxide dan telah banyak digunakan untuk aplikasi pemantauan kualitas udara dalam ruangan karena kepekaannya terhadap berbagai senyawa organik yang berhubungan dengan bau.(Budiman, Wibowo 2020)

Namun, sensor saja tidak cukup. Data yang dihasilkan oleh sensor gas sering kali bersifat kompleks dan memiliki pola non-linear, sehingga memerlukan teknik pengolahan lanjutan untuk mengubah data mentah menjadi informasi yang berguna. Dalam hal ini, algoritma pembelajaran mesin (machine learning) memainkan peran penting. Salah satu algoritma yang terbukti sangat efektif dalam klasifikasi data sensor adalah Random Forest Classifier. Algoritma ini bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan dan menggabungkan hasilnya untuk memperoleh klasifikasi akhir yang lebih akurat dan tahan terhadap overfitting.(Aira et al., 2024)(Anderson et al., 2024)

Random Forest sangat cocok untuk mengatasi tantangan dalam

klasifikasi bau karena mampu menangani banyak fitur input, serta memiliki toleransi terhadap noise pada data. Dalam studi yang dilakukan Maharani et al., Random Forest digunakan untuk klasifikasi kualitas udara berbasis IoT dan menunjukkan hasil akurasi tinggi dibandingkan algoritma lain seperti K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes. Sementara itu, Macías-Quijas juga menemukan bahwa Random Forest lebih unggul dalam mengklasifikasikan data sensor bau lingkungan dibandingkan metode klasifikasi tradisional .

Selain keunggulan teknisnya, alasan lain pemilihan Random Forest adalah kestabilan hasil klasifikasinya meskipun pada data pelatihan yang tidak seimbang atau fluktuatif. Hal ini sangat penting dalam konteks sensor bau, karena data yang dikumpulkan bisa sangat bervariasi tergantung jenis makanan, kondisi suhu, hingga umur penyimpanan. Keandalan ini membuat sistem klasifikasi berbasis Random Forest lebih adaptif terhadap berbagai kondisi lingkungan dalam kulkas. (Pratama, 2022) Gusti 2023)

Berdasarkan pendekatan ini, sistem klasifikasi bau dalam kulkas yang diusulkan terdiri dari tiga komponen utama: yang pertama Sensor SGP-30 sebagai perangkat akuisisi data bau, kedua Mikrokontroler ESP32 sebagai pemroses data dan penghubung ke jaringan IoT, serta Random Forest Classifier sebagai pengklasifikasi jenis bau berdasarkan dataset yang telah dilabeli sebelumnya. Sistem ini nantinya akan mampu mendeteksi bau-bau tertentu, seperti bau makanan basi, fermentasi, atau kimiawi, dan mengklasifikasinya menjadi 3 kategor bau yaitu bau segar, sedang, busuk .

Gambaran hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah terciptanya prototipe sistem IoT yang mampu melakukan klasifikasi bau secara otomatis dan real-time dengan tingkat akurasi yang tinggi. Sistem ini juga diharapkan dapat memberikan peringatan atau notifikasi kepada pengguna saat terdeteksi adanya bau tidak sedap, sehingga tindakan preventif dapat segera dilakukan. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya meningkatkan kenyamanan pengguna, tetapi juga membantu dalam mengurangi pemborosan makanan, menjaga kesehatan, dan mendukung praktik penyimpanan makanan yang lebih higienis dan efisien. (Kusuma, 2023)(Munandar, 2020)

Lebih jauh, sistem ini berpotensi diintegrasikan dengan teknologi smart home dan dikembangkan sebagai bagian dari sistem manajemen makanan cerdas yang lebih besar. Hal ini sejalan dengan tren industri 4.0 dan smart living, di mana teknologi digital digunakan untuk mengoptimalkan berbagai aspek kehidupan rumah tangga. Dengan pendekatan yang komprehensif dan berbasis teknologi mutakhir, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pemecahan masalah sehari-hari yang selama ini kerap diabaikan.

1.2 Rumusan Masalah

Penelitian ini bertujuan untuk merumuskan dan mengimplementasikan sistem klasifikasi bau dalam kulkas yang mampu mendeteksi, mengidentifikasi, dan mengklasifikasikan jenis bau secara otomatis dan real-

time dengan memanfaatkan sensor gas SGP-30 dan algoritma Random Forest Classifier. Sistem ini diharapkan dapat meningkatkan efektivitas pemantauan kualitas udara di dalam kulkas dengan memberikan informasi yang akurat mengenai kondisi bau, sehingga mendukung pengelolaan bahan makanan yang lebih baik dan menjaga kesegaran makanan dalam kulkas.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya difokuskan pada deteksi dan klasifikasi bau di dalam kulkas menggunakan sensor gas SGP-30, yang mampu mengukur total volatile organic compounds (TVOC) dan estimasi CO₂ (eCO₂).
2. Fokus penelitian pada kulkas rumah tangga, bukan skala industri atau restoran.
3. Sistem IoT hanya berfungsi pada bagian refrigerator (kompartemen pendingin) dengan suhu 1°C–9°C, dan tidak mencakup area freezer yang memiliki suhu sangat rendah.
4. Jenis bau yang diklasifikasikan terbatas pada tiga kategori, yaitu: segar, sedang, dan busuk, sesuai dengan kondisi umum pembusukan bahan pangan di dalam kulkas.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang dan membangun sistem klasifikasi bau dalam kulkas menggunakan sensor gas SGP-30 untuk mendeteksi dan mengidentifikasi jenis bau.
2. Mengumpulkan dan mengolah data gas (TVOC dan eCO₂) yang dihasilkan dari proses pembusukan makanan di dalam kulkas.
3. Menerapkan algoritma Random Forest Classifier untuk mengklasifikasikan bau kulkas secara otomatis dan real-time.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun penelitian ini dilakukan untuk memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menggunakan algoritma machine learning untuk mendeteksi bau secara real time dalam kulkas sebagai upaya menjaga kualitas dan kesegaran makanan.
2. Menerapkan teknologi sensor gas dan algoritma machine learning sebagai solusi dalam klasifikasi bau kulkas.
3. Mengklasifikasikan jenis bau dalam kulkas (segar, sedang, busuk) secara otomatis menggunakan sensor SGP-30 dan algoritma Random Forest Classifier.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Machine Learning (ML)

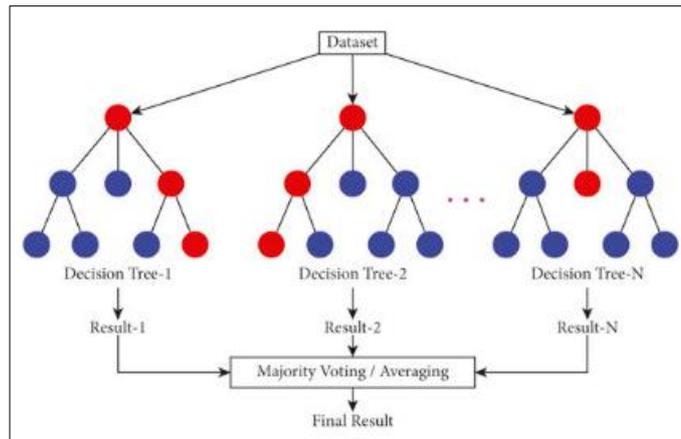
Machine Learning (ML) atau dalam bahasa Indonesia disebut pembelajaran mesin, merupakan salah satu pendekatan utama dalam bidang Artificial Intelligence (AI) yang dirancang untuk meniru atau menggantikan perilaku manusia dalam menyelesaikan suatu masalah secara otomatis. Sejalan dengan namanya, machine learning bekerja dengan meniru cara manusia belajar dari pengalaman dan kemudian menggunakan pengetahuan tersebut untuk membuat keputusan atau menyelesaikan tugas yang serupa di masa depan. Konsep dasar dari machine learning terletak pada kemampuan sistem untuk belajar dari data yang diberikan tanpa harus diprogram secara eksplisit untuk setiap tugas tertentu. Proses ini dikenal sebagai training atau pelatihan, di mana sistem dipaparkan pada sejumlah besar data yang disebut data training untuk mengidentifikasi pola, hubungan, dan struktur dalam data tersebut. Secara umum, ada dua penerapan utama dalam machine learning, yaitu klasifikasi dan prediksi (regresi). Klasifikasi digunakan ketika sistem ditugaskan untuk mengelompokkan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan ciri-ciri atau fitur yang dimilikinya, layaknya manusia yang mengenali dan membedakan objek berdasarkan pengamatan. Contohnya, dalam penelitian ini, sistem ML digunakan untuk mengklasifikasikan jenis bau dalam kulkas menjadi segar, asam, atau busuk. Sementara itu, prediksi digunakan untuk memperkirakan nilai keluaran dari suatu data input

berdasarkan pola yang telah dipelajari selama proses pelatihan. Beberapa metode machine learning yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi antara lain adalah Decision Tree atau sistem pengambil keputusan, Support Vector Machine (SVM) yang unggul dalam klasifikasi data kompleks, dan Neural Network, yang mengadopsi cara kerja jaringan saraf manusia untuk menyelesaikan permasalahan pembelajaran yang lebih kompleks dan non-linear.(Ahmad Hania, 2017)

2.2 Algoritma Random Forest Classifier

Random Forest Classifier adalah sebuah metode klasifikasi yang terdiri dari sekumpulan pohon keputusan (decision trees) yang dibangun secara independen satu sama lain. Setiap pohon keputusan tersebut dilatih menggunakan data latih yang berbeda-beda serta fitur-fitur acak yang tidak saling bergantung, sehingga setiap pohon memiliki karakteristik dan perspektif yang unik dalam memproses data. Hasil dari setiap pohon keputusan ini kemudian digabungkan melalui mekanisme voting, di mana kelas akhir atau prediksi ditentukan berdasarkan mayoritas suara dari seluruh pohon yang ada dalam hutan (forest) tersebut. Proses pembuatan pohon keputusan dimulai dengan menentukan node akar (root node) yang menjadi titik awal pengambilan keputusan, dan kemudian berjalan melalui cabang-cabang hingga mencapai node daun (leaf nodes) yang berisi keputusan akhir atau hasil klasifikasi. Metode ini sangat efektif dalam mendeteksi pola seperti sarkasme, karena kemampuan Random Forest dalam menangani fitur yang bervariasi dan memanfaatkan keragaman pohon untuk meningkatkan

akurasi dan ketahanan model terhadap kesalahan data. Sebagai gambaran, pohon keputusan diilustrasikan sebagai struktur bercabang yang berawal dari satu titik pusat dan berujung pada beberapa titik hasil yang mewakili keputusan akhir dari proses klasifikasi.(Adriansyah et al., 2022)



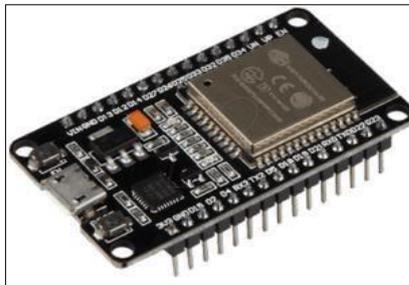
Gambar 2. 1 Random Forest Classifier

(Sumber : Trivusi n.d. 2022)

2.3 Mikrokontroler ESP32

ESP32 merupakan sebuah mikrokontroler berbasis System on Chip (SoC) yang telah terintegrasi dengan konektivitas Wi-Fi standar 802.11 b/g/n serta Bluetooth versi 4.2, dan dilengkapi pula dengan berbagai fitur penunjang lainnya. Di dalam chip ini sudah tertanam prosesor, memori penyimpanan, serta akses ke pin-pin GPIO (General Purpose Input Output), yang memungkinkan pengguna untuk menghubungkan beragam komponen eksternal secara langsung. ESP32 banyak digunakan sebagai alternatif dari papan pengembangan seperti Arduino, karena memiliki keunggulan dalam hal konektivitas nirkabel yang sudah tertanam secara langsung tanpa

memerlukan modul tambahan. Papan ini tersedia dalam dua varian utama, yaitu versi dengan 30 pin GPIO dan versi dengan 36 pin GPIO. Walaupun keduanya memiliki fungsi yang relatif serupa, versi 30 pin lebih umum digunakan karena menyediakan dua pin GND, yang membantu menciptakan koneksi yang lebih stabil saat merakit rangkaian. Setiap pin pada papan ESP32 telah dilabeli dengan jelas pada bagian permukaannya, sehingga memudahkan proses identifikasi dan penyusunan rangkaian oleh pengguna. Selain itu, papan ini juga telah dilengkapi dengan antarmuka USB to UART, yang memungkinkan proses pemrograman dilakukan secara langsung melalui Arduino IDE dengan menggunakan kabel microUSB sebagai sumber daya dan jalur pemrograman.(Wagyana, 2019)



Gambar 2.2 Mikrokontroler ESP32

(Sumber : Rahmat, 2019)

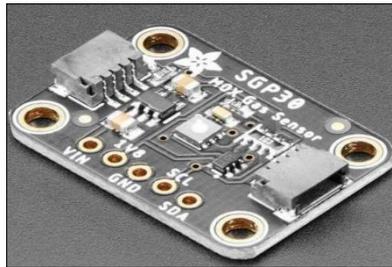
2.4 Sensor SGP30

SGP30 merupakan salah satu jenis sensor gas digital yang dirancang dan dikembangkan oleh perusahaan Sensirion, yang terkenal akan teknologi sensor berkinerja tinggi. Sensor ini secara khusus ditujukan untuk digunakan

dalam berbagai aplikasi yang berhubungan dengan pemantauan kualitas udara, seperti perangkat pembersih udara otomatis, sistem ventilasi pintar, serta alat-alat berbasis Internet of Things (IoT). SGP30 menggunakan protokol komunikasi I2C yang memungkinkan integrasi yang sederhana dan cepat dengan berbagai jenis mikrokontroler, termasuk yang populer di kalangan pengembang seperti ESP32 dan Arduino. Selain mudah dalam implementasinya, sensor ini juga sudah dikalibrasi sejak dari pabrik, sehingga pengguna tidak perlu lagi melakukan kalibrasi manual. Kemampuan adaptasi otomatis terhadap kondisi lingkungan sekitar menjadikan SGP30 ideal untuk aplikasi yang memerlukan data akurat dan real-time dalam memantau kualitas udara di dalam ruangan maupun luar ruangan.

Fungsi utama dari SGP30 adalah untuk mendeteksi dan mengukur dua parameter penting dalam kualitas udara, yaitu Total Volatile Organic Compounds (TVOC) dan equivalent carbon dioxide (eCO₂). TVOC merupakan kumpulan senyawa organik yang mudah menguap dan biasanya berasal dari bahan kimia rumah tangga, asap rokok, parfum, atau zat pelarut lainnya yang berpotensi membahayakan kesehatan jika terakumulasi dalam ruangan tertutup. Sedangkan eCO₂ bukanlah pengukuran langsung dari karbon dioksida, melainkan estimasi kadar CO₂ berdasarkan konsentrasi gas VOC yang terdeteksi—sehingga disebut "equivalent CO₂". Dalam kondisi normal, sensor ini dapat mengukur TVOC dalam rentang 0–60 ppm dan eCO₂ dalam kisaran 400–1000 ppm. Namun, dalam aplikasi khusus yang membutuhkan pemantauan intensif atau industri, jangkauan pengukuran

dapat diperluas hingga 60.000 ppb untuk TVOC dan 60.000 ppm untuk eCO₂. Sensor ini memiliki tingkat akurasi pengukuran sekitar $\pm 15\%$ dari nilai aktual, yang dianggap cukup baik untuk aplikasi komersial dan penelitian lingkungan. (Kusumah et al., 2018)



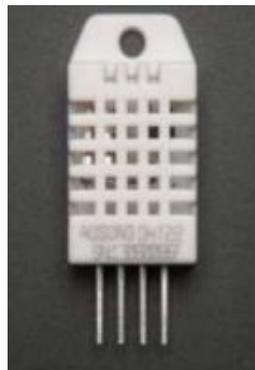
Gambar 2.3 Sensor SGP30

(Sumber : Al-Okby et al. 2022)

2.5 Sensor DHT22

Sensor DHT22, atau dikenal juga sebagai AM2302, merupakan sensor digital yang dirancang untuk mengukur dua parameter penting dalam lingkungan, yaitu suhu dan kelembaban udara (humidity). Sensor ini banyak digunakan dalam berbagai sistem pemantauan berbasis mikrokontroler seperti Arduino maupun ESP32 karena kemudahan integrasinya. DHT22 menghasilkan output berupa sinyal digital, sehingga tidak memerlukan konversi analog ke digital secara eksternal. Dengan dilengkapi mikroprosesor internal 8-bit, sensor ini secara otomatis melakukan proses konversi dan penghitungan, menjadikan pembacaan data lebih stabil dan akurat. Dibandingkan dengan pendahulunya, yaitu DHT11, sensor DHT22

memiliki keunggulan dari segi akurasi dan rentang pengukuran. Sensor ini mampu mendeteksi suhu dari -40°C hingga 80°C serta kelembaban dari 0% hingga 100% RH (Relative Humidity). Akurasi pengukuran yang lebih tinggi membuat DHT22 lebih andal digunakan pada aplikasi yang menuntut presisi tinggi. Selain itu, sensor ini mampu mentransmisikan data melalui kabel dengan panjang hingga 20 meter, sehingga sangat fleksibel untuk digunakan pada lingkungan yang membutuhkan pemasangan sensor jarak jauh. Kombinasi dari fitur-fitur tersebut menjadikan DHT22 sebagai pilihan ideal dalam implementasi sistem pemantauan lingkungan berbasis IoT. (Siswanto 2019)



Gambar 2.4 Sensor DHT22

(Sumber : Siswanto,2019)

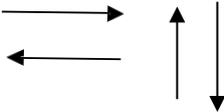
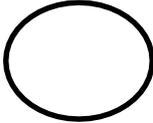
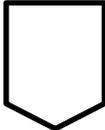
2.6 Flowchart

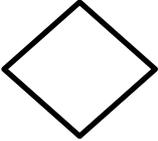
Flowchart atau diagram alir merupakan representasi grafis yang digunakan untuk menunjukkan alur atau tahapan proses dalam suatu sistem secara sistematis. Diagram ini sering dimanfaatkan oleh analis sistem

sebagai alat bantu untuk mendokumentasikan serta menjelaskan proses kerja sistem kepada programmer atau tim teknis lainnya. Dengan menggunakan simbol-simbol standar yang menggambarkan jenis proses tertentu dan dihubungkan oleh garis pengarah, flowchart mempermudah dalam memahami struktur sistem secara keseluruhan. Selain itu, flowchart juga berperan penting dalam proses identifikasi dan pemecahan masalah pada tahap perancangan maupun pengembangan sistem informasi. (Rosaly & Prasetyo, 2020)

Sumber :(Ilham,2017)

Tabel 2.1 Simbol Flowchart

Simbol	Nama	Fungsi
	Flow	Simbol yang digunakan untuk menggabungkan antara symbol yang satu dengan simbol lain
	On-page	Simbol untuk keluar-masuk atau penyambungan proses dalam lembar kerja yang sama
	Off-page	Simbol untuk keluar-masuk atau penyambungan proses dalam lembar kerja yang berbeda

	<p>Terminator</p>	<p>Simbol yang menyatakan awal atau akhir suatu program</p>
	<p>Process</p>	<p>Simbol yang menyatakan suatu proses yang dilakukan.</p>
	<p>Decision</p>	<p>Simbol yang menunjukkan kondisi tertentu yang akan menghasilkan dua kemungkinan jawaban yaitu ya atau tidak.</p>
	<p>Input/Output</p>	<p>Simbol yang menyatakan proses input atau output</p>
	<p>Manual Operation</p>	<p>Simbol yang menyatakan proses input atau output tanpa tergantung peralatan</p>
	<p>Document</p>	<p>Simbol yang menyatakan bahwa input berasal dari dokumen dalam bentuk fisik atau output yang perlu dicetak</p>
	<p>Predefine Process</p>	<p>Simbol untuk pelaksanaan suatu bagian (sub-program)</p>
	<p>Display</p>	<p>Simbol yang menyatakan peralatan atau output yang digunakan</p>

	Preperation	Simbol yang menyatakan penyediaan tempat Penyimpanan suatu pengolahan untuk memberikan nilai awal
---	-------------	--

2.7 Penelitian Terdahulu

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

NO	NAMA	JUDUL	KESIMPULAN	TAHUN
1	Wayan Degeng ,Michael Santoso	Smart Kulkas Dengan Fitur Sms Untuk Melaporkan Ketersediaan Bahan Makanan	Penelitian ini menghasilkan smart kulkas berbasis Arduino Uno yang dapat mendeteksi dan memberi notifikasi via SMS saat persediaan makanan hampir habis. Sistem ini menggunakan load sensor, sensor infrared, dan modul GSM, sehingga pengguna bisa mengecek isi kulkas dari jarak jauh tanpa membuka pintu.(Degeng & Santoso, 2018)	2018
2	Muhammad Fahmi Gymnastiar Gozali1, Dahnia Syauqy2, Wijaya Kurniawan	Klasifikasi Kelayakan Konsumsi Susu Kambing Etawa Pasteurisasi Berdasarkan Warna, Aroma, dan PH dengan Metode Random Forest Berbasis	sistem klasifikasi berbasis Arduino Mega2560 yang menggabungkan sensor warna TCS3200, sensor gas MQ135, dan sensor pH PH4502C dengan algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan kelayakan konsumsi susu kambing Etawa pasteurisasi secara akurat dan efisien. Sistem ini berhasil mencapai akurasi sebesar 92% dan mampu	2025

		Arduino	memberikan hasil secara real-time, sehingga dapat menjadi solusi objektif untuk pengawasan mutu susu, baik untuk produsen maupun konsumen.(Fahmi et al., 2025)	
3	Ubeitul Maltuf , Zaehol Fatah	Penerapan Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Konsumsi Energi Listrik Rumah Tangga Dengan Penggunaan Rapidminer	algoritma Decision Tree mampu mengklasifikasikan konsumsi listrik rumah tangga dengan akurasi 100% menggunakan RapidMiner. Hasil ini menunjukkan potensinya dalam membantu analisis pola konsumsi dan pengambilan keputusan efisiensi energi.(Ilmu et al., 2024)	2025
4	Tamara Suci Pendok Mandouw, Vera Suryani, Aulia Arif Wardana	Perancangan Aplikasi Smart Home Untuk Monitoring Telur Dan Suhu Freezer Pada Kulkas	Penelitian ini mengembangkan smart refrigerator berbasis IoT untuk memantau persediaan telur dan suhu freezer ASIP dari jarak jauh. Sistem ini menggunakan sensor infrared dan DS18B20, dengan akurasi 100% dan 91%, serta suhu freezer stabil di -12°C, sehingga memudahkan pengguna yang sering beraktivitas di luar rumah.(Mandouw et al., 2020)	2020

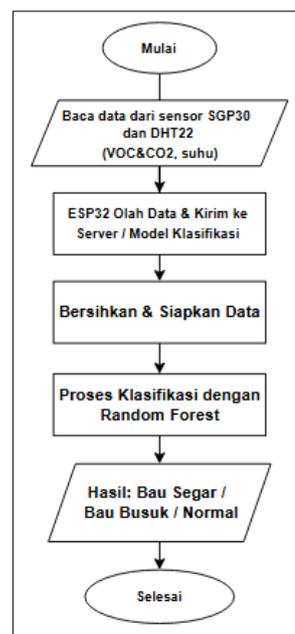
5	Dixon Theo, Clara Theresia, Johanna Renny Octavia Hariandja	Perancangan Smart Food Container Dalam Sektor Rumah Tangga dengan pendekatan Desain Interaksi	Perancangan smart food container untuk membantu pengelolaan bahan makanan di kulkas guna mengurangi sampah rumah tangga. Sistem ini dilengkapi wadah fleksibel serta indikator waktu dan suhu. Hasil evaluasi menunjukkan efektivitas 89,09%, efisiensi 78,18%, dan usability 81 (SUS), menandakan desain ini berfungsi dengan baik.(Theo et al., 2022)	2022
---	--	---	---	------

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian dimulai dengan studi literatur mengenai sensor gas SGP-30 dan algoritma Random Forest untuk klasifikasi bau. Kemudian dilakukan identifikasi kebutuhan sistem untuk mengklasifikasikan bau dalam kulkas berdasarkan data sensor. Setelah perancangan model klasifikasi, dilakukan pengumpulan data dan pelatihan algoritma Random Forest menggunakan data hasil sensor. Selanjutnya, sistem diuji secara real-time untuk mengevaluasi akurasi klasifikasi bau dalam kulkas berdasarkan sensor SGP-30. Hasil pengujian digunakan untuk menyempurnakan model agar klasifikasi bau lebih tepat dan dapat diandalkan.

3.1 Flowchart Sistem Klasifikasi



Gambar 3.1 Flowchart Sistem Klasifikasi

Sistem Flowchart di atas menggambarkan alur sistem klasifikasi bau berbasis IoT yang dimulai dari pembacaan data oleh sensor SGP30 dan DHT22 (mengukur VOC, CO₂, dan suhu), kemudian data dikirim dan diolah oleh ESP32 untuk diteruskan ke server atau model klasifikasi. Selanjutnya, data dibersihkan dan dipersiapkan sebelum diproses oleh algoritma Random Forest untuk klasifikasi bau (segar, sedang, busuk). Hasil klasifikasi ditampilkan dan sistem berakhir setelah proses selesai. Alur ini mencerminkan sistem pendeteksi bau otomatis yang efisien dan terintegrasi dari sensor hingga hasil.

3.2 Data Penelitian

Data dikumpulkan secara real-time menggunakan sensor gas SGP-30 dan sensor suhu/kelembaban DHT22 yang dipasang di dalam kulkas. Sensor mengirim data lewat protokol UDP dari ESP32 ke komputer, lalu ditangkap oleh skrip Python `main_realtime.py`. Sensor SGP-30 mengukur TVOC (ppb) dan eCO₂ (ppm), sedangkan sensor DHT22 mengukur suhu (°C) dan kelembaban (%). Data dikumpulkan dari beberapa kondisi bau nyata seperti bau segar (makanan baru), bau sedang (makanan mulai rusak), dan bau busuk (makanan sudah membusuk). Semua data langsung disimpan ke file `data_prediksi_realtime.csv` dan digunakan untuk klasifikasi. Fitur yang direkam meliputi nilai eCO₂, TVOC, suhu, kelembaban, waktu pengambilan, dan label prediksi dari model Random Forest.

3.3 Teknik Analisa Data Yang di Gunakan

Pra-pemrosesan Data

Data yang diperoleh dari sensor SGP-30 dilakukan beberapa langkah awal:

1. Membersihkan data dari nilai kosong atau tidak valid.
2. Memberi label bau secara manual berdasarkan pengamatan saat pengambilan sampel.
3. Melakukan normalisasi data jika diperlukan agar fitur memiliki skala yang seimbang.

Pelatihan dan Evaluasi Model

1. Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.
2. Algoritma Random Forest Classifier dipilih karena kemampuannya yang baik dalam menangani data multivariat dan mengurangi risiko overfitting.
3. Model hasil pelatihan disimpan dalam file `model_random_forest.pkl` dan digunakan untuk prediksi secara real-time.
4. Evaluasi model menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix untuk menilai performa klasifikasi.

Visualisasi Hasil

1. Hasil klasifikasi bau ditampilkan secara real-time dalam bentuk grafik menggunakan Matplotlib.
2. Grafik menunjukkan perubahan kategori bau dari waktu ke waktu dengan kode warna yang berbeda untuk bau segar, sedang, dan busuk.

3.4 Klasifikasi dengan Menggunakan Algoritma Random Forest

Sistem ini mengklasifikasikan bau dalam kulkas menjadi tiga jenis: bau segar (makanan masih baik), bau sedang (awal pembusukan), dan bau busuk (makanan sudah rusak). Algoritma Random Forest digunakan untuk memproses data dari banyak pohon keputusan. Setiap pohon memberi prediksi berdasarkan data yang dilatih secara acak, lalu hasil akhir ditentukan dari suara mayoritas. Fitur utama yang digunakan adalah nilai TVOC dan eCO₂ dari sensor SGP-30, serta suhu dan kelembaban jika tersedia. Contohnya, TVOC 400 ppb dan eCO₂ 1200 ppm biasanya berarti bau sedang, sedangkan nilai yang lebih tinggi seperti TVOC 1500 ppb dan eCO₂ 2500 ppm menunjukkan bau busuk. Data sensor diterima secara real-time melalui UDP dari mikrokontroler. Model yang sudah dilatih lalu memprediksi jenis bau dan hasilnya langsung disimpan serta divisualisasikan untuk memudahkan pemantauan.

3.5 Jadwal Penelitian

Setiap rancangan penelitian penelitian perlu dilengkapi dengan jadwal kegiatan yang akan dilaksanakan. Berikut adalah rincian penelitiannya :

Tabel 3.1 Jadwal Penelitian

Kegiatan	Waktu Kegiatan																							
	Jan 2025				Feb 2025				Mar 2025				April 2025				Mei 2025				Jun 2025			
	Minggu ke				Minggu ke				Minggu ke				Minggu ke				Minggu ke				Minggu ke			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4

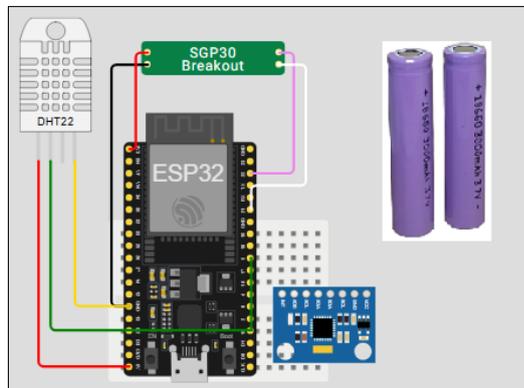
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Umum Sistem

Sistem yang dikembangkan bertujuan untuk melakukan klasifikasi bau dalam kulkas secara otomatis dan real-time menggunakan sensor SGP-30 serta algoritma Random Forest Classifier. Sistem terdiri dari dua bagian utama:

- 4.1.1 Perangkat keras: ESP32, sensor SGP-30 untuk mendeteksi nilai eCO₂ dan TVOC, serta DHT22 untuk pengukuran suhu dan kelembaban.



Gambar 4. 1 Rancangan Alat

Alat ini dirancang untuk mengumpulkan data bau di dalam kulkas secara real-time dengan bantuan sensor SGP30 yang mendeteksi konsentrasi gas eCO₂ dan TVOC sebagai indikator kualitas udara. Sensor DHT22 juga digunakan untuk mencatat suhu dan kelembaban yang memengaruhi pembentukan bau. Semua data yang

dikumpulkan dikirim dan diproses oleh mikrokontroler ESP32, kemudian digunakan untuk pelatihan dan pengujian algoritma klasifikasi bau menggunakan machine learning. Dengan demikian, alat ini berfungsi sebagai sistem akuisisi data yang penting dalam proses klasifikasi bau kulkas.

4.1.2 Perangkat lunak: Skrip Python `main_realtime.py` yang bertugas:

1. Menerima data sensor via protokol UDP
2. Melakukan prediksi klasifikasi bau menggunakan model Random Forest (`model_random_forest.pkl`)
3. Menyimpan hasil ke file `data_prediksi_realtime.csv`
4. Menampilkan visualisasi real-time dengan Matplotlib

4.2 Lingkungan Pengujian

Pengujian dilakukan pada kulkas mini portabel, yang memiliki kapasitas sekitar 6–10 liter. Sensor SGP-30 dan DHT22 dipasang pada bagian tengah dalam kulkas untuk mendeteksi gas VOC (Volatile Organic Compounds), CO₂, suhu, dan kelembaban. Lokasi penempatan sensor dirancang agar mendapatkan representasi kualitas udara yang paling akurat di dalam ruang tertutup kulkas mini. Dataset dikumpulkan berdasarkan 3 kondisi bau berbeda:

1. Kondisi segar: Kulkas dalam keadaan bersih dengan kondisi makanan yang segar
2. Kondisi sedang: Menggunakan bahan makanan yang mulai membusuk seperti buah lembek dan susu basi

3. Kondisi busuk: Menempatkan bahan makanan basi seperti nasi sisa, telur pecah, atau daging rusak selama beberapa hari

4.3 Dataset yang Digunakan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan secara real-time selama periode tertentu menggunakan sensor gas dan sensor lingkungan yang terhubung ke mikrokontroler ESP32. Data sensor dikirim melalui protokol UDP ke komputer yang menjalankan skrip Python untuk menerima, memproses, dan menyimpan data secara otomatis dalam format CSV. Setiap data yang direkam terdiri dari beberapa parameter penting, yaitu:

1. Waktu Pengambilan Data (WAKTU)

Mencatat waktu pengambilan data sensor dalam format datetime untuk memudahkan analisis temporal.

2. Nilai eCO₂ (ppm)

Konsentrasi karbon dioksida ekuivalen yang terdeteksi oleh sensor gas.

3. Nilai TVOC (ppb)

Total Volatile Organic Compounds, diukur sebagai indikator senyawa organik yang mudah menguap.

4. Suhu (°C)

Suhu lingkungan sekitar sensor yang diukur menggunakan sensor suhu.

5. Kelembapan (%)

Persentase kelembapan udara di sekitar sensor.

Data yang diterima oleh sistem secara otomatis disimpan dalam file CSV, seperti data_bau.csv atau data_prediksi_realtime.csv, yang menjadi sumber utama untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi bau. Contoh data pada CSV adalah sebagai berikut:

	eCO2	TVOC	SUHU	KELEMBAPAN
0	513.46	194.99	4.72	70.42
1	433.66	217.75	5.59	69.72
2	595.43	249.99	4.63	71.16
3	500.24	231.02	5.17	67.85
4	594.01	291.89	5.62	71.67

Gambar 4. 2 Data Awal Sensor

Lima baris pertama dari data menunjukkan hasil pembacaan sensor SGP-30 yang terdiri dari empat parameter yaitu eCO2 (karbon dioksida ekuivalen), TVOC (Total Volatile Organic Compounds), suhu, dan kelembapan. Nilai-nilai ini merepresentasikan kondisi udara di dalam kulkas yang digunakan sebagai input dalam sistem klasifikasi bau. Data ini penting untuk mendeteksi perubahan kualitas udara yang mengindikasikan tingkat kesegaran atau kebusukan makanan di dalam kulkas.

4.4 Proses Pelatihan Model

Model klasifikasi bau dalam kulkas dikembangkan menggunakan algoritma Random Forest Classifier. Data yang diperoleh dari sensor gas seperti eCO2, TVOC, suhu, dan kelembapan digunakan sebagai fitur input, sedangkan label bau digunakan sebagai target klasifikasi.

Pembagian Data: Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data digunakan untuk pelatihan model (training set) dan 20% sisanya untuk pengujian model (testing set).

Pembagian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Parameter Model Random Forest:

1. `n_estimators = 100`: Model terdiri dari 100 pohon keputusan (decision trees) yang membentuk hutan acak (random forest).
2. `max_depth = None`: Tidak ada batas maksimum kedalaman pohon, memungkinkan pohon tumbuh sampai kondisi terminal tercapai.
3. `criterion = 'gini'`: Menggunakan Gini Impurity sebagai fungsi pengukuran kualitas pemisahan data pada setiap node pohon.

Penyimpanan dan Penggunaan Model:

1. Setelah pelatihan selesai, model disimpan dalam file `model_random_forest.pkl` menggunakan pustaka `joblib`.
2. Model ini kemudian dimuat ulang setiap kali skrip klasifikasi dijalankan secara realtime, untuk melakukan prediksi klasifikasi bau berdasarkan data sensor yang masuk.

4.5 Eksplorasi Data (EDA)

Eksplorasi Data atau Exploratory Data Analysis (EDA) adalah langkah awal yang penting dalam proses analisis data. Tujuannya adalah untuk memahami karakteristik data yang digunakan, mendeteksi pola, outlier, distribusi data,

serta hubungan antar variabel. Pada proyek klasifikasi bau dalam kulkas menggunakan sensor gas dan lingkungan, EDA membantu untuk mendapatkan gambaran tentang bagaimana data sensor berperilaku dan bagaimana data tersebut terkait dengan label bau yang ingin diprediksi. Berikut adalah langkah-langkah EDA berdasarkan data dan codingan yang telah disediakan.

4.5.1 Deskripsi Data

Langkah awal eksplorasi dimulai dengan menampilkan lima data teratas dan deskripsi statistik dari dataset. Dataset terdiri dari empat fitur utama: eCO2 (karbon dioksida ekuivalen), TVOC (total senyawa organik volatil), SUHU, dan KELEMBAPAN. Keempat fitur ini merepresentasikan kondisi lingkungan dalam kulkas. Melalui fungsi `.describe()`, diperoleh informasi statistik seperti nilai minimum, maksimum, rata-rata (mean), dan standar deviasi untuk tiap fitur. Analisis ini penting untuk mengetahui skala data dan mendeteksi nilai ekstrem atau tidak wajar yang dapat mengganggu pemodelan.

	eCO2	TVOC	SUHU	KELEMBAPAN
count	672.000000	672.000000	672.000000	672.000000
mean	1489.287723	1572.230580	6.870923	73.047292
std	630.304491	849.590182	1.546800	7.637067
min	331.190000	105.210000	2.900000	58.210000
25%	944.457500	841.910000	5.640000	66.982500
50%	1482.205000	1577.580000	6.820000	72.905000
75%	1975.015000	2267.460000	7.980000	77.925000
max	3045.860000	3344.920000	10.650000	93.430000

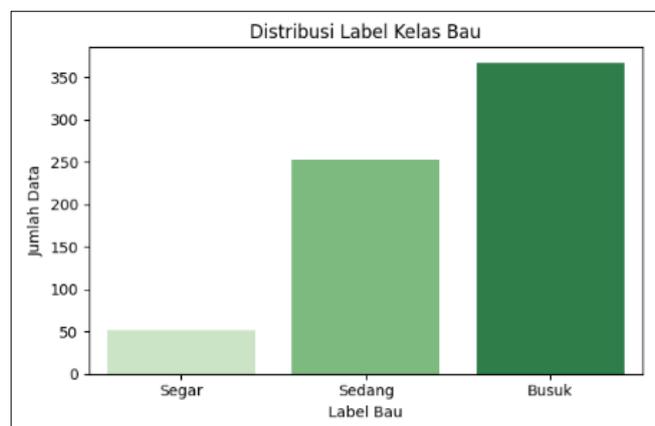
Gambar 4. 3 Deskripsi Data

Ringkasan statistik di atas menunjukkan bahwa data sensor memiliki

rentang nilai yang bervariasi dan tidak terdapat nilai kosong (*missing value*), sehingga data dapat langsung digunakan dalam proses pemodelan.

4.5.2 Distribusi Label Kelas

Distribusi label kelas sangat penting untuk dipahami karena mempengaruhi performa model klasifikasi. Label kelas di sini adalah kategori bau (misalnya 'Segar', 'Sedang', 'Busuk') yang dihasilkan dari klasifikasi berdasarkan data sensor. Dengan mengetahui seberapa banyak data yang masuk ke tiap kategori, kita dapat mengevaluasi apakah dataset seimbang atau terjadi ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*). Ketidakseimbangan data dapat menyebabkan model bias ke kelas mayoritas sehingga performa prediksi untuk kelas minoritas menjadi kurang baik. Visualisasi distribusi label dengan grafik batang memudahkan interpretasi dan memberikan gambaran cepat tentang proporsi tiap kelas dalam data.

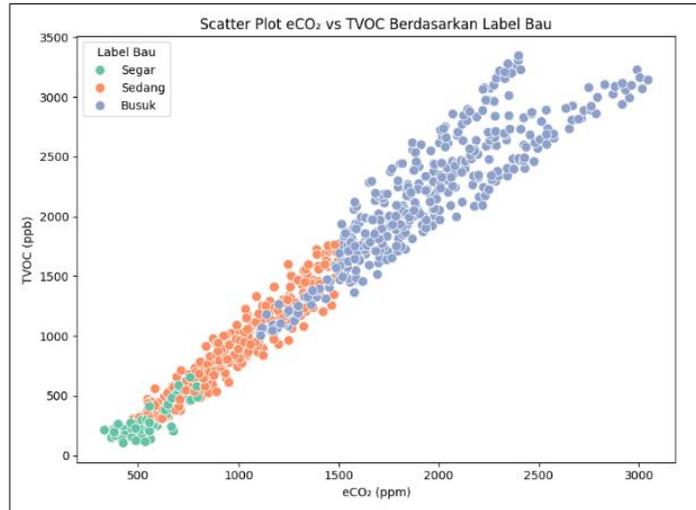


Gambar 4. 4 Distribusi Label Kelas

Gambar di atas menampilkan distribusi jumlah data untuk masing-masing kategori label bau dalam bentuk diagram batang berwarna hijau. Grafik ini menunjukkan seberapa banyak data yang termasuk dalam kategori Segar, Sedang, dan Busuk, berdasarkan hasil klasifikasi aturan ambang batas sensor. Melalui grafik ini, kita dapat dengan mudah mengamati apakah data distribusinya seimbang atau didominasi oleh salah satu kategori bau tertentu, sehingga membantu dalam memahami karakteristik dataset serta memastikan tidak terjadi ketidakseimbangan kelas (class imbalance) yang bisa mempengaruhi performa model klasifikasi.

4.5.3 Distribusi Fitur per Kelas

Analisis distribusi fitur per kelas dilakukan untuk melihat bagaimana nilai sensor eCO₂, TVOC, suhu, dan kelembapan tersebar di setiap kategori bau. Misalnya, apakah nilai eCO₂ cenderung lebih rendah pada kategori 'Segar' dibanding 'Busuk'. Informasi ini berguna untuk memahami pola dan perbedaan karakteristik data pada tiap kelas, yang akan membantu dalam proses pemodelan dan interpretasi hasil. Visualisasi menggunakan boxplot memperlihatkan sebaran data, median, kuartil, serta potensi outlier pada tiap fitur untuk setiap kelas, sehingga kita bisa menilai kualitas dan relevansi fitur dalam klasifikasi.

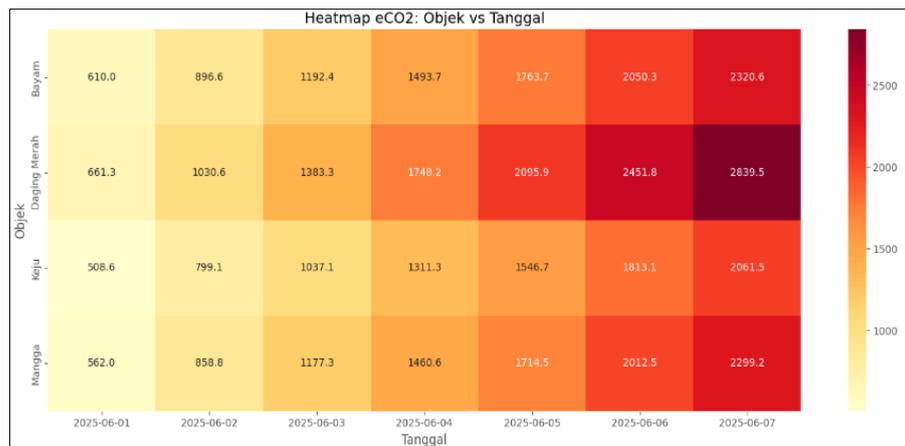


Gambar 4. 5 Distribusi Fitur per Kelas

Scatter plot di atas menjelaskan hubungan antara nilai eCO_2 dan TVOC dalam data sensor, dengan titik-titik yang dikelompokkan berdasarkan kategori label bau yaitu *Segar*, *Sedang*, dan *Busuk*. Setiap titik mewakili satu sampel data, dengan posisi horizontal menunjukkan nilai eCO_2 dan posisi vertikal menunjukkan nilai TVOC. Warna titik-titik dibedakan berdasarkan label bau, sehingga memudahkan dalam melihat pola distribusi dan keterkaitan antara dua parameter sensor tersebut terhadap klasifikasi bau. Dari grafik ini dapat diamati apakah terdapat pemisahan visual antar kategori bau yang jelas, yang juga mencerminkan kekuatan fitur eCO_2 dan TVOC dalam membantu proses klasifikasi bau oleh model.

4.5.4 Visualisasi Rata-rata eCO₂ terhadap Tanggal dan Objek

Visualisasi ini menggunakan heatmap untuk menunjukkan bagaimana nilai rata-rata eCO₂ berubah terhadap masing-masing objek makanan dari hari ke hari. Setiap sel menunjukkan rata-rata nilai eCO₂ untuk objek tertentu pada tanggal tertentu. Dengan visualisasi ini, pola-pola tren peningkatan atau penurunan kadar gas eCO₂ bisa terlihat, yang dapat dihubungkan dengan proses pembusukan atau degradasi kualitas bahan makanan. Pendekatan ini membantu melihat dinamika bau secara waktu dan objek.



Gambar 4. 6 Visualisasi Rata-rata eCO₂ terhadap Tanggal dan Objek

Grafik heatmap menggambarkan rata-rata nilai eCO₂ untuk setiap objek pada masing-masing tanggal pengambilan data. Setiap sel dalam heatmap menunjukkan intensitas nilai eCO₂ dengan gradasi warna dari kuning muda hingga merah tua, di mana warna yang lebih gelap menunjukkan konsentrasi eCO₂ yang lebih tinggi. Grafik ini memungkinkan analisis visual terhadap perubahan tingkat eCO₂ dari

waktu ke waktu untuk setiap objek yang diamati, sehingga dapat membantu dalam mengidentifikasi pola atau tren bau berdasarkan akumulasi gas yang diukur. Dengan menggunakan format tabel yang disusun dalam bentuk matriks objek dan tanggal, heatmap ini efektif untuk membandingkan performa kebersihan atau kesegaran antara berbagai sampel kulkas pada periode yang berbeda.

4.6 Klasifikasi data

Setelah model Random Forest Classifier dilatih menggunakan data sensor (eCO₂, TVOC, suhu, dan kelembapan), proses klasifikasi dilakukan secara real-time melalui skrip `main_realtime.py`. Data dari sensor dikirim oleh ESP32 menggunakan protokol UDP dan diterima oleh program Python di komputer.

Langkah-langkah klasifikasi data adalah sebagai berikut:

1. Penerimaan Data Sensor

Data dikirim oleh ESP32 dalam format string berisi nilai sensor eCO₂, TVOC, suhu, dan kelembapan.

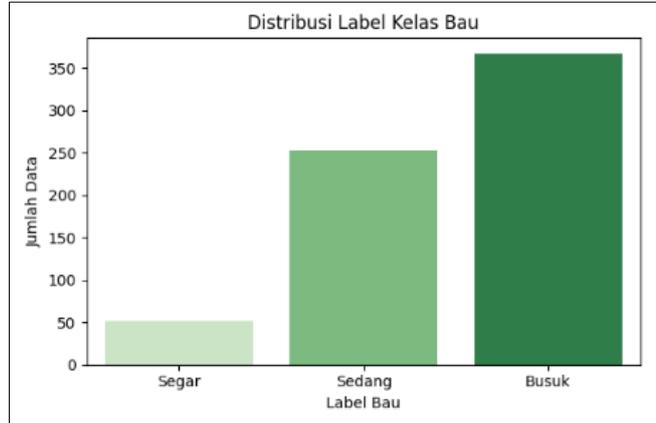
2. Preprocessing

Data yang diterima dikonversi ke format numerik dan disusun dalam array sesuai urutan fitur yang digunakan oleh model.

3. Prediksi Bau

Data dimasukkan ke model yang telah dilatih (`model_random_forest.pkl`)

untuk dilakukan klasifikasi. Model akan mengeluarkan label prediksi bau, yaitu: Bau Segar, Bau Sedang, Bau Busuk



Gambar 4. 7 Prediksi Bau

Visualisasi distribusi label kelas bau menunjukkan jumlah data untuk masing-masing kategori bau yaitu Segar, Sedang, dan Busuk dalam bentuk diagram batang berwarna hijau. Tinggi batang mewakili banyaknya data pada tiap kategori. Dari grafik ini, kita dapat melihat apakah data seimbang atau didominasi oleh salah satu label. Misalnya, jika batang untuk kategori "Busuk" paling tinggi, berarti sebagian besar data dalam dataset termasuk bau busuk. Visualisasi ini penting untuk mengetahui apakah ada ketimpangan jumlah data antar kelas yang dapat memengaruhi performa model klasifikasi.

4. Penyimpanan Hasil

Hasil klasifikasi, termasuk waktu, nilai sensor, dan label bau, disimpan otomatis ke dalam file CSV `data_prediksi_realtime.csv`.

5. Visualisasi Real-time

Grafik real-time ditampilkan menggunakan matplotlib, menunjukkan tren klasifikasi bau dari waktu ke waktu.

Contoh hasil klasifikasi real-time:

	eCO2	TVOC	SUHU	KELEMBAPAN	label_bau
0	513.46	194.99	4.72	70.42	Segar
1	433.66	217.75	5.59	69.72	Segar
2	595.43	249.99	4.63	71.16	Segar
3	500.24	231.02	5.17	67.85	Segar
4	594.01	291.89	5.62	71.67	Segar

Gambar 4. 8 Visualisasi Real-time

Proses ini memungkinkan sistem memberikan umpan balik secara langsung terhadap kualitas udara dalam kulkas, dan dapat diintegrasikan ke sistem peringatan bau secara otomatis di masa depan.

4.7 Evaluasi model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa algoritma Random Forest Classifier dalam mengklasifikasikan bau berdasarkan data sensor.

Dataset dibagi menjadi dua bagian:

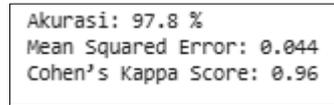
80% untuk pelatihan (training set)

20% untuk pengujian (testing set)

Setelah pelatihan, model dievaluasi menggunakan data uji (testing set) dan menghasilkan metrik performa sebagai berikut:

1. Akurasi

Akurasi merupakan ukuran seberapa banyak prediksi model yang benar dibandingkan dengan seluruh jumlah data yang diuji.



```
Akurasi: 97.8 %  
Mean Squared Error: 0.044  
Cohen's Kappa Score: 0.96
```

Gambar 4.9 Akurasi

Akurasi 97.8% menunjukkan bahwa model mampu memprediksi bau dengan sangat tepat. Nilai MSE 0.044 berarti kesalahan prediksi model sangat kecil. Sedangkan Cohen's Kappa 0.96 menunjukkan bahwa prediksi model sangat konsisten dan hampir selalu sesuai dengan label sebenarnya, bahkan setelah memperhitungkan kemungkinan tebakan acak.

2. Precision, Recall, F1-Score

Precision, Recall, dan F1-Score merupakan metrik evaluasi untuk menilai kinerja model klasifikasi. Precision menunjukkan seberapa tepat model saat memprediksi suatu kelas, Recall menunjukkan seberapa baik model menangkap semua data dari kelas tersebut, dan F1-Score adalah rata-rata harmonik dari keduanya yang memberikan gambaran seimbang antara akurasi dan cakupan prediksi.

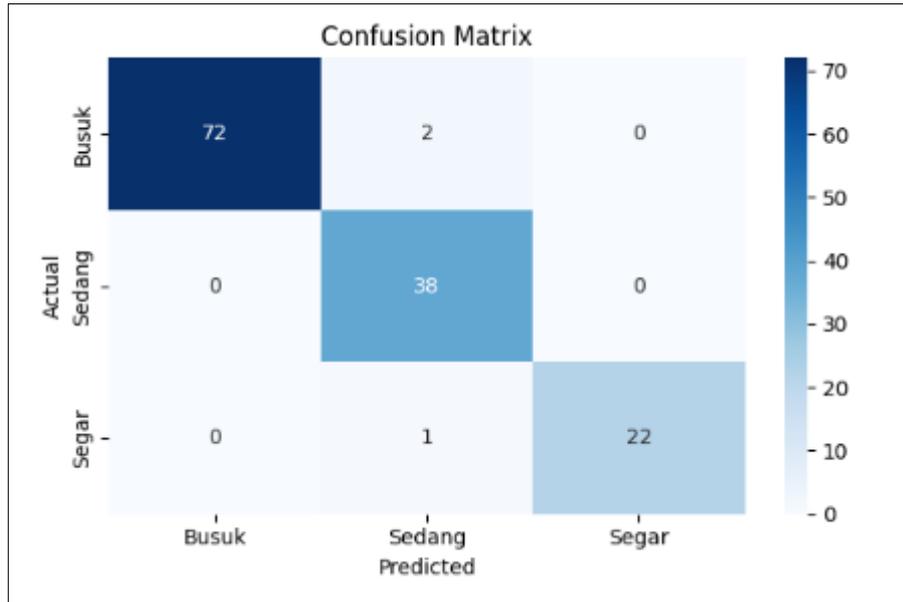
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Busuk	1.00	0.97	0.99	74
Sedang	0.93	1.00	0.96	38
Segar	1.00	0.96	0.98	23
accuracy			0.98	135
macro avg	0.98	0.98	0.98	135
weighted avg	0.98	0.98	0.98	135

Gambar 4.10 Precision, Recall, F1-Score

Berdasarkan classification report di atas, model Random Forest menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan bau ke dalam tiga kategori: Busuk, Sedang, dan Segar. Kategori *Busuk* memiliki precision dan recall hampir sempurna (1.00 dan 0.97), menunjukkan model sangat akurat dalam mengenali bau busuk. Kategori *Sedang* juga diklasifikasi dengan baik, dengan precision 0.93 dan recall 1.00, menandakan hampir semua data "Sedang" berhasil dikenali tanpa kesalahan. Sementara itu, kategori *Segar* memiliki precision sempurna (1.00), namun recall hanya 0.96, artinya sebagian data *Segar* masih salah diklasifikasi sebagai kelas lain. Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 98%, dengan skor rata-rata tertimbang (weighted avg) precision, recall, dan F1-score juga tinggi di angka 0.98, menandakan model bekerja secara konsisten dan andal di semua kelas.

3. Confusion Matrix

Confusion matrix menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah antar kelas, Contoh visualisasi Confusion Matrix:



Gambar 4. 11 Confusion Matrix

Visualisasi confusion matrix pada Gambar 4.11 menunjukkan performa model Random Forest dalam mengklasifikasikan bau ke dalam tiga kategori: Segar, Sedang, dan Busuk. Setiap sel pada matriks merepresentasikan jumlah prediksi model terhadap label tertentu dibandingkan dengan label sebenarnya. Warna biru yang lebih gelap di diagonal utama (kiri atas ke kanan bawah) menunjukkan jumlah prediksi yang benar pada masing-masing kelas, sedangkan warna yang lebih terang di luar diagonal menunjukkan kesalahan prediksi. Semakin gelap warna pada diagonal, semakin baik performa model dalam mengenali kategori tersebut. Berdasarkan hasil visualisasi ini, dapat disimpulkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam membedakan jenis bau, dengan sedikit kesalahan klasifikasi antar kategori.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Sistem klasifikasi bau berbasis IoT menggunakan sensor SGP-30 dan algoritma Random Forest berhasil diimplementasikan dan berfungsi dengan baik.
2. Algoritma Random Forest menunjukkan performa yang tinggi dengan akurasi mencapai 97.78 % dalam mengklasifikasi kondisi bau menjadi tiga kelas: Segar, Sedang, dan Busuk.
3. Sistem ini efektif untuk mengidentifikasi kondisi bau dalam kulkas secara real time.

5.2 Saran

1. Dataset yang digunakan dapat diperluas dengan waktu pengumpulan data yang lebih panjang dan variasi bau yang lebih banyak.
2. Sistem dapat dikembangkan lebih lanjut dengan integrasi perangkat IoT untuk mengaktifkan deodorizer, alarm, atau perangkat lainnya secara otomatis berdasarkan hasil klasifikasi bau
3. Dapat dilakukan eksplorasi algoritma lain seperti SVM atau Neural Network untuk membandingkan performa klasifikasi.
4. Perbandingan dengan sensor lain seperti MQ-135 untuk melihat perbedaan sensitivitas dan akurasi dalam mendeteksi bau.

DAFTAR PUSTAKA

- Adriansyah, I., Mahendra, M. D., Rasywir, E., & Pratama, Y. (2022). Perbandingan Metode Random Forest Classifier dan SVM Pada Klasifikasi Kemampuan Level Beradaptasi Pembelajaran Jarak Jauh Siswa. *Bulletin of Informatics and Data Science*, 1(2), 98. <https://doi.org/10.61944/bids.v1i2.49>
- Ahmad Hania, A. (2017). Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning. *Jurnal Teknologi Indonesia*, 1(June), 1–6. <https://amt-it.com/mengenal-perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning/>
- Aira, A., Maharani, P., Sakti, R. H., Fajar, M., Haq, I., & Ajis, M. (2024). *Air Quality Classification System using Random Forest Algorithm using MQ-7 and MQ-135 Sensors with IoT-based*. 1(2), 65–74.
- Al-Okby, M. F. R., Neubert, S., Roddelkopf, T., Fleischer, H., & Thurow, K. (2022). Evaluating of IAQ-index and TVOC As Measurements Parameters for IoT-based Hazardous Gases Detection and Alarming Systems. *SAMI 2022 - IEEE 20th Jubilee World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics, Proceedings*, 291–298. <https://doi.org/10.1109/SAMI54271.2022.9780751>
- Anderson, J., Johnson, E., & Brown, M. (2024). *IoT, Anomaly Detection, Machine Learning, K-Nearest Neighbors, Random Forest, Real-Time Detection*. 1(1), 1–6.
- Budiman, H. et al. (2021). Implementasi Sensor Gas untuk Smart Refrigerator. *Jurnal Teknologi.*, 12(2), 5–10.
- Chyan, P., Arni, S., & Thayf, M. S. S. (n.d.). *Pengantar Machine Learning PT. MIFANDI MANDIRI DIGITAL*.
- Degeng, I. W., & Santoso, M. (2018). Smart Kulkas dengan Fitur SMS untuk Melaporkan Ketersediaan Bahan Makanan. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 3(1), 26. <https://doi.org/10.30998/string.v3i1.2724>

- Fahmi, M., Gozali, G., Syauqy, D., & Kurniawan, W. (2025). *Klasifikasi Kelayakan Konsumsi Susu Kambing Etawa Pasteurisasi Berdasarkan Warna , Aroma , dan PH dengan Metode Random Forest Berbasis Arduino*. 9(2), 1–10.
- I Gusti Ayu Nandia Lestari, & I Komang Agus Ady Aryanto. (2023). Peningkatan Akurasi Klasifikasi Kualitas Udara melalui Oversampling dengan Metode Support Vector Machine dan Random Forest. *Jurnal Sistem Dan Informatika (JSI)*, 18(1), 1–9. <https://doi.org/10.30864/jsi.v18i1.596>
- Ilmu, F., Kristen, P., Agama, P., Tarutung, I., Ilmu, F., Kristen, P., Agama, P., & Tarutung, I. (2024). *Jurnal ilmiah multidisiplin ilmu*. 1(2), 99–105.
- Kusuma, D. (2023). Analisis Perbandingan Klasifikasi Sensor Bau Menggunakan SVM dan RF. *Seminar Nasional Teknologi Informasi*, 12(2), 16.
- Kusumah, H., Handayani, I., & Susilo, P. (2018). Prototipe Monitoring Kualitas Udara Ruangan Berbasis Awan Adafruit SGP30 Air Quality Sensor. *Technomedia Journal*, 3(1), 121–132. <https://doi.org/10.33050/tmj.v3i1.460>
- Mandouw, T. S. P., Suryani, V., & Wardana, A. A. (2020). Perancangan Aplikasi Smart Home Untuk Monitoring Telur Dan Suhu Freezer Pada Kulkas. *E-Proceedings of Engineering*, 7(1), 2592–2601.
- Maulana, H. (2016). Analisis Dan Perancangan Sistem Replikasi Database Mysql Dengan Menggunakan Vmware Pada Sistem Operasi Open Source. *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan)*, 1(1), 32–37. <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v1i1.37>
- Munandar, M. (2020). Rancang Bangun Sistem Pemantauan Gas Otomatis. Tugas Akhir. *Universitas Brawijaya.*, 13(2), 16.
- Palma, M., Distefano, V., Giungato, G., & Mazuruse, G. (2025). Predicting odor concentration for environmental sustainability: a comparison among machine Learning methods. *Quality and Quantity*, 0123456789. <https://doi.org/10.1007/s11135-025-02056-3>
- Pratama, A. (2022). Penggunaan Sensor SGP30 pada Sistem Deteksi Polusi Udara Berbasis IoT. *Universitas Negeri Malang.*, 22(2), 3–9.

- Rosaly, R., & Prasetyo, A. (2020). Flowchart Beserta Fungsi dan Simbol-Simbol. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 2(3), 5–7.
- Rüffer, D., Hoehne, F., & Bühler, J. (2018). New digital metal-oxide (MOx) sensor platform. *Sensors (Switzerland)*, 18(4). <https://doi.org/10.3390/s18041052>
- Sensirion. (2020). *Data Sheet SGP30*. May, 1–19. www.sensirion.com
- Siswanto, Ikin Rojikin, & Windu Gata. (2019). Pemanfaatan Sensor Suhu DHT-22, Ultrasonik HC-SR04 Untuk Mengendalikan Kolam Dengan Notifikasi Email. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 3(3), 544–551. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i3.1334>
- Theo, D., Theresia, C., Renny, J., Hariandja, O., & Artikel, S. (2022). Perancangan Smart Food Container dalam Sektor Rumah Tangga dengan pendekatan Desain Interaksi INFORMASI ARTIKEL ABSTRAK. *Jurnal INTECH Teknik Industri Universitas Serang Raya*, 8(2), 133–142. <http://dx.doi.org/10.30656/intech.v8i2.4876>
- Trivusi. (n.d.). Algoritma Random Forest: Pengertian dan Kegunaannya. *Trivusi*, 5(2), 6.
- Wagya, A. (2019). Prototipe Modul Praktis untuk Pengembangan Aplikasi Internet of Things (IoT). *Setrum: Sistem Kendali-Tenaga-Elektronika-Telekomunikasi-Komputer*, 8(2), 238. <https://doi.org/10.36055/setrum.v8i2.6561>
- Wibowo, R. & Yuniarti, D. (2020). Pengembangan E-Nose untuk Klasifikasi Bau Makanan. *Jurnal Rekayasa*, 11(2), 5–20.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Sebagian Data Sensor dari Setiap Objek Makanan berdasarkan parameternya

NO	OBJEK	WAKTU	eCO2	TVOC	SUHU	KELEMBAPAN
0	Daging Merah	6/1/2025 0:00	513.46	194.99	4.72	70.42
1	Daging Merah	6/1/2025 1:00	433.66	217.75	5.59	69.72
2	Daging Merah	6/1/2025 2:00	595.43	249.99	4.63	71.16
3	Daging Merah	6/1/2025 3:00	500.24	231.02	5.17	67.85
4	Daging Merah	6/1/2025 4:00	594.01	291.89	5.62	71.67
5	Daging Merah	6/1/2025 5:00	508.62	316.87	5.11	70.54
6	Daging Merah	6/1/2025 6:00	707.37	370.70	5.57	70.76
7	Daging Merah	6/1/2025 7:00	600.21	353.80	5.48	70.69
8	Daging Merah	6/1/2025 8:00	651.42	326.75	5.48	68.58
9	Daging Merah	6/1/2025 9:00	531.00	337.73	4.69	69.57
168	Mangga	6/1/2025 0:00	498.75	186.37	5.02	63.36
169	Mangga	6/1/2025 1:00	562.48	136.89	4.99	65.93
170	Mangga	6/1/2025 2:00	387.26	199.79	5.26	64.77
171	Mangga	6/1/2025 3:00	441.34	171.65	5.01	66.92
172	Mangga	6/1/2025 4:00	375.88	214.72	5.29	63.33
173	Mangga	6/1/2025 5:00	517.51	222.52	4.70	67.66
174	Mangga	6/1/2025 6:00	475.19	304.32	5.34	67.40
175	Mangga	6/1/2025 7:00	499.70	316.59	5.46	64.38
176	Mangga	6/1/2025 8:00	505.81	317.79	4.90	66.71
177	Mangga	6/1/2025 9:00	605.45	427.99	5.91	64.50
336	Keju	6/1/2025 0:00	331.19	212.44	4.05	60.02
337	Keju	6/1/2025 1:00	367.60	148.56	3.47	58.21

NO	OBJEK	WAKTU	eCO2	TVOC	SUHU	KELEMBAPAN
338	Keju	6/1/2025 2:00	381.90	199.83	4.24	61.96
339	Keju	6/1/2025 3:00	384.45	164.83	3.68	58.59
340	Keju	6/1/2025 4:00	434.21	173.73	4.45	60.00
341	Keju	6/1/2025 5:00	469.50	153.55	4.14	60.39
342	Keju	6/1/2025 6:00	420.72	132.61	2.90	59.32
343	Keju	6/1/2025 7:00	399.90	262.49	3.68	59.99
344	Keju	6/1/2025 8:00	515.77	162.49	4.49	61.51
345	Keju	6/1/2025 9:00	380.02	196.16	4.46	62.02
504	Bayam	6/1/2025 0:00	488.63	123.34	3.89	75.82
505	Bayam	6/1/2025 1:00	425.06	105.21	4.01	75.53
506	Bayam	6/1/2025 2:00	534.89	114.81	3.67	76.79
507	Bayam	6/1/2025 3:00	514.23	215.90	4.05	77.23
508	Bayam	6/1/2025 4:00	462.44	270.95	4.10	72.22
509	Bayam	6/1/2025 5:00	548.26	217.12	4.35	75.83
510	Bayam	6/1/2025 6:00	556.07	204.55	4.40	77.52
511	Bayam	6/1/2025 7:00	675.87	203.08	4.52	78.30
512	Bayam	6/1/2025 8:00	487.41	226.88	4.68	76.42
513	Bayam	6/1/2025 9:00	619.53	309.06	4.58	74.62