

**Sistem Klasifikasi Kesegaran Makanan Berbasis
Machine Learning dan Sensor Gas MQ pada
Platform Smart Canteen**

Proposal Tugas Akhir

Oleh

**Rizqi Andhika Pratama
18222118**



**PROGRAM STUDI SISTEM DAN TEKNOLOGI INFORMASI
SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG
Desember 2025**

LEMBAR PENGESAHAN

Sistem Klasifikasi Kesegaran Makanan Berbasis Machine Learning dan Sensor Gas MQ pada Platform Smart Canteen

Proposal Tugas Akhir

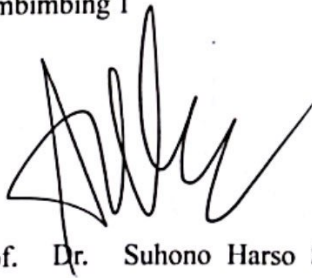
Oleh

Rizqi Andhika Pratama
18222118

Program Studi Sistem dan Teknologi Informasi
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung

Proposal Tugas Akhir ini telah disetujui dan disahkan
di Bandung, pada tanggal 5 Desember 2025

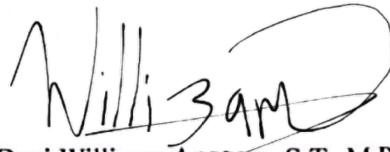
Pembimbing 1



Prof. Dr. Suhono Harso Supangkat,
M.Eng.

NIP. 196212031988111001

Pembimbing 2



Ir. Devi Willicam Anggara, S.T., M.Phil.,
Ph.D., IPP

NIP. 124110055

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR	iv
DAFTAR TABEL	v
DAFTAR KODE	vi
I PENDAHULUAN	1
I.1 Latar Belakang	1
I.2 Rumusan Masalah	2
I.3 Tujuan	2
I.4 Batasan Masalah	3
I.5 Metodologi	3
I.5.1 Fase 1: Understanding (<i>Pemahaman</i>)	4
I.5.1.1 <i>Business Understanding</i>	4
I.5.1.2 <i>Data Understanding</i>	4
I.5.2 Fase 2: Preparation & Modelling (<i>Persiapan dan Pemodelan</i>)	4
I.5.2.1 <i>Data Preparation</i>	4
I.5.2.2 <i>Data Modelling</i>	4
I.5.3 Fase 3: Evaluating (<i>Evaluasi</i>)	4
I.5.3.1 <i>Data Evaluation</i>	4
II STUDI LITERATUR	5
II.1 Kantin	5
II.2 Smart Canteen	6
II.3 Keamanan Pangan, Codex Alimentarius, dan Prinsip HACCP	7
II.4 Electronic Nose (E-Nose) dan Volatile Organic Compounds (VOC) pada Pangan	8
II.5 Sensor Gas MOS dan Keluarga MQ untuk Deteksi Keamanan Pangan	9
II.5.1 Rentang Deteksi Sensor MQ terhadap Gas Pembusukan	11
II.5.2 Ringkasan Temuan Sensitivitas Gas Berdasarkan Scopus	11
II.6 Sistem IoT untuk Pemantauan Kondisi Makanan	13
II.7 Machine Learning untuk Klasifikasi Kualitas Pangan	14
II.8 Sensor Fusion dan Feature Extraction dalam Freshness Detection (Fokus Multi-Sensor Gas)	16
II.9 Studi Sebelumnya	18

III ANALISIS MASALAH	21
III.1 Analisis Kondisi Saat Ini	21
III.2 Analisis Kebutuhan	22
III.2.1 Identifikasi Masalah Pengguna	23
III.2.2 Kebutuhan Fungsional	23
III.2.3 Kebutuhan Nonfungsional	24
III.3 Analisis Pemilihan Solusi	25
III.3.1 Alternatif Solusi	25
III.3.2 Analisis Penentuan Solusi	26
IV DESAIN KONSEP SOLUSI	28
IV.1 Desain Konsep Solusi – Pembuatan Model <i>Machine Learning</i>	28
IV.1.1 Pengumpulan <i>Dataset (Data Understanding)</i>	28
IV.1.2 Pra-pemrosesan Data (<i>Data Preparation</i>)	29
IV.1.3 Transformasi Fitur	29
IV.1.4 Pemodelan dan Pelatihan	29
IV.1.5 Klasifikasi Model dan Evaluasi	29
IV.1.6 Integrasi dan Prototipe	29
IV.2 Perbandingan Sistem Saat Ini dan Desain Konsep Solusi	30
IV.2.1 Sistem Saat Ini (<i>Before</i>)	30
IV.2.2 Desain Konsep Solusi (<i>After</i>)	32
V RENCANA SELANJUTNYA	34
V.1 Rencana Implementasi	34
V.1.1 Alat dan Bahan yang Diperlukan	34
V.1.1.1 Perangkat Sensor	34
V.1.1.2 Mikrokontroler dan Perangkat Akuisisi Data	34
V.1.1.3 Perangkat Jaringan dan IoT	35
V.1.1.4 Perangkat Komputasi untuk Pelatihan Model	35
V.1.1.5 Bahan Uji	35
V.1.1.6 Material Pendukung Eksperimen	35
V.1.2 Lingkungan dan Konfigurasi Sistem	36
V.1.2.1 Lingkungan Eksperimen	36
V.1.2.2 Konfigurasi Perangkat Keras	36
V.1.2.3 Konfigurasi Perangkat Lunak	37
V.1.2.4 Prosedur Konfigurasi Sistem	38
V.1.3 Estimasi Biaya Implementasi	38
V.1.4 Timeline Implementasi	39

V.2	Desain Pengujian dan Evaluasi	40
V.2.1	Skenario Pengujian	40
V.2.1.1	Skenario 1: Pengujian Fungsional Sistem	40
V.2.1.2	Skenario 2: Pengujian Kinerja Model <i>Machine Learning</i>	41
V.2.1.3	Skenario 3: Pengujian Penerimaan Pengguna (<i>User Acceptance Test</i>)	41
V.2.2	Ringkasan Tujuan Setiap Skenario	42

DAFTAR GAMBAR

III.1	Proses bisnis Smart Canteen	21
IV.1	Alur desain konsep solusi pembuatan model <i>machine learning</i> . . .	28
IV.2	Alur post-dining workflow sistem kantin di masa depan	30
IV.3	Desain konsep solusi sistem deteksi kondisi makanan berbasis <i>multi-gas sensor</i> dan <i>machine learning</i>	32
V.1	Timeline implementasi penelitian	40

DAFTAR TABEL

II.1	Ringkasan Kapabilitas Sensor MQ Berdasarkan Literatur 2015–2024	11
II.2	Studi Sebelumnya	19
II.2	Studi Sebelumnya (lanjutan)	20
III.1	Kebutuhan Fungsional Sistem	24
III.2	Kebutuhan Nonfungsional Sistem	25
III.3	Alternatif Solusi untuk Sistem Pemantauan Kesegaran Makanan . .	26
III.4	Penilaian Solusi Berdasarkan Kriteria Evaluasi	27
V.1	Estimasi biaya alat, bahan, dan sampel penelitian	39
V.2	Ringkasan tujuan setiap skenario pengujian	42

DAFTAR KODE

BAB I

PENDAHULUAN

I.1 Latar Belakang

Dalam operasional kantin, salah satu tantangan terbesar adalah memastikan bahwa makanan yang disajikan tetap aman dan layak konsumsi sepanjang siklus penyajiannya. Makanan yang telah melalui proses masak, penyimpanan, dan penyajian memiliki potensi mengalami penurunan kualitas hingga pembusukan (*spoilage*), yang sering kali tidak terlihat secara kasat mata. Kondisi ini berbahaya karena makanan yang terlihat baik secara visual bisa saja telah terkontaminasi atau mengalami perubahan kimia dan mikrobiologis yang membahayakan kesehatan konsumen.

Di banyak kantin, termasuk dalam ekosistem Smart Canteen yang sedang berkembang, penilaian terhadap kesegaran makanan masih dilakukan secara manual, berbasis indra penciuman, pengamatan visual, atau pengalaman subjektif penjual. Metode ini tidak hanya kurang akurat dan tidak konsisten, tetapi juga tidak memenuhi standar keamanan pangan yang menuntut proses pemantauan yang objektif, terukur, dan terdokumentasi. Ketidakmampuan mendeteksi *spoilage* secara dini dapat meningkatkan risiko keracunan makanan, menciptakan ketidaknyamanan konsumen, serta berdampak negatif pada reputasi layanan kantin.

Isu ini semakin relevan mengingat data FAO dan UNEP menunjukkan bahwa pembusukan pangan tidak hanya menimbulkan risiko kesehatan, tetapi juga menyumbang porsi signifikan dari *food waste* global. Lebih dari 25% *food waste* pada sektor layanan makanan sebenarnya dapat dicegah melalui sistem pemantauan kondisi makanan yang lebih akurat dan ilmiah.

Di tingkat internasional, Codex Alimentarius dan prinsip *Hazard Analysis and Critical Control Points* (HACCP) menekankan pentingnya pengendalian titik-titik kritis, termasuk pemantauan kualitas makanan setelah dimasak dan disajikan. Regulasi

nasional seperti Keputusan Menteri Kesehatan No. 942/2003 dan No. 1429/2006 juga mengharuskan setiap kantin memastikan kelayakan dan keamanan makanan yang disajikan. Namun dalam praktiknya, teknologi yang mendukung pemantauan *real-time* terhadap kesegaran makanan belum banyak diimplementasikan, khususnya pada fase *post-dining* di mana risiko *spoilage* meningkat.

Perkembangan teknologi sensor gas dan *machine learning* membuka peluang baru untuk mendeteksi gas volatil seperti ammonia, hydrogen sulfide, methane, dan VOC lain yang menjadi indikator kuat pembusukan makanan. Pendekatan ini menawarkan cara *non-destructive*, objektif, dan *real-time* untuk menilai kondisi makanan. Dengan mengintegrasikan sistem pendeteksi berbasis sensor MQ dalam ekosistem Smart Canteen, penilaian kesegaran makanan dapat dilakukan secara otomatis untuk mendukung keputusan seperti menyimpan, mendonasikan, atau membuang makanan, sehingga keamanan pangan terjamin dan *food waste* dapat ditekan.

I.2 Rumusan Masalah

Penelitian ini berfokus untuk mengembangkan model *machine learning* berbasis sensor gas MQ yang mampu mengklasifikasikan makanan sebagai *fresh* atau *spoiled* secara objektif.

Rumusan masalah penelitian adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mendeteksi tingkat kesegaran makanan secara objektif tanpa inspeksi manual pada lingkungan Smart Canteen?
2. Bagaimana membangun dan mengevaluasi model *machine learning* yang mampu mengklasifikasikan makanan ke dalam alur *fresh* atau *spoiled* berdasarkan data gas dari sensor MQ?
3. Bagaimana mengintegrasikan hasil klasifikasi kesegaran makanan ke dalam alur Food Waste Management untuk mendukung keputusan *storing*, *donation*, dan *disposal*?

I.3 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengembangkan sistem pemantauan kesegaran makanan berbasis *multi-gas sensor* MQ yang mampu mengukur kondisi makanan secara objektif.
2. Membangun dan mengevaluasi model *machine learning* yang dapat mengklasifikasikan makanan *fresh* atau *spoiled* berdasarkan data sensor gas dari

sensor MQ.

3. Merancang integrasi hasil klasifikasi ke dalam *workflow* Smart Canteen untuk mendukung keputusan pada proses *storing*, *donation*, dan *disposal*.

I.4 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki batasan-batasan sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada klasifikasi dua kondisi makanan, yaitu *fresh* dan *spoiled*, tanpa mencakup kategori *intermediate* seperti *almost spoiled* atau penilaian tingkat kerusakan yang lebih terperinci.
2. Data yang digunakan berasal dari pembacaan *multi-gas sensor* MQ (MQ8, MQ135, MQ4, MQ9, MQ2, MQ3) dalam bentuk nilai analog dan digital, tanpa melibatkan data visual, aroma manusia, suhu, kelembapan, atau sensor IoT tambahan lainnya.
3. Ruang lingkup sampel pangan dibatasi pada empat komoditas, yaitu daging ayam mentah, daging ikan mentah, buah pisang, dan buah apel. Pemilihan ini dilakukan karena komoditas tersebut umum dijual di kantin dan menghasilkan pola VOC yang dapat dideteksi oleh sensor MQ.
4. Model *machine learning* yang dibangun hanya bertujuan mendeteksi kondisi makanan berdasarkan pola gas, tanpa mencakup penjelasan penyebab kerusakan, prediksi waktu kedaluwarsa, atau estimasi *shelf-life*.
5. Integrasi sistem dengan *workflow* Smart Canteen dibatasi pada rekomendasi keputusan (*storing*, *donation*, *disposal*), tanpa mencakup implementasi penuh seperti sistem otomasi perangkat keras kantin.
6. Pengujian sistem dilakukan menggunakan *dataset* hasil eksperimen sendiri, yaitu data gas VOC yang dikumpulkan secara langsung selama proses pembusukan empat komoditas tersebut. Penelitian ini tidak menggunakan *dataset* resmi, termasuk *dataset* dari FAO atau sumber publik lainnya, karena belum tersedia *dataset* standar untuk pola emisi VOC pada makanan.

I.5 Metodologi

Metode yang akan dipilih dalam penelitian ini adalah CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai berikut:

I.5.1 Fase 1: Understanding (*Pemahaman*)

I.5.1.1 *Business Understanding*

Identifikasi permasalahan *food spoilage* dalam Smart Canteen dan kebutuhan sistem pemantauan kesegaran makanan yang objektif berbasis sensor gas.

I.5.1.2 *Data Understanding*

Eksplorasi *dataset* sensor MQ yang mencakup pembacaan sinyal gas pada makanan dalam kondisi *fresh* dan *spoiled*, termasuk analisis karakteristik data dan distribusinya.

I.5.2 Fase 2: Preparation & Modelling (*Persiapan dan Pemodelan*)

I.5.2.1 *Data Preparation*

Melakukan *filtering*, *transform*, penyesuaian data, *splitting* data pelatihan dan pengujian, serta pemilihan fitur yang relevan dari pembacaan sensor MQ.

I.5.2.2 *Data Modelling*

Membangun model klasifikasi menggunakan Logistic Regression, Random Forest, Decision Tree, dan KNN untuk mengklasifikasikan makanan sebagai *fresh* atau *spoiled* berdasarkan data sensor.

I.5.3 Fase 3: Evaluating (*Evaluasi*)

I.5.3.1 *Data Evaluation*

Mengevaluasi performa model menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, *Confusion Matrix*, dan *Cross-Validation*.

CRISP-DM cocok digunakan dalam penelitian ini karena metodologinya memberikan alur kerja yang terstruktur mulai dari pemahaman kebutuhan bisnis hingga evaluasi model.

BAB II

STUDI LITERATUR

II.1 Kantin

Kantin kampus merupakan salah satu fasilitas penting yang mendukung keberlangsungan aktivitas sivitas akademika. Selain menyediakan kebutuhan konsumsi sehari-hari, kantin juga menjadi ruang sosial tempat mahasiswa, dosen, maupun pegawai berinteraksi secara informal. Pada konteks kesehatan, keberadaan kantin yang mampu menyediakan pilihan makanan dan minuman yang layak, aman, serta bergizi merupakan faktor pendukung yang tidak dapat dikesampingkan. Pemenuhan kebutuhan nutrisi yang baik berkontribusi terhadap stamina, konsentrasi belajar, serta kesejahteraan mahasiswa secara umum.

Di balik fungsi penyediaan pangan, kantin juga memiliki peran edukatif. Lingkungan kantin dapat menjadi sarana penerapan budaya hidup sehat, pembiasaan perilaku bersih, serta implementasi nilai-nilai kedisiplinan dalam antre, memilih makanan, maupun menjaga kebersihan area makan. Selain itu, kantin menjadi pusat aktivitas sosial yang memperkuat interaksi antarmahasiswa di luar ruang kelas.

Tingginya ketergantungan komunitas kampus terhadap kantin memperlihatkan bahwa kualitas makanan, fasilitas penyimpanan, serta sistem pengelolaannya memiliki dampak langsung terhadap kesehatan pengguna.

Menurut Februhartanty dkk. (2018), pengelolaan kantin sehat perlu bertumpu pada empat aspek utama:

1. Komitmen dan Manajemen yang kuat melalui kebijakan dan pengawasan,
2. Sarana dan Prasarana yang memenuhi standar penyimpanan, penyajian, dan kebersihan,
3. Sumber Daya Manusia yang memahami prinsip keamanan pangan, dan
4. Mutu pangan yang harus dipastikan aman, layak, dan sesuai rekomendasi gizi.

Dengan demikian, penguatan pengelolaan kantin secara sistematis bukan hanya mendukung pemenuhan kebutuhan konsumsi, tetapi juga menjaga kualitas kesehatan komunitas kampus secara berkelanjutan.

II.2 Smart Canteen

Konsep *smart canteen* muncul sebagai respons terhadap kebutuhan pengelolaan kantin yang lebih efisien, higienis, dan berbasis data. Berbeda dengan kantin konvensional yang sebagian besar prosesnya dilakukan secara manual, *smart canteen* mengintegrasikan teknologi digital untuk meningkatkan kualitas layanan, transparansi, dan keamanan pangan. Pendekatan ini berupaya menghadirkan ekosistem kantin yang lebih modern dengan memanfaatkan otomasi, sensor, sistem informasi, hingga analitik data untuk mendukung pengambilan keputusan.

Pada praktiknya, *smart canteen* dapat mencakup berbagai aspek, seperti sistem pemesanan digital, pembayaran tanpa kontak, manajemen inventori otomatis, hingga pemantauan kualitas makanan secara *real-time*. Integrasi teknologi ini tidak hanya meningkatkan kenyamanan pengguna, tetapi juga meminimalkan potensi kesalahan manusia dalam pengelolaan pangan, terutama pada tahap penyimpanan dan penyajian.

Di lingkungan kampus, *smart canteen* memberikan manfaat strategis. Dengan jumlah pengguna yang besar dan alur konsumsi yang cepat, teknologi dapat membantu mempercepat layanan, mengurangi antrean, dan meningkatkan pengalaman makan mahasiswa dan staf. Lebih jauh lagi, penerapan sistem *monitoring* berbasis sensor memungkinkan pihak pengelola untuk menjaga standar mutu pangan secara konsisten. Misalnya, teknologi sensor dapat memantau suhu penyimpanan, kualitas udara, atau emisi gas tertentu yang menjadi indikator penurunan mutu makanan.

Proyek Smart Canteen ITB yang sedang dikembangkan menghadirkan gambaran nyata implementasi konsep ini. Sistem tersebut mencoba merampingkan alur pemesanan dan transaksi, sekaligus membuka peluang integrasi modul tambahan seperti pemantauan kualitas makanan. Dengan adanya otomasi dan digitalisasi, pengelola dapat memperoleh data akurat mengenai aktivitas kantin, pola konsumsi, hingga potensi risiko keamanan pangan.

Secara keseluruhan, *smart canteen* bukan hanya sekadar digitalisasi layanan kantin, tetapi sebuah pendekatan holistik untuk meningkatkan efisiensi operasional dan menjaga keamanan pangan. Dalam konteks penelitian ini, konsep *smart canteen*

memberikan landasan bagi integrasi teknologi sensor untuk mendukung tindakan preventif terhadap penurunan kualitas makanan, sehingga pengalaman makan di kantin menjadi lebih sehat, nyaman, dan terjamin.

II.3 Keamanan Pangan, Codex Alimentarius, dan Prinsip HACCP

Keamanan pangan (*food safety*) menjadi isu yang sangat penting dalam rantai penyediaan makanan, terutama di lingkungan pendidikan seperti kampus yang jumlah konsumsinya tinggi dan berlangsung setiap hari. Keamanan pangan merujuk pada seluruh prosedur dan kondisi yang diperlukan untuk mencegah kontaminasi biologis, kimia, maupun fisik yang dapat membahayakan konsumen. Dalam konteks kantin, keamanan pangan mencakup mulai dari pemilihan bahan baku, proses penyimpanan, pengolahan, penyajian, hingga pemantauan kondisi makanan selama berada di etalase atau meja saji.

Salah satu acuan internasional yang menjadi landasan dalam penetapan standar keamanan pangan adalah Codex Alimentarius. Codex merupakan kumpulan standar, pedoman, dan praktik internasional yang dikembangkan oleh FAO dan WHO untuk memastikan pangan aman, bermutu, serta diperdagangkan secara adil di tingkat *global*. Dokumen ini memberikan kerangka kerja yang dapat digunakan lembaga, industri pangan, maupun institusi pendidikan untuk menetapkan sistem pengawasan yang terstruktur.

Salah satu konsep kunci yang diatur dalam Codex adalah *Hazard Analysis and Critical Control Point* (HACCP). HACCP merupakan pendekatan sistematis untuk mengidentifikasi potensi bahaya dalam proses produksi maupun penyajian makanan, kemudian menentukan titik kendali kritis (*critical control points*) yang harus diawasi untuk mencegah terjadinya risiko. Prinsip-prinsip HACCP meliputi analisis bahaya, penetapan CCP, penentuan batas kritis, pemantauan, tindakan koreksi, verifikasi, dan dokumentasi.

Penerapan HACCP di kantin kampus menjadi sangat penting karena proses penyajian makanan berlangsung secara berulang setiap hari, dengan ragam hidangan dan kondisi penyimpanan yang dinamis. Pengawasan visual secara manual sering kali tidak cukup untuk mendeteksi perubahan kualitas makanan secara objektif. Oleh karena itu, integrasi teknologi seperti sensor gas atau sistem *monitoring* berbasis IoT dapat membantu mendukung prinsip HACCP, terutama pada aspek pemantauan kondisi makanan sepanjang siklus penyajiannya. Pendekatan ini memungkinkan deteksi dini terhadap potensi kerusakan atau kontaminasi sehingga risiko terhadap

konsumen dapat diminimalkan.

II.4 Electronic Nose (E-Nose) dan Volatile Organic Compounds (VOC) pada Pangan

Electronic nose (e-nose) merupakan perangkat berbasis sensor yang dirancang untuk meniru kemampuan sistem penciuman manusia dalam mendeteksi pola aroma tertentu. Pada konteks pangan, *e-nose* digunakan untuk mengenali perubahan komposisi gas yang dilepaskan oleh bahan makanan selama proses penyimpanan dan pembusukan. Perubahan aroma ini terjadi akibat terbentuknya senyawa volatil atau *volatile organic compounds* (VOC) yang muncul seiring degradasi biologis maupun kimia pada makanan. Sistem *e-nose* memanfaatkan kombinasi beberapa sensor gas untuk menangkap karakteristik VOC tersebut, kemudian mengubahnya menjadi pola sinyal yang dapat dianalisis secara komputasional.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa profil VOC dapat menjadi indikator objektif kesegaran makanan. Studi *e-nose* yang dilakukan oleh Hasan dkk. (November 2012) pada daging sapi dan ikan menunjukkan bahwa proses pembusukan memicu munculnya gas seperti ammonia, toluene, hydrogen, dan komponen volatil lainnya, yang dapat ditangkap menggunakan sensor MOS (*Metal Oxide Semiconductor*). Dalam penelitian tersebut, *array sensor* seperti MQ3, GSBT11, TGS826, dan sensor MOS lain mampu membedakan dengan jelas kondisi *fresh* dan *rotten* melalui sinyal *steady-state* dari masing-masing sensor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pola VOC yang direkam oleh *e-nose* memiliki korelasi kuat dengan kondisi mikrobiologis bahan pangan, sehingga dapat dimanfaatkan untuk klasifikasi otomatis tingkat kesegarannya.

Temuan serupa juga muncul pada penelitian Stephan dkk. (December 2025) yang mengembangkan sistem pemantauan kesegaran pada *smart vending cart*. Sistem tersebut menggunakan kombinasi sensor MQ2 (hydrogen), MQ9 (*carbon monoxide*), MQ135 (ammonia), dan MQ138 (toluene) untuk mengamati dinamika gas yang muncul akibat kerusakan produk segar. Analisis *feature importance* dalam model *machine learning* menunjukkan bahwa selain faktor lingkungan seperti suhu dan kelembaban, sensor VOC—khususnya MQ135 dan MQ138—memiliki kontribusi besar dalam mengidentifikasi tingkat *spoilage*. Hal ini memperkuat premis bahwa VOC merupakan salah satu indikator kunci dalam penentuan kualitas makanan secara *non-destructive*.

Secara prinsip, *e-nose* bekerja dengan menempatkan sampel makanan pada ruang

tertutup sehingga senyawa volatil yang dilepaskan dapat terakumulasi dan dideteksi secara stabil oleh sensor. Setiap sensor bereaksi terhadap spektrum gas tertentu dan menghasilkan sinyal listrik yang mencerminkan konsentrasi relatif gas tersebut. Pola respons seluruh sensor kemudian dikombinasikan untuk membentuk “*fingerprint* aroma” yang unik bagi tiap kondisi pangan. Karena makanan berbeda jenis menghasilkan VOC yang berbeda pula, penggunaan beberapa sensor sekaligus (*sensor array*) menjadi penting agar sistem mampu menangkap variasi tersebut secara lebih menyeluruh.

Pendekatan *e-nose* sangat sesuai untuk diterapkan dalam sistem pemantauan kualitas makanan pada kantin karena memiliki beberapa keunggulan:

1. mampu mendeteksi perubahan kualitas sebelum makanan tampak rusak secara visual,
2. tidak memerlukan kontak langsung dengan sampel,
3. dapat bekerja secara kontinu sebagai bagian dari sistem IoT, dan
4. dapat dikombinasikan dengan algoritma *machine learning* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

Dengan berkembangnya teknologi IoT dan komputasi berbasis sensor, *e-nose* menjadi salah satu metode yang paling menjanjikan untuk memonitor kondisi pangan secara objektif dan *real-time*. Dalam konteks kantin kampus, penggunaan pendekatan ini dapat membantu memastikan makanan tetap aman dikonsumsi, mendukung penerapan prinsip HACCP pada tahap penyajian, serta meningkatkan efektivitas sistem *smart canteen* secara keseluruhan.

II.5 Sensor Gas MOS dan Keluarga MQ untuk Deteksi Keamanan Pangan

Sensor gas berbasis *metal oxide semiconductor* (MOS) merupakan salah satu teknologi yang banyak digunakan dalam sistem pemantauan kualitas pangan karena kemampuannya mendeteksi perubahan komposisi gas yang dihasilkan bahan makanan selama penyimpanan maupun proses pembusukan. Sensor MOS bekerja berdasarkan perubahan resistansi lapisan semikonduktor ketika berinteraksi dengan gas tertentu. Perubahan resistansi ini menghasilkan keluaran listrik yang dapat diolah menjadi informasi mengenai konsentrasi gas yang terdeteksi. Kepekaan sensor MOS terhadap berbagai senyawa volatil menjadikannya salah satu komponen utama dalam pengembangan *electronic nose* (*e-nose*) untuk mendeteksi *spoilage* secara *non-destructive*.

Keluarga sensor MQ termasuk jenis sensor MOS yang paling umum digunakan da-

lam aplikasi kualitas udara, emisi gas, dan pendeteksian kualitas makanan. Setiap tipe sensor MQ memiliki sensitivitas gas yang berbeda-beda, sehingga kombinasi beberapa sensor dapat membentuk profil aroma yang lebih komprehensif. Misalnya, MQ2 sensitif terhadap hidrogen dan gas mudah terbakar, MQ9 mendeteksi *carbon monoxide*, MQ135 bereaksi kuat terhadap ammonia serta gas berbahaya lainnya, dan MQ138 mampu mengenali toluene serta sejumlah *volatile organic compounds* (VOC). Gas-gas tersebut seringkali muncul sebagai hasil degradasi bahan pangan, sehingga keberadaannya menjadi indikator yang baik untuk menilai tingkat kesegaran.

Dalam penelitian *e-nose* oleh Hasan dkk. (November 2012), sensor MOS termasuk MQ3, GSBT11, dan TGS826 berhasil memetakan pola gas antara daging segar dan daging yang telah membusuk. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa sensor MOS mampu menangkap perubahan konsentrasi gas volatil seperti ammonia dan alkohol yang dilepaskan selama proses pembusukan, sehingga menghasilkan sinyal berbeda yang dapat digunakan sebagai masukan bagi algoritma klasifikasi. Hasil penelitian tersebut menegaskan bahwa penggunaan *sensor array*—bukan satu sensor tunggal—lebih efektif untuk mengidentifikasi kondisi makanan karena setiap sensor memiliki spektrum sensitivitas yang berbeda.

Studi lain oleh Stephan dkk. (December 2025) semakin memperkuat relevansi sensor MQ untuk deteksi *spoilage*. Dalam sistem *smart vending cart* yang mereka kembangkan, sensor MQ2, MQ9, MQ135, dan MQ138 digunakan untuk membaca emisi gas dari produk segar selama penyimpanan. Analisis *feature importance* pada model klasifikasi menunjukkan bahwa MQ135 (ammonia) dan MQ138 (toluene) merupakan dua sensor dengan kontribusi tertinggi terhadap akurasi prediksi tingkat kesegaran. Hal ini selaras dengan temuan bahwa ammonia dan VOC aromatik merupakan biomarker utama dari proses pembusukan pangan. Dengan demikian, penggunaan sensor MQ dapat memberikan informasi yang kaya untuk mendukung sistem pemantauan kualitas pangan berbasis *machine learning*.

II.5.1 Rentang Deteksi Sensor MQ terhadap Gas Pembusukan

Tabel II.1 Ringkasan Kapabilitas Sensor MQ Berdasarkan Literatur 2015–2024

Sensor	Target Gas	Rentang Deteksi	Aplikasi pada Spoilage	Catatan Keterbatasan
MQ2	LPG, H ₂ , metana, CO	200–10,000 ppm	Mendeteksi methane dan hydrogen di tahap awal pembusukan	Cross-sensitivity, pengaruh kelembapan
MQ3	Etanol, metanol	10-500 ppm	Sensitif terhadap alkohol dari fermentasi dan pembusukan mikroba	Selektivitas terbatas pada alkohol
MQ4	Metana, gas natural	200–10,000 ppm	Mendeteksi methane dari spoilage anaerob	Sensitivitas terbatas pada methane
MQ8	Hidrogen	100–10,000 ppm	Mendeteksi hydrogen sebagai gas metabolik dari aktivitas mikroba	Respon rendah terhadap gas spoilage lain
MQ9	Carbon monoksida, metana, LPG	10–10,000 ppm (CO)	Mendeteksi CO dan methane dalam proses degradasi bahan organik	Cross-sensitivity terhadap berbagai gas
MQ135	NH ₃ (H ₂ S)	10-1,000 ppm	Sangat sensitif terhadap Ammonia pada daging dan seafood	Selektivitas rendah, mudah drift

II.5.2 Ringkasan Temuan Sensitivitas Gas Berdasarkan Scopus

Berdasarkan literatur sistematis dari penelitian 2015–2024, berikut adalah ringkasan kemampuan sensor dalam mendeteksi gas pembusukan utama:

Amonia (NH₃)

Colorimetric sensor dan sensor MOS mampu mendeteksi NH_3 pada 105 ppb–200 ppm, sesuai untuk *monitoring* daging.

(Siribunbandal dkk. 2023); (Sun, Rotaru, dan Garcia 2022).

Etanol

Sensor MQ3 mampu mendeteksi etanol dengan MAE sekitar 3.71 ppm, relevan untuk *spoilage* buah.

(Luo dkk. 2023).

Metana (CH_4)

Sensor MQ2 dan MQ4 mendeteksi metana pada kisaran 200–10.000 ppm, yang sering muncul akibat fermentasi anaerob pada daging maupun produk susu. MQ2 juga mendeteksi hydrogen dan VOC lain yang terkait tahap awal pembusukan.

(Haugen dkk. 2006).

VOCs kompleks

Sensor array dan *machine learning* mampu mengklasifikasikan tahapan pembusukan dengan akurasi > 99%, meskipun konsentrasi VOC sangat bervariasi menurut jenis makanan.

(Guo dkk. 2021); (Haugen dkk. 2006).

Selain sensitivitasnya yang tinggi terhadap VOC, sensor MQ memiliki kelebihan lain yang membuatnya cocok digunakan dalam sistem pemantauan kantin, seperti harga yang terjangkau, kemudahan integrasi dengan mikrokontroler, serta kemampuannya bekerja dalam jangka panjang. Meski demikian, sensor MQ memerlukan proses kalibrasi berkala untuk menjaga akurasi pembacaan, dan pembacaan sensor dapat terpengaruh oleh suhu serta kelembaban lingkungan. Oleh karena itu, kombinasi sensor gas dengan sensor lingkungan seperti DHT11/DHT22 sering digunakan untuk memperbaiki kestabilan data dan mendukung proses *sensor fusion*.

Secara keseluruhan, keberadaan keluarga sensor MQ menjadi bagian fundamental dalam sistem *monitoring* kualitas makanan berbasis IoT. Sensor ini memungkinkan pengumpulan data gas secara kontinu, memberikan indikator awal terjadinya *spoilage*, dan menyediakan sinyal yang dapat diolah oleh algoritma kecerdasan buatan.

an. Dalam konteks *smart canteen*, integrasi sensor MQ mendukung upaya menjaga keamanan pangan dengan memberikan peringatan dini terhadap potensi kerusakan makanan, sehingga mendukung penerapan prinsip HACCP pada tahap penyajian.

II.6 Sistem IoT untuk Pemantauan Kondisi Makanan

Internet of Things (IoT) telah menjadi salah satu pendekatan paling efektif dalam meningkatkan efisiensi dan ketelusuran sistem pangan, termasuk pada tahap penyimpanan dan penyajian makanan. Dalam konteks kantin, IoT memungkinkan proses pemantauan kondisi pangan dilakukan secara *real-time* melalui integrasi sensor, perangkat pemrosesan, dan jaringan komunikasi. Sistem ini berfungsi sebagai fondasi bagi konsep *smart canteen*, di mana informasi mengenai kualitas makanan dapat dikumpulkan secara otomatis, dianalisis, dan digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan.

Konsep dasar IoT dalam pemantauan pangan mencakup tiga komponen utama: pengumpulan data menggunakan sensor, pemrosesan dan pengiriman data melalui mikrokontroler atau perangkat *gateway*, serta visualisasi atau tindakan lanjutan berbasis data. Tundjungsari (2025) menekankan bahwa IoT sangat relevan dalam strategi pengelolaan pangan modern karena memungkinkan *monitoring* berkelanjutan terhadap parameter lingkungan seperti suhu, kelembaban, dan kualitas udara. Parameter-parameter ini merupakan faktor kritis dalam menentukan stabilitas dan keamanan makanan, terutama di lingkungan penyajian seperti kantin kampus.

Penerapan IoT dalam pemantauan kualitas makanan telah dibuktikan melalui berbagai penelitian. Salah satunya ditunjukkan oleh Hasan dkk. (November 2012) melalui penggunaan *e-nose* berbasis sensor gas MOS yang memanfaatkan mikrokontroler 8051 dan modul komunikasi nirkabel untuk mengirimkan data odor secara *real-time*. Arsitektur tersebut menggambarkan bagaimana perangkat IoT beroperasi: sensor menangkap pola gas, mikrokontroler memproses sinyal awal, dan data dikirim menuju server untuk dianalisis lebih lanjut menggunakan algoritma klasifikasi. Pendekatan terdistribusi ini memungkinkan perangkat genggam digunakan dalam inspeksi pasar atau ruang penyimpanan tanpa perlu membawa komputer besar.

Pengembangan lebih lanjut dari sistem IoT untuk pemantauan pangan dapat dilihat pada penelitian Stephan dkk. (December 2025) yang merancang *smart vending cart* dengan sistem pemantauan kesegaran berbasis sensor MQ2, MQ9, MQ135, dan MQ138. Pada sistem tersebut, mikrokontroler NodeMCU mengumpulkan data

sensor, melakukan komputasi ringan, kemudian mengirimkan data atau parameter model ke server pusat melalui jaringan nirkabel. Sistem tersebut juga dilengkapi aktuator seperti Peltier *cooler* dan *humidifier* yang diatur otomatis berdasarkan kondisi lingkungan, memungkinkan kontrol komprehensif terhadap penyimpanan makanan. Dengan demikian, IoT tidak hanya berperan sebagai sistem pemantauan, tetapi juga mendukung otomatisasi tindakan untuk menjaga kualitas pangan.

Salah satu keunggulan IoT dalam pemantauan makanan adalah kemampuannya menyediakan data berkesinambungan yang dapat digunakan untuk mendeteksi perubahan kecil secara dini. Dalam lingkungan kantin, hal ini sangat penting mengingat makanan yang disajikan dapat mengalami penurunan kualitas dalam waktu singkat akibat paparan suhu ruang, kelembaban rendah atau tinggi, serta kontaminasi silang. Sensor IoT memungkinkan deteksi dini terhadap indikasi *spoilage* melalui pembacaan VOC, suhu, dan kelembaban, sehingga dapat mencegah makanan tidak layak konsumsi tersaji bagi pelanggan. Selain itu, data historis dari sensor dapat digunakan untuk analisis pola, evaluasi risiko, dan peningkatan prosedur penanganan pangan di masa mendatang.

Namun demikian, implementasi IoT dalam pemantauan makanan juga menghadapi beberapa tantangan, seperti kebutuhan kalibrasi sensor yang konsisten, keterbatasan daya perangkat, kestabilan jaringan komunikasi, serta kebutuhan pengolahan data yang efektif di sisi perangkat maupun server. Stephan dkk. (December 2025) menekankan bahwa penggunaan teknik komputasi efisien dan manajemen daya berbasis kontrol otomatis dapat mengatasi sebagian tantangan tersebut, khususnya pada sistem yang beroperasi dalam kondisi terbatas seperti gerobak makanan dan kantin kecil.

Secara keseluruhan, IoT menyediakan kerangka kerja yang kokoh untuk pengawasan kualitas makanan di lingkungan kantin. Integrasi sensor, mikrokontroler, dan jaringan komunikasi menciptakan sistem *monitoring* yang objektif, responsif, dan terukur. Dengan menggabungkan IoT dengan pendekatan *e-nose* dan analisis *machine learning*, *smart canteen* dapat memantau kondisi makanan secara menyeluruh serta menjaga keamanan pangan sesuai standar HACCP dan Codex Alimentarius.

II.7 Machine Learning untuk Klasifikasi Kualitas Pangan

Perkembangan teknologi sensor dan *Internet of Things* (IoT) membuka peluang besar bagi pemanfaatan *machine learning* (ML) dalam menilai kondisi dan kualitas makanan secara otomatis. *Machine learning* mampu mengenali pola kompleks pa-

da data sensor yang tidak dapat diidentifikasi secara visual atau manual, sehingga sangat sesuai digunakan untuk mendeteksi perubahan kualitas makanan akibat proses pembusukan. Pada lingkungan kantin, metode ini dapat memberikan penilaian objektif mengenai kesegaran pangan dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dalam konteks keamanan makanan.

Penggunaan *machine learning* dalam klasifikasi *spoilage* telah diimplementasikan dalam berbagai penelitian. Hasan dkk. (November 2012) menunjukkan bahwa pola emisi gas dari daging sapi dan ikan yang membusuk dapat dipetakan menggunakan *electronic nose* berbasis sensor MOS. Dalam studi tersebut, tiga model ML diuji—*Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Hasilnya, KNN memberikan kinerja terbaik dengan akurasi 96,2%, mengungguli ANN maupun SVM. Temuan ini menegaskan bahwa algoritma sederhana seperti KNN dapat bekerja sangat baik ketika pola data sensor cukup terpisah dan jumlah fitur tidak terlalu tinggi. Penelitian tersebut juga menekankan pentingnya proses ekstraksi fitur *steady-state* dari sinyal sensor untuk meningkatkan performa klasifikasi.

Penelitian Stephan dkk. (December 2025) menunjukkan gambaran lebih komprehensif mengenai bagaimana *machine learning* diaplikasikan dalam sistem IoT untuk pemantauan kesegaran pangan. Dalam studi tersebut, sensor lingkungan dan sensor gas (MQ2, MQ9, MQ135, MQ138) digunakan untuk membangun *dataset* multivariat yang mencerminkan kondisi produk segar selama penyimpanan. Model *Decision Tree* digunakan sebagai model dasar, kemudian dikembangkan dalam berbagai skema *federated learning*. Keunggulan *Decision Tree* terletak pada kemampuannya menangani data *non-linear* serta memberikan interpretabilitas melalui struktur pohon keputusan. Model ini juga menunjukkan performa tinggi ketika diintegrasikan dalam *ensemble* maupun *meta-learning*, mencapai akurasi hingga 99,97%. Penelitian tersebut memperlihatkan bagaimana ML tidak hanya membantu mengenali *spoilage*, tetapi juga mendukung arsitektur pemrosesan terdistribusi.

Di sisi lain, berbagai penelitian menyatakan bahwa *machine learning* memiliki peran penting dalam meningkatkan efektivitas sistem *monitoring* pangan berbasis IoT. Tundjungsari (2025) menggarisbawahi bahwa integrasi ML dengan sensor data dapat digunakan untuk mendeteksi pola ketidakwajaran (*anomaly detection*) atau untuk melakukan klasifikasi kondisi makanan dalam sistem manajemen *food waste*. Teknologi ML membantu menentukan apakah suatu pangan masih layak konsumsi, membutuhkan tindakan penanganan, atau harus dibuang sesuai standar keamanan

pangan. Pendekatan analitis seperti ini memungkinkan lembaga maupun penyedia layanan kantin membuat keputusan lebih akurat dan sistematis.

Algoritma yang umum digunakan dalam klasifikasi kualitas pangan antara lain *logistic regression*, *decision tree*, *random forest*, dan KNN. *Logistic regression* memberikan interpretasi yang sederhana dan cocok untuk data yang relatif *linear*. *Decision tree* menawarkan kemampuan pemisahan fitur yang jelas, sedangkan *random forest* memperbaiki stabilitas dengan menggabungkan banyak pohon keputusan. KNN, seperti yang dibuktikan Hasan dkk. (November 2012), dapat menghasilkan akurasi tinggi pada data sensor yang memiliki *cluster* pola yang kuat. Pemilihan algoritma sangat bergantung pada karakteristik data, termasuk keberadaan *noise*, jumlah fitur, dan distribusi kelas pada *dataset*.

Selain algoritma klasifikasi, keberhasilan sistem *machine learning* juga ditentukan oleh tahapan pra-proses seperti normalisasi data, reduksi *noise*, dan pemilihan fitur. Dalam penelitian *e-nose*, ekstraksi nilai *steady-state* dari sinyal sensor terbukti meningkatkan *robustness* model, sedangkan dalam sistem IoT berbasis *vending cart*, pendekatan seperti kalibrasi sensor, deteksi *outlier*, dan penanganan data hilang menjadi bagian penting yang menentukan kualitas hasil belajar. Dengan data yang bersih dan representatif, model ML mampu mengungkap hubungan *non-linear* antara kondisi lingkungan, komposisi gas volatil, dan tingkat kerusakan makanan.

Dengan demikian, *machine learning* menjadi komponen penting dalam sistem pemantauan pangan modern. ML tidak hanya memberikan prediksi *spoilage* yang akurat, tetapi juga mendukung implementasi sistem *smart canteen* yang lebih responsif terhadap perubahan kondisi makanan. Integrasi ML dan data sensor membuka peluang bagi penerapan pemantauan kualitas pangan yang bersifat otomatis, objektif, serta selaras dengan prinsip keamanan pangan seperti HACCP dan Codex Alimentarius.

II.8 Sensor Fusion dan Feature Extraction dalam Freshness Detection (Fokus Multi-Sensor Gas)

Pendekatan *multi-sensor gas* merupakan inti dari berbagai sistem deteksi kesegaran pangan berbasis *electronic nose* (*e-nose*). Prinsipnya adalah bahwa proses pembusukan makanan menghasilkan berbagai senyawa volatil yang berbeda—seperti ammonia, hidrogen, alkohol, sulfur volatil, dan *volatile organic compounds* (VOC) lainnya. Setiap jenis sensor gas memiliki sensitivitas terhadap gas tertentu, sehingga kombinasi beberapa sensor digunakan untuk menangkap spektrum aroma yang

lebih lengkap. Penggabungan informasi ini secara kolektif dikenal sebagai *sensor fusion*.

Pada sistem *e-nose*, *sensor fusion* berfungsi untuk menghasilkan “*fingerprint aroma*” yang khas bagi setiap kondisi makanan. Daripada mengandalkan satu sensor MQ yang hanya peka terhadap satu atau dua jenis gas, sistem *multi-sensor* memadukan respons dari berbagai MQ—misalnya MQ2, MQ3, MQ4, MQ8, MQ9, dan MQ135—untuk memperoleh pola sinyal yang lebih kaya. Pendekatan ini membuat sistem lebih tangguh terhadap variasi komposisi gas yang dihasilkan makanan, sehingga meningkatkan akurasi dalam membedakan antara makanan yang masih layak konsumsi dan yang sudah mengalami *spoilage*.

Penelitian Hasan dkk. (November 2012) memberikan dasar kuat mengenai efektivitas *multi-sensor gas* dalam deteksi kualitas makanan. Dalam penelitian tersebut, *array* berisi delapan sensor MOS digunakan untuk mengidentifikasi perbedaan aroma antara daging sapi dan ikan dalam kondisi segar maupun membusuk. Hasilnya menunjukkan bahwa masing-masing sensor menghasilkan pola respon yang berbeda terhadap volatil tertentu, namun ketika dikombinasikan, pola tersebut membentuk representasi aroma yang stabil dan mudah diklasifikasikan oleh algoritma *machine learning*. Temuan tersebut memperkuat konsep bahwa *fusion* antar sensor gas mampu menangkap variasi VOC yang kompleks sehingga lebih akurat dalam mendeteksi *spoilage*.

Stephan dkk. (December 2025) juga menggunakan pendekatan serupa dengan memanfaatkan empat sensor MQ (MQ2, MQ9, MQ135, dan MQ138) untuk memantau kualitas produk segar dalam sistem *smart vending cart*. Analisis *feature importance* pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa sensor gas tertentu—khususnya MQ135 dan MQ138—memiliki kontribusi tinggi dalam menentukan tingkat kesegaran makanan karena peka terhadap ammonia dan toluene, dua gas yang sangat erat kaitannya dengan proses dekomposisi pangan. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun jumlah sensor terbatas, *fusion* antar sensor gas tetap mampu memberikan representasi yang kuat untuk membedakan berbagai tingkat kesegaran makanan.

Agar data *multi-sensor* dapat digunakan secara efektif oleh model klasifikasi, diperlukan proses *feature extraction* untuk mereduksi *noise* dan mengekstraksi informasi utama dari sinyal sensor. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah mengambil nilai *steady-state*—yakni nilai maksimum absolut atau nilai stabil dari kurva respon sensor setelah fase transien. Dalam penelitian Hasan dkk. (November 2012), teknik ini terbukti menghasilkan fitur yang konsisten dan menjadi masukan

yang efektif untuk model ANN, SVM, dan KNN. Pendekatan tersebut sangat cocok untuk sensor MQ yang umumnya menunjukkan kurva respon naik dan stabil ketika mendeteksi gas pada konsentrasi tertentu.

Selain itu, *feature extraction* juga dapat mencakup proses seperti normalisasi sinyal, perataan menggunakan *moving average*, dan eliminasi data anomali. Meskipun metode pengolahan data dapat bervariasi, tujuannya tetap sama: memastikan pola respon antar sensor gas dapat direpresentasikan secara jelas agar model *machine learning* mampu memetakan hubungan antara pola VOC dan tingkat *spoilage* makanan.

Secara keseluruhan, *sensor fusion* dan *feature extraction* memainkan peran penting dalam sistem deteksi kesegaran pangan berbasis sensor gas. Integrasi beberapa sensor MQ memungkinkan sistem memperoleh gambaran lebih komprehensif mengenai emisi VOC dari makanan, sementara teknik ekstraksi fitur memastikan sinyal sensor dapat dianalisis secara efisien oleh algoritma klasifikasi. Pendekatan *multi-sensor gas* ini sangat relevan untuk digunakan dalam penelitian pemantauan kualitas makanan di kantin, karena menawarkan metode deteksi yang cepat, *non-destructive*, dan akurat dalam mengidentifikasi penurunan kualitas pangan.

II.9 Studi Sebelumnya

Beberapa penelitian terkait yang dijadikan sebagai referensi dalam penelitian tugas akhir dan rancangan modul sistem diuraikan di bawah ini.

Tabel II.2 Studi Sebelumnya

Judul (Penu-lis)	Metodologi	Kontribusi Uta-ma	Keterbatasan
Food Waste Management Strategy with Green and Digital Technology (Vitri Tundjungsih, 2025)	Perbandingan 5 pendekatan digital: Computer Vision, Sensor-based Monitoring, Sensor Fusion + ML, Object Detection, dan <i>Rule-based Systems</i> ; menggunakan kerangka AI + IoT untuk <i>edibility detection</i> dan <i>smart sorting</i>	Memberikan model strategi yang menggabungkan AI, IoT, dan <i>green technology</i> untuk mendeteksi kelayakan makanan (appetance, smell, gas, temperature) dan menentukan jalur pemanfaatan (donation, animal feed, composting)	Pendekatan sebagian besar konseptual; model Computer Vision & sensor fusion belum diimplementasikan secara penuh. Membutuhkan dataset besar dan berkualitas tinggi.
Meat and Fish Freshness Inspection System Based on Odor Sensing (Najamul Hasan, Naveed Ejaz, Waleed Ejaz, Hyung Seok Kim — 2012)	Pengembangan <i>electronic nose</i> berbasis MOS gas sensor array (8 sensor); preprocessing (moving average filtering); <i>feature extraction</i> (steady-state math); perbandingan 3 model klasifikasi (ANN, SVM, KNN)	Menghasilkan sistem inspeksi kesegaran daging rendah biaya yang mampu mendeteksi daging busuk melalui pola gas dengan akurasi tertinggi (96,6%); menyediakan arsitektur lengkap (handheld device + server) untuk inspeksi makanan di butcher shop	Hanya diuji pada dua jenis makanan (beef dan fish); tidak menangani klasifikasi multi-item; membutuhkan chamber dan kondisi eksperimen terkontrol; model ANN/SVM kurang optimal; belum diuji pada lingkungan kantin atau makanan olahan

Bersambung ke halaman berikutnya

Tabel II.2 Studi Sebelumnya (lanjutan)

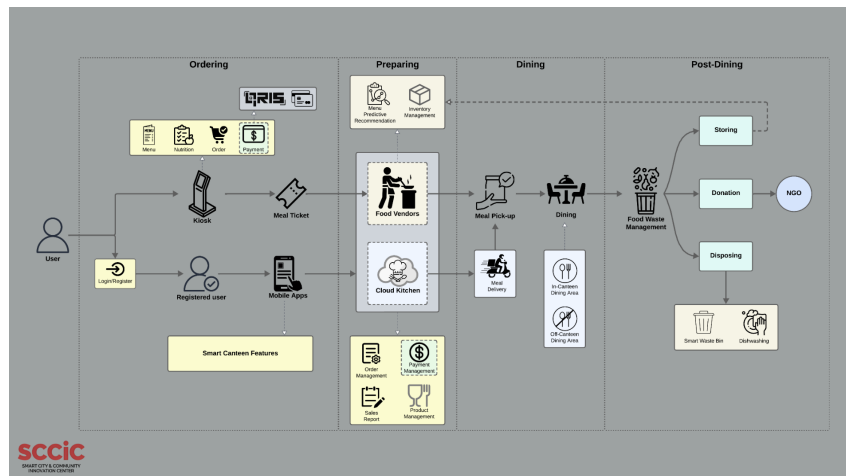
Judul (Penulis)	Metodologi	Kontribusi Utama	Keterbatasan
<i>Federated learning-driven IoT system for automated freshness monitoring in resource-constrained vending carts</i> (Stephan dkk., 2025)	IoT + gas sensors MQ2 (Hydrogen), MQ9 (CO), MQ135 (Ammonia), MQ138 (Toluene) untuk memantau emisi <i>spoilage</i> . Decision Tree classifier digunakan sebagai local model setiap cart	Mengonfirmasi efektivitas MO-series gas sensors untuk mendeteksi sinyal kimia pembusukan secara <i>real-time</i> . Menunjukkan bahwa kombinasi gas sensor + ML dapat menghasilkan klasifikasi freshness akurasi sangat tinggi (hingga 99.97%).	Sistem sangat kompleks (FL + ensemble), kurang cocok untuk implementasi UMKM/kantin sederhana.

BAB III

ANALISIS MASALAH

III.1 Analisis Kondisi Saat Ini

Proses bisnis pada sistem *smart canteen* secara umum terbagi ke dalam empat fase utama, yaitu *ordering*, *preparing*, *dining*, dan *post-dining*, seperti ditunjukkan pada Gambar III.1. Setiap fase telah dilengkapi dengan alur digital yang mendukung efisiensi, mulai dari pemesanan melalui aplikasi atau kiosk, pengelolaan menu dan inventori oleh vendor, hingga sistem pengambilan makanan dan area makan yang terintegrasi.



Gambar III.1 Proses bisnis Smart Canteen

Namun, pada fase *post-dining*, teknologi pendukung *food waste management* masih belum optimal. Saat ini belum tersedia mekanisme otomatis yang mampu menilai kualitas atau kesegaran makanan sisa, sehingga keputusan seperti menyimpan, mendonasikan, atau membuang makanan sepenuhnya bergantung pada penilaian manual.

Para pengelola dan penjual masih mengandalkan indra penciuman, observasi visu-

al, dan *feeling* pribadi untuk menentukan apakah makanan masih layak konsumsi pada hari berikutnya. Praktik ini tidak hanya rentan terhadap subjektivitas dan kesalahan, tetapi juga meningkatkan risiko keamanan pangan serta dapat menghambat pengambilan keputusan yang tepat dalam pengelolaan limbah makanan. Kondisi ini menunjukkan perlunya fitur pendukung yang lebih objektif dan terukur untuk membantu proses evaluasi kesegaran makanan dalam konteks *smart canteen* modern.

III.2 Analisis Kebutuhan

Berdasarkan analisis kondisi *smart canteen* saat ini, terdapat kebutuhan penting untuk menghadirkan mekanisme pemantauan kualitas makanan yang lebih objektif, terstandarisasi, dan mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual. Proses penentuan kesegaran makanan—khususnya setelah fase penyajian (*post-dining*)—masih bergantung pada persepsi subjektif seperti penciuman dan pengalaman pribadi penjual. Metode ini berisiko menimbulkan kesalahan penilaian, tidak konsisten antar individu, serta tidak memenuhi standar keamanan pangan nasional maupun global (misalnya prinsip *Codex Alimentarius* dan HACCP).

Oleh karena itu, *smart canteen* memerlukan sistem yang mampu memberikan data ilmiah dan terukur untuk mendeteksi indikasi pembusukan makanan secara dini. Sistem tersebut harus mampu:

1. Mengidentifikasi perubahan kualitas makanan melalui indikator yang reliabel, seperti emisi gas pembusukan dari makanan sisa.
2. Menghasilkan keputusan berbasis data untuk menentukan apakah makanan masih layak disimpan, didonasikan, atau harus dibuang dalam alur *food waste management*.
3. Menjamin keamanan pangan dengan memenuhi standar yang berlaku serta meminimalkan potensi kontaminasi dan risiko kesehatan konsumen.
4. Mendukung otomasi dan efisiensi operasional, sehingga proses evaluasi kualitas makanan tidak lagi sepenuhnya mengandalkan *feeling* penjual.

Dengan demikian, kebutuhan utama yang muncul adalah pengembangan sistem pemantauan kesegaran makanan berbasis sensor yang mampu memberikan output evaluatif secara konsisten, akurat, dan *real time*. Kehadiran sistem ini tidak hanya meningkatkan keamanan pangan, tetapi juga menjadi fondasi bagi *smart canteen* yang ideal, berkelanjutan, dan mampu menekan *food waste* melalui pengambilan keputusan yang tepat pada fase *post-dining*.

III.2.1 Identifikasi Masalah Pengguna

Dalam konteks operasional *smart canteen*, khususnya pada fase *post-dining*, pengelola dan penjual menghadapi beberapa permasalahan yang menghambat penilaian kondisi makanan secara akurat. Masalah-masalah utama tersebut meliputi:

1. **Penilaian kesegaran yang subjektif**

Pemeriksaan makanan masih mengandalkan indra penciuman, visual, dan pengalaman personal sehingga hasilnya tidak konsisten dan rentan kesalahan.

2. **Tidak tersedianya indikator objektif untuk mendukung keputusan**

Pengguna tidak memiliki data terukur yang dapat dijadikan dasar dalam menentukan apakah makanan masih aman, sehingga keputusan penyimpanan atau pembuangan sering bersifat spekulatif.

3. **Risiko keamanan pangan yang sulit terdeteksi**

Tanpa pemantauan ilmiah, potensi pembusukan atau kontaminasi dini tidak dapat diidentifikasi, sehingga meningkatkan risiko bagi konsumen dan operasional kantin.

4. **Kesulitan menentukan tindakan dalam alur *food waste management***

Ketiadaan sistem pendukung membuat penjual kesulitan menentukan apakah makanan sebaiknya disimpan, didonasikan, atau dibuang, yang dapat berujung pada pemborosan atau penyajian makanan yang tidak aman.

III.2.2 Kebutuhan Fungsional

Berdasarkan identifikasi masalah pengguna yang telah dijabarkan, sistem pemantauan kesegaran makanan harus memiliki beberapa kemampuan fungsional kunci. Kebutuhan fungsional ini dirancang untuk memberikan solusi terukur dan otomatis dalam mengevaluasi kondisi makanan sisa pada fase *post-dining*. Setiap kebutuhan fungsional saling terintegrasi untuk memastikan bahwa pengguna mendapatkan rekomendasi keputusan yang akurat dan dapat diandalkan dalam mengelola limbah makanan.

Kebutuhan fungsional sistem dapat dilihat secara detail pada Tabel III.1 berikut ini.

Tabel III.1 Kebutuhan Fungsional Sistem

ID	Nama Fitur	Deskripsi
FR01	Pemrosesan Data Sensor	Sistem harus mampu membaca dan mengelola input dari sensor MQ (MQ8, MQ135, MQ4, MQ9, MQ2, MQ3) berupa nilai analog dan digital untuk mendeteksi pola gas volatil yang berkaitan dengan <i>spoilage</i> .
FR02	Klasifikasi Kesegaran Makanan	Sistem harus menerapkan model <i>machine learning</i> untuk mengklasifikasikan kondisi makanan ke dalam dua kelas, <i>fresh</i> atau <i>spoiled</i> secara otomatis berdasarkan data sensor.
FR03	Integrasi Hasil Klasifikasi	Sistem harus mampu menghasilkan rekomendasi keputusan <i>storing</i> , <i>donation</i> , <i>disposal</i> berdasarkan hasil prediksi kesegaran makanan.
FR04	Visualisasi Hasil	Sistem harus mampu menampilkan status kesegaran makanan dalam bentuk dashboard sederhana (misalnya indikator warna: hijau = <i>fresh</i> , merah = <i>spoiled</i>).

III.2.3 Kebutuhan Nonfungsional

Selain kebutuhan fungsional, sistem pemantauan kesegaran makanan juga harus memenuhi berbagai aspek kualitas dan karakteristik teknis yang mendukung keberhasilan implementasi. Kebutuhan nonfungsional ini mencakup aspek keandalan, performa, skalabilitas, dan kemudahan implementasi yang menjadi kunci dalam memastikan sistem dapat berfungsi secara optimal di lingkungan operasional kantin. Setiap aspek dirancang dengan mempertimbangkan konteks penggunaan pada institusi pendidikan dan keterbatasan sumber daya yang mungkin ada.

Kebutuhan nonfungsional sistem secara lengkap dapat dilihat pada Tabel III.2 berikut ini.

Tabel III.2 Kebutuhan Nonfungsional Sistem

ID	Aspek Kualitas	Deskripsi
NFR01	Keandalan Prediksi	Model klasifikasi harus memiliki akurasi yang memadai ($> 85\%$) dengan fokus pada penurunan <i>false negative</i> (makanan rusak tidak terdeteksi).
NFR02	Waktu Respons	Sistem harus mampu menghasilkan prediksi dalam waktu < 2 detik per sampel untuk penggunaan operasional <i>real-time</i> pada kantin.
NFR03	Skalabilitas	Sistem mampu menangani input dari beberapa sensor sekaligus dan dapat diperluas untuk jenis makanan baru tanpa perubahan besar pada arsitektur.
NFR04	Kemudahan Implementasi	Sistem harus berbasis <i>low-cost hardware</i> (Arduino + MQ sensors) sehingga dapat diimplementasikan pada kantin sekolah/kampus tanpa biaya tinggi.

III.3 Analisis Pemilihan Solusi

III.3.1 Alternatif Solusi

Dalam pengembangan sistem pemantauan kesegaran makanan untuk Smart Canteen, terdapat beberapa pendekatan teknis yang dapat dipilih. Setiap alternatif memiliki karakteristik unik, kelebihan, dan kekurangan yang perlu dipertimbangkan secara cermat. Analisis alternatif solusi ini dilakukan untuk mengidentifikasi pendekatan yang paling sesuai dengan konteks kantin skala kecil hingga menengah, keterbatasan daya komputasi, serta target implementasi dengan biaya rendah. Berbagai alternatif berkisar dari metode berbasis aturan sederhana hingga pendekatan machine learning yang lebih canggih, masing-masing dengan trade-off antara kompleksitas, akurasi, dan kemudahan implementasi.

Perbandingan lengkap dari keempat alternatif solusi dapat dilihat pada Tabel III.3 berikut ini.

Tabel III.3 Alternatif Solusi untuk Sistem Pemantauan Kesegaran Makanan

No.	Solusi	Kelebihan	Kekurangan
1	Rule-Based System (<i>threshold</i> manual per sensor MQ)	Mudah diimplementasikan pada skala kecil, tidak butuh <i>training</i> model, eksekusi sangat cepat.	Tidak akurat untuk pola gas yang kompleks, tidak <i>scalable</i> , <i>threshold</i> tidak stabil antar makanan.
2	Single-Model ML Sederhana (<i>Logistic Regression</i>)	Stabil untuk <i>dataset</i> kecil, cepat dan ringan, hasil mudah diinterpretasikan, selaras dengan SENSOR DOC.	Kurang mampu menangkap pola <i>non-linear</i> pada data sensor.
3	Multi-Model ML Klasik (LR, RF, KNN, DT)	Lebih fleksibel, dapat mengatasi pola <i>non-linear</i> , mendukung pemilihan model terbaik melalui evaluasi, cocok untuk <i>dataset</i> kecil seperti sensor MQ.	Membutuhkan proses <i>training</i> , <i>tuning</i> , dan pemetaan performa antar model.
4	Deep Learning (ANN / 1D-CNN)	Performa tinggi pada <i>dataset</i> besar, mampu belajar pola kompleks.	Tidak cocok untuk <i>dataset</i> kecil, rawan <i>overfitting</i> , komputasi besar, tidak selaras dengan target <i>low-cost Smart Canteen</i> .

III.3.2 Analisis Penentuan Solusi

Untuk memilih solusi terbaik dari keempat alternatif yang telah diuraikan, dilakukan evaluasi sistematis berdasarkan kriteria-kriteria yang relevan dengan kebutuhan Smart Canteen. Setiap solusi dinilai menggunakan lima parameter utama dengan bobot yang berbeda, mencerminkan prioritas dan konteks implementasi sistem. Parameter evaluasi mencakup akurasi klasifikasi yang menentukan keandalan sistem

dalam mendeteksi kesegaran makanan, efisiensi komputasi yang menjadi faktor kritis pada perangkat berbiaya rendah, skalabilitas untuk pertumbuhan sistem di masa depan, kemudahan integrasi dengan infrastruktur Smart Canteen yang sudah ada, serta ketersediaan penelitian dan studi acuan yang dapat mendukung implementasi.

Hasil penilaian lengkap dari semua alternatif solusi berdasarkan kriteria evaluasi dapat dilihat pada Tabel III.4 berikut ini.

Tabel III.4 Penilaian Solusi Berdasarkan Kriteria Evaluasi

Parameter	Bobot	Solusi			
		1	2	3	4
Akurasi Klasifikasi	0.30	2	4	5	5
Efisiensi Komputasi	0.20	5	5	4	2
Skalabilitas	0.15	2	3	4	5
Kemudahan Integrasi	0.20	4	5	4	2
Ketersediaan Studi Acuan	0.15	2	5	5	3
Total Skor		3.00	4.40	4.45	3.50

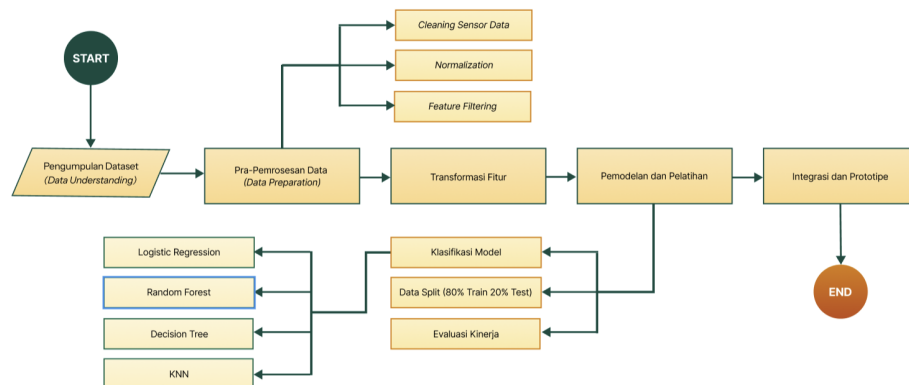
Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel III.4, solusi **Multi-Model ML Klasik (LR, RF, KNN, DT)** meraih skor tertinggi yaitu 4.45, diikuti oleh *Single-Model ML* dengan skor 4.40, *Deep Learning* dengan skor 3.50, dan *Rule-Based System* dengan skor 3.00. Keunggulan *Multi-Model ML* terletak pada kemampuannya menangani pola non-linear dengan akurasi tinggi (skor 5), sambil tetap mempertahankan skalabilitas yang baik (skor 4) dan ketersediaan studi acuan yang kuat (skor 5). Meskipun memerlukan proses *training* dan *tuning*, pendekatan ini tetap cocok untuk implementasi pada kantin dengan dataset sensor kecil hingga menengah. Dengan mempertimbangkan trade-off antara akurasi, efisiensi, skalabilitas, dan kemudahan implementasi, solusi *Multi-Model ML* Klasik dipilih sebagai pendekatan yang paling sesuai untuk pengembangan sistem pemantauan kesegaran makanan pada Smart Canteen.

BAB IV

DESAIN KONSEP SOLUSI

IV.1 Desain Konsep Solusi – Pembuatan Model *Machine Learning*

Desain konsep solusi untuk pembuatan model *machine learning* terdiri dari beberapa tahapan utama yang membentuk alur kerja terstruktur dari pengumpulan data hingga integrasi hasil model ke dalam prototipe sistem. Alur tersebut dapat dilihat pada Gambar IV.1 berikut.



Gambar IV.1 Alur desain konsep solusi pembuatan model *machine learning*

IV.1.1 Pengumpulan *Dataset (Data Understanding)*

Tahap awal melibatkan proses pengambilan data gas VOC (*volatile organic compounds*) dari enam sensor MQ (MQ2, MQ3, MQ4, MQ8, MQ9, MQ135). Pengumpulan data dilakukan pada empat jenis sampel pangan: ayam mentah, ikan mentah, buah pisang, dan buah apel, masing-masing dalam kondisi *fresh* dan *spoiled*. Tahap ini bertujuan memahami pola dasar perubahan gas pada setiap komoditas.

IV.1.2 Pra-pemrosesan Data (*Data Preparation*)

Data mentah sensor perlu melalui tahapan pembersihan dan persiapan agar dapat digunakan untuk pelatihan model. Tahapan ini mencakup:

1. ***Cleaning sensor data***: menghapus *noise*, *outlier*, serta koreksi ketidakstabilan sensor.
2. ***Normalization***: menyamakan rentang nilai antar sensor agar model tidak bias terhadap skala tertentu.
3. ***Feature Filtering***: menghilangkan fitur yang *redundant* atau tidak informatif untuk mengoptimalkan performa model.

IV.1.3 Transformasi Fitur

Setelah data dibersihkan, dilakukan transformasi fitur untuk mengekstraksi pola yang lebih representatif dari pembacaan sensor. Tahap ini membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola VOC pembusukan.

IV.1.4 Pemodelan dan Pelatihan

Data yang sudah diproses selanjutnya digunakan untuk melatih beberapa model klasifikasi, yaitu:

1. *Logistic Regression*
2. *Random Forest*
3. *Decision Tree*
4. K-Nearest Neighbors (KNN)

Tahap ini menjadi inti dari proses pembentukan kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan kondisi makanan.

IV.1.5 Klasifikasi Model dan Evaluasi

Dataset dibagi menggunakan skema 80% *train* dan 20% *test* untuk menguji performa model. Metrik evaluasi seperti akurasi, *F1-score*, dan *confusion matrix* digunakan untuk menilai kualitas model. Model terbaik dipilih berdasarkan performa paling konsisten.

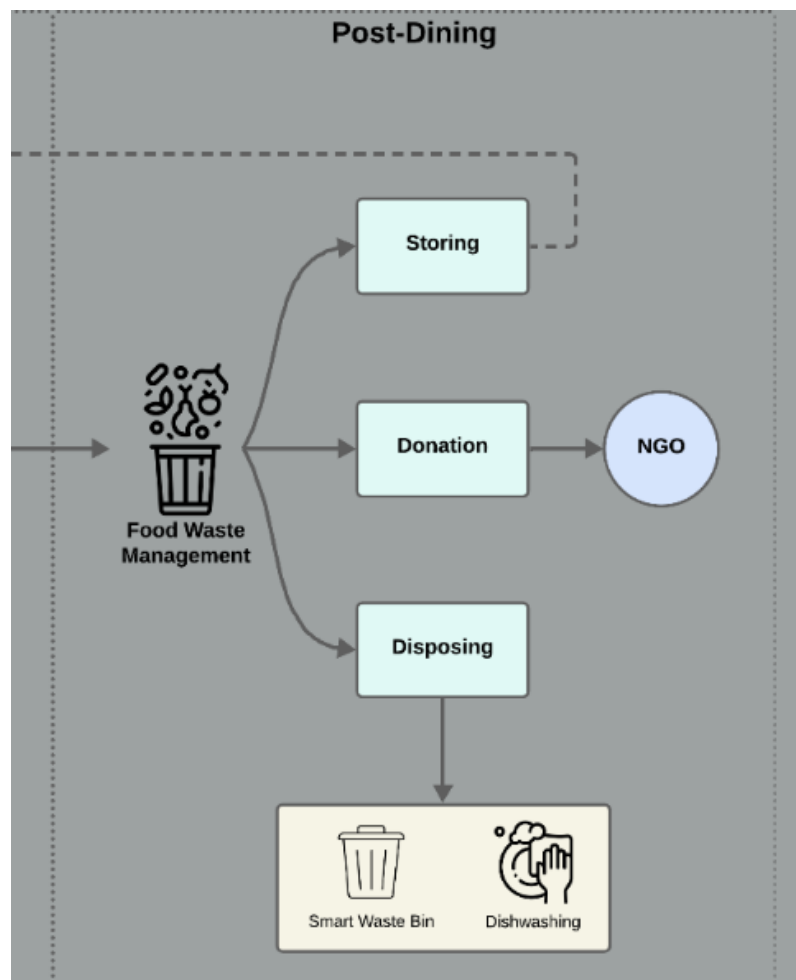
IV.1.6 Integrasi dan Prototipe

Model yang sudah terlatih kemudian diintegrasikan ke dalam sistem prototipe pemantauan makanan berbasis sensor. Integrasi ini memungkinkan sistem memberikan rekomendasi kondisi makanan secara *real-time* di lingkungan kantin.

IV.2 Perbandingan Sistem Saat Ini dan Desain Konsep Solusi

Bagian ini membahas perbedaan antara sistem saat ini yang digunakan dalam lingkungan kantin dengan desain konsep solusi yang diusulkan. Karena penelitian ini masih pada tahap proposal, perbandingan dilakukan pada level konseptual untuk menggambarkan bagaimana sistem yang diusulkan mampu memperbaiki kekurangan pada proses saat ini.

IV.2.1 Sistem Saat Ini (*Before*)



Gambar IV.2 Alur post-dining workflow sistem kantin di masa depan

Pada kondisi aktual, sistem pengelolaan makanan di kantin belum memiliki mekanisme atau teknologi yang digunakan untuk memantau kualitas makanan maupun mendukung keputusan *storing*, *donation*, atau *disposing*. Seluruh proses masih berjalan secara manual berdasarkan pengalaman staf dan tanpa dukungan data objektif. Gambar IV.2 merupakan rancangan konsep Smart Canteen yang diharapkan di masa depan.

Adapun kondisi sistem yang sebenarnya di lapangan dapat dirangkum sebagai berikut:

1. **Tidak ada sistem deteksi kualitas makanan.**

Penilaian kesegaran bahan makanan seperti ayam, ikan, pisang, dan apel masih dilakukan dengan cara konvensional, yakni mencium aroma, melihat warna, dan memperkirakan kesegaran berdasarkan intuisi.

2. **Tidak ada sensor atau alat ukur *spoilage*.**

Kantin belum memiliki alat untuk membaca indikator gas pembusukan seperti ammonia (NH_3), *hydrogen sulfide* (H_2S), methane (CH_4), ethanol, maupun VOC lainnya.

3. **Tidak ada alur otomatisasi keputusan.**

Keputusan untuk menyimpan, mendonasikan, atau membuang makanan dilakukan tanpa pedoman berbasis data, sehingga lebih rentan salah keputusan atau keterlambatan identifikasi makanan rusak.

4. **Tidak ada penyimpanan data dan histori.**

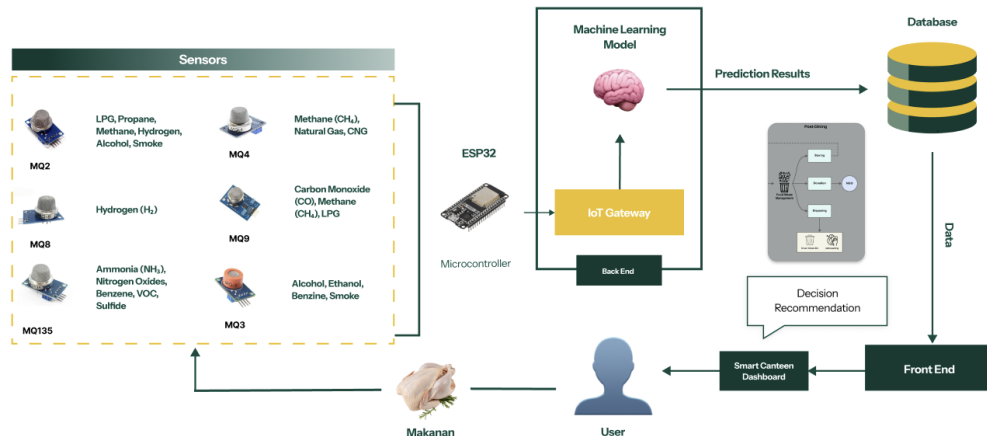
Tidak tersedia *backend*, basis data, *gateway*, maupun sistem pencatatan digital yang dapat menyimpan informasi terkait kondisi makanan.

5. **Tidak ada *dashboard* atau mekanisme *monitoring*.**

Kantin tidak memiliki tampilan digital yang dapat membantu staf dalam monitor kondisi makanan secara terpusat atau *real-time*.

Dengan kata lain, sistem saat ini berada pada titik tanpa teknologi, di mana belum ada integrasi sensor, *machine learning*, maupun alur keputusan berbasis data. Inilah yang menjadi dasar kebutuhan solusi pada penelitian ini untuk memberikan fondasi awal menuju implementasi Smart Canteen yang sesungguhnya.

IV.2.2 Desain Konsep Solusi (*After*)



Gambar IV.3 Desain konsep solusi sistem deteksi kondisi makanan berbasis *multi-gas sensor* dan *machine learning*

Desain konsep solusi yang diusulkan ditampilkan pada Gambar IV.3, yang menggambarkan bagaimana sistem berbasis sensor VOC, mikrokontroler, IoT *gateway*, serta model *machine learning* digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan kondisi makanan pada lingkungan Smart Canteen.

Desain konsep solusi ini menunjukkan alur pemrosesan data mulai dari tahap pengukuran gas, pengiriman data, pemrosesan *machine learning*, hingga penyampaian hasil pada *dashboard*. Adapun komponen utama yang berperan di dalam sistem ini meliputi:

1. **Multi-Gas Sensor (MQ2, MQ3, MQ4, MQ8, MQ9, MQ135)**

Sensor mendeteksi gas-gas volatil seperti ammonia (NH₃), *hydrogen sulfide* (H₂S), methane (CH₄), ethanol, CO, serta VOC kompleks lainnya yang berkaitan dengan pembusukan makanan.

2. **Arduino Nano (Microcontroller)**

Arduino bertindak sebagai *node* akuisisi data. Perangkat ini membaca sinyal analog/digital dari sensor, melakukan konversi, kemudian mengirimkan data ke IoT *Gateway*. Arduino juga berfungsi sebagai penghubung antara sensor fisik dan lapisan komputasi berikutnya.

3. **IoT Gateway dan Backend Service**

Komponen ini menerima data dari Arduino, melakukan *formatting* dan validasi, kemudian meneruskannya ke model *machine learning* untuk dianalisis lebih lanjut. IoT *Gateway* menjadi penghubung antara sistem fisik dan komponen berbasis *cloud/server*.

4. **Machine Learning Model**

Model ML yang telah dilatih memproses data gas untuk menghasilkan prediksi kondisi makanan (*fresh* atau *spoiled*). Hasil prediksi dikirimkan kembali ke basis data untuk penyimpanan dan ke *dashboard* untuk ditampilkan.

5. **Database**

Menyimpan data hasil pembacaan sensor serta hasil prediksi model. Data ini dapat digunakan untuk audit, *monitoring* historis, maupun pengembangan sistem di masa depan.

6. **Smart Canteen Dashboard (Front-End)**

Dashboard menampilkan rekomendasi *storing*, *donation*, atau *disposing* berdasarkan hasil prediksi kualitas makanan. Sistem ini membantu pengelola kantin dalam mengambil keputusan yang lebih cepat, akurat, dan berbasis data.

Dengan struktur ini, sistem yang diusulkan menyediakan alur deteksi makanan secara objektif dan *real-time*, berbeda dengan sistem sebelumnya yang sepenuhnya bergantung pada penilaian manual.

BAB V

RENCANA SELANJUTNYA

V.1 Rencana Implementasi

Pelaksanaan penelitian memerlukan perangkat keras, perangkat lunak, serta bahan pangan yang mendukung proses pengumpulan data, pemrosesan sinyal sensor, pelatihan model *machine learning*, dan integrasi prototipe sistem.

V.1.1 Alat dan Bahan yang Diperlukan

Rincian alat dan bahan adalah sebagai berikut.

V.1.1.1 Perangkat Sensor

1. MQ2 pendeteksi LPG, propane, methane, hydrogen, alcohol, smoke
2. MQ3 pendeteksi ethanol, alcohol, smoke
3. MQ4 pendeteksi methane CH_4 dan natural gas
4. MQ8 pendeteksi hydrogen H_2
5. MQ9 pendeteksi carbon monoxide CO dan methane
6. MQ135 pendeteksi ammonia NH_3 , nitrogen oxides, benzene, VOC, sulfide

Sensor tersebut dipilih untuk mencakup gas utama pembusukan seperti ammonia, *hydrogen sulfide*, methane, ethanol, dan VOC kompleks.

V.1.1.2 Mikrokontroler dan Perangkat Akuisisi Data

1. ESP32 sebagai mikrokontroler pembaca sinyal sensor
2. *Breadboard* atau papan prototipe
3. Kabel jumper *male to male* dan *male to female*
4. *Power supply* 5V atau USB sebagai sumber daya

V.1.1.3 Perangkat Jaringan dan IoT

1. ESP32 sebagai modul komunikasi WiFi untuk pengiriman data sensor ke *backend*
2. WiFi *router* atau *hotspot* lokal untuk konektivitas jaringan selama eksperimen

V.1.1.4 Perangkat Komputasi untuk Pelatihan Model

Hardware:

1. Laptop ASUS ROG Zephyrus G14
 - (a) Processor AMD Ryzen 9 8945HS dengan 16 *core*
 - (b) RAM 16 GB
 - (c) *Storage* 512 GB SSD
 - (d) Sistem Operasi Windows 11 Home

Laptop ini digunakan untuk pra-pemrosesan data, pelatihan model, evaluasi, dan integrasi prototipe.

Software Pendukung:

1. Python
2. Jupyter Notebook
3. *Library* scikit-learn, NumPy, Pandas, Matplotlib
4. Arduino IDE
5. Supabase sebagai *backend* basis data dan API

V.1.1.5 Bahan Uji

1. Daging ayam mentah
2. Daging ikan mentah
3. Buah pisang
4. Buah apel

Setiap sampel diuji dalam kondisi *fresh* dan *spoiled*.

V.1.1.6 Material Pendukung Eksperimen

1. Wadah tertutup atau *container* untuk menempatkan makanan dan sensor
2. Sarung tangan untuk penanganan sampel
3. Alas kerja dan plastik pembungkus untuk memastikan kebersihan area eksperimen

V.1.2 Lingkungan dan Konfigurasi Sistem

Pelaksanaan penelitian ini membutuhkan lingkungan eksperimen yang terkontrol serta konfigurasi perangkat keras dan perangkat lunak yang mendukung proses pengumpulan data, komunikasi sensor, pelatihan model *machine learning*, dan integrasi prototipe. Rincian lingkungan dan konfigurasi adalah sebagai berikut.

V.1.2.1 Lingkungan Eksperimen

Ruangan tertutup dengan ventilasi minimal

Ruangan digunakan untuk mencegah gangguan aliran udara yang dapat mempengaruhi konsentrasi gas yang diukur oleh sensor.

Meja kerja bersih dan kering

Digunakan sebagai tempat perakitan rangkaian sensor, Arduino, dan ESP32.

Wadah tertutup atau *container* sampel

Digunakan untuk menempatkan makanan dan sensor selama proses pengambilan data. Wadah membantu menjaga konsentrasi VOC tetap stabil.

Sumber listrik stabil

Disediakan melalui adaptor 5 volt atau USB untuk memberi daya pada Arduino Nano dan sensor.

Jaringan WiFi lokal

Diperlukan agar ESP32 dapat mengirimkan data sensor ke *backend* Supabase.

V.1.2.2 Konfigurasi Perangkat Keras

Rangkaian sensor

Sensor MQ2, MQ3, MQ4, MQ8, MQ9, dan MQ135 dipasang pada *breadboard*, masing-masing terhubung ke pin analog Arduino Nano. Sensor diberi waktu pemanasan sesuai *datasheet* sebelum digunakan.

Arduino Nano

Arduino berfungsi sebagai pengumpul data analog dari sensor dan mengonversinya

menjadi data digital. Arduino mengirimkan data ke ESP32 menggunakan komunikasi serial.

ESP32

ESP32 menerima data dari Arduino dan mengirimkannya ke Supabase melalui koneksi WiFi. Format data dikirim dalam bentuk JSON atau *payload* sederhana sesuai kebutuhan basis data.

Laptop ROG Zephyrus G14

Laptop digunakan untuk *monitoring* data, pemrosesan awal, pelatihan model, evaluasi model, serta konfigurasi *backend*. Laptop menjalankan *environment* Python untuk analisis *machine learning*.

V.1.2.3 Konfigurasi Perangkat Lunak

Arduino IDE

Digunakan untuk memprogram Arduino Nano agar membaca sensor dan mengirim data ke ESP32.

***Firmware* ESP32**

Firmware ditulis menggunakan Arduino IDE atau PlatformIO agar ESP32 dapat menerima data dari Arduino dan mengirimkannya ke Supabase menggunakan HTTP Request atau Realtime API.

Supabase

Supabase digunakan sebagai *backend* dan basis data utama untuk menyimpan data sensor dan hasil prediksi model.

Python *Environment*

Python digunakan untuk pra-pemrosesan data, eksplorasi data, pelatihan, dan evaluasi model dengan menggunakan *library* seperti scikit-learn, NumPy, Pandas, dan Matplotlib.

Jupyter Notebook

Digunakan sebagai platform analisis interaktif untuk eksperimen *machine learning*.

V.1.2.4 Prosedur Konfigurasi Sistem

1. Merangkai seluruh sensor di atas *breadboard* dan menghubungkannya ke pin analog Arduino Nano.
2. Mengunggah *sketch* Arduino untuk membaca data sensor dan mengirimkan nilai ADC ke ESP32.
3. Mengonfigurasi ESP32 agar terhubung ke jaringan WiFi dan mengirimkan data ke Supabase.
4. Menguji konektivitas antara sensor, Arduino, ESP32, dan Supabase untuk memastikan data masuk dengan benar.
5. Melakukan *debugging* dan penyesuaian pembacaan sensor sebelum proses pengumpulan data.
6. Menyiapkan akun Supabase dan tabel basis data untuk menyimpan data sensor.
7. Menyiapkan *environment* Python pada laptop untuk pemrosesan data dan pelatihan model.

V.1.3 Estimasi Biaya Implementasi

Estimasi biaya diperlukan untuk mengetahui kebutuhan anggaran dalam pelaksanaan penelitian, khususnya untuk pembelian sensor, perangkat pendukung, serta sampel bahan pangan yang digunakan selama proses pengumpulan data. Tabel V.1 berikut merangkum seluruh biaya yang diperlukan berdasarkan harga rata-rata dari platform Tokopedia.

Tabel V.1 Estimasi biaya alat, bahan, dan sampel penelitian

No.	Item	Harga Satuan (Rp)	Jumlah	Subtotal (Rp)
1	MQ2	14.900	1	14.900
2	MQ3	18.900	1	18.900
3	MQ4	13.500	1	13.500
4	MQ8	23.900	1	23.900
5	MQ9	23.900	1	23.900
6	MQ135	14.900	1	14.900
7	<i>Breadboard</i>	8.480	1	8.480
8	ESP32	65.000	1	65.000
9	Arduino Nano	49.900	1	49.900
10	Kabel Jumper	8.400	1	8.400
11	Ayam paha bawah	25.900	1	25.900
12	Ikan lele	15.000	1	15.000
13	Pisang	17.000	1	17.000
14	Apel	4.000	1	4.000
Total Biaya				303.680

Seluruh harga diambil dari estimasi rata-rata produk yang tersedia di Tokopedia (akses Desember 2025). Harga dapat berubah sewaktu-waktu sesuai ketersediaan pasar dan penjual.

V.1.4 Timeline Implementasi

Timeline implementasi disusun untuk menggambarkan alur pengerjaan proyek secara menyeluruh, dimulai dari fase pemahaman masalah, pengolahan dan persiapan data, pembangunan model, hingga evaluasi dan komunikasi hasil. Secara garis besar, aktivitas penelitian terbagi antara tahap konseptual dan analitis yang dilakukan pada akhir tahun 2025, kemudian dilanjutkan dengan tahap teknis meliputi *data preparation*, *modelling*, dan *evaluation* yang berlangsung pada awal hingga pertengahan 2026. Proses ditutup dengan penyusunan laporan dan finalisasi hasil penelitian. Penyusunan *timeline* ini memastikan bahwa seluruh tahapan berjalan terstruktur, saling berurutan, dan mendukung penyelesaian penelitian secara efektif.

Aktivitas	2025				2026					
	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun
Business Understanding										
Data Understanding										
Data Preparation										
Modelling										
Evaluation										
Komunikasi Hasil										

Gambar V.1 Timeline implementasi penelitian

V.2 Desain Pengujian dan Evaluasi

Desain pengujian dan evaluasi disusun untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat diverifikasi dan divalidasi secara komprehensif sesuai kebutuhan fungsional dan nonfungsional yang telah ditetapkan. Pengujian dirancang untuk mengevaluasi keandalan alur kerja sistem berbasis sensor hingga dashboard, serta mengukur performa model machine learning dalam mengklasifikasikan kondisi makanan.

Dalam penelitian ini, proses evaluasi direncanakan menggunakan tiga skenario pengujian utama, yang masing-masing menilai aspek berbeda dari prototipe sistem.

V.2.1 Skenario Pengujian

V.2.1.1 Skenario 1: Pengujian Fungsional Sistem

Skenario pengujian fungsional bertujuan untuk memverifikasi bahwa seluruh alur kerja sistem IoT–ML–Dashboard berjalan sesuai rancangan, mulai dari pembacaan gas oleh sensor hingga keluarnya hasil prediksi pada dashboard.

Pengujian dilakukan dengan metode pengujian manual berbasis interaksi langsung dengan perangkat fisik dan antarmuka sistem. Alur yang divalidasi mencakup:

1. Sensor MQ membaca sinyal gas dari sampel makanan.
2. ESP32 menerima data sensor dari Arduino dan mengirimkannya ke *backend* Supabase.
3. *Backend* menyimpan data dan meneruskan input ke model *machine learning*.
4. Model menghasilkan prediksi kondisi makanan (*fresh* atau *spoiled*).
5. Dashboard menampilkan hasil prediksi beserta rekomendasi tindakan (*sto-*

ring, donation, disposal).

Evaluasi bersifat kualitatif, di mana setiap langkah dinilai:

1. Berhasil atau tidak berhasil
2. Sesuai atau tidak sesuai dengan kebutuhan fungsional sistem
3. Hasil dicatat dalam format *pass-fail* untuk setiap komponen alur.

V.2.1.2 Skenario 2: Pengujian Kinerja Model *Machine Learning*

Skenario pengujian kinerja model dirancang untuk mengukur performa prediktif dari model *machine learning* yang dibangun menggunakan data sensor MQ. Skenario ini bertujuan untuk memvalidasi pemenuhan kebutuhan nonfungsional terkait akurasi klasifikasi.

Pengujian dilakukan secara *offline*, menggunakan skrip evaluasi pada himpunan data uji yang tidak digunakan selama pelatihan.

Kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik klasifikasi standar:

1. *Accuracy*
2. *Precision*
3. *Recall*
4. *F1-score*
5. *Confusion Matrix*
6. ROC Curve dan AUC (*jika applicable* untuk model terbaik)
7. *Cross-validation* untuk meningkatkan keandalan evaluasi

Pengujian ini memastikan bahwa model mampu mengklasifikasikan makanan sebagai *fresh* atau *spoiled* dengan tingkat akurasi yang dapat diterima dan konsisten pada data yang belum pernah dilihat.

V.2.1.3 Skenario 3: Pengujian Penerimaan Pengguna (*User Acceptance Test*)

Skenario pengujian penerimaan pengguna dirancang untuk mengevaluasi usability dan kegunaan dashboard Smart Canteen dari sudut pandang calon pengguna akhir (misalnya staf kantin, mahasiswa, atau kelompok pengguna internal kampus).

Pengujian dilakukan melalui:

Sesi interaksi pengguna dengan dashboard

Pengguna diminta menyelesaikan serangkaian tugas sederhana, seperti membaca hasil prediksi, menafsirkan rekomendasi tindakan, dan memahami visualisasi data.

Pengisian kuesioner pasca pengujian

Kuesioner menggunakan skala Likert untuk menilai:

1. Kemudahan penggunaan
2. Kejelasan informasi
3. Kenyamanan *interface*
4. Pemahaman terhadap rekomendasi sistem

Pengumpulan umpan balik kualitatif

Berupa komentar, saran, dan persepsi pengguna mengenai prototipe sistem.

Metrik evaluasi adalah gabungan kuantitatif (skor rata-rata dari kuesioner) dan kualitatif (observasi dan komentar pengguna).

V.2.2 Ringkasan Tujuan Setiap Skenario

Tabel V.2 berikut merangkum tujuan utama dan metode evaluasi untuk masing-masing skenario pengujian.

Tabel V.2 Ringkasan tujuan setiap skenario pengujian

Skenario	Tujuan Utama	Metode Evaluasi
Skenario 1	Verifikasi fungsional sistem IoT-ML-Dashboard	Pengujian manual, <i>pass-fail</i> , validasi alur sistem
Skenario 2	Validasi kinerja model klasifikasi	Pengujian <i>offline</i> dengan metrik ML standar
Skenario 3	Evaluasi penerimaan dan usability dashboard	Tugas pengguna, kuesioner, observasi kualitatif

DAFTAR PUSTAKA

- Februhartanty, Judhiastuty, Dwi Nastiti Iswarawanti, Evi Ermayani, Eflita Meijetriani, Indriya Laras P, dan Ratna Dian Astuti. 2018. *Petunjuk Praktis Pengembangan Kantin Sehat Sekolah*. Jakarta: SEAMEO RECFON. ISBN: 978-602-60639-3-9.
- Guo, Chuang, Zhi-Ming Guo, Li Sun, Ye Song, dan Xiao-Bo Zou. 2021. “Design and test of spoilage sensing monitoring system for fruit; [□□□□□□□□□□□□□□]”. Cited by: 0, *Food and Machinery* 37 (9): 66–72. <https://doi.org/10.13652/j.issn.1003-5788.2021.09.010>. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85201720440&doi=10.13652%2fj.issn.1003-5788.2021.09.010&partnerID=40&md5=462a8e67def0dc0b8d35fafa537506e6>.
- Hasan, Najam ul, Naveed Ejaz, Waleed Ejaz, dan Hyung Seok Kim. November 2012. “Meat and fish freshness inspection system based on odor sensing”. *Sensors (Switzerland)* 12 (11): 15542–15557. ISSN: 14248220. <https://doi.org/10.3390/s121115542>.
- Haugen, John Erik, Knut Rudi, Solveig Langsrud, dan Sylvia Bredholt. 2006. “Application of gas-sensor array technology for detection and monitoring of growth of spoilage bacteria in milk: A model study”. Cited by: 75, *Analytica Chimica Acta* 565 (1): 10–16. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2006.02.016>. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-33646036133&doi=10.1016%2fj.aca.2006.02.016&partnerID=40&md5=97c0b8be97ec72574841e3fa2df3ae82>.
- Luo, Jie, Zehao Zhu, Wen Lv, Jian Wu, Jianhua Yang, Min Zeng, Nantao Hu, Yanjie Su, Ruili Liu, dan Zhi Yang. 2023. “E-Nose System Based on Fourier Series for Gases Identification and Concentration Estimation From Food Spoilage”. Cited by: 54, *IEEE Sensors Journal* 23 (4): 3342–3351. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3234194>. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85147279242&doi=10.1109%2fJSEN.2023.3234194&partnerID=40&md5=127bba7597d58d81ec6c00fb1ef66049>.

Siribunbandal, Papaorn, Tanakorn Osotchan, Yong-Hoon Kim, dan Rawat Jaisutti. 2023. “Highly Sensitive Colorimetric Ammonia Sensors Based on Polydiacetylene/Zinc Oxide Nanopellet-Embedded PDMS Films for Meat Spoilage Detection”. Cited by: 30, *ACS Applied Polymer Materials* 5 (10): 7786–7794. <https://doi.org/10.1021/acsapm.3c00993>. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85171869087&doi=10.1021%2facsapm.3c00993&partnerID=40&md5=1c98b72e0d7bcad22edc2c0a7c22cb48>.

Stephan, Thompson, Padma Priya Dharishini Paramana, Chia Chen Lin, Saurabh Agarwal, dan Rajan Verma. December 2025. “Federated learning-driven IoT system for automated freshness monitoring in resource-constrained vending carts”. *Journal of Big Data* 12 (1). ISSN: 21961115. <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01063-3>.

Sun, Li, Aurelian Rotaru, dan Yann Garcia. 2022. “A non-porous Fe(II) complex for the colorimetric detection of hazardous gases and the monitoring of meat freshness”. Cited by: 38; All Open Access, Green Open Access, *Journal of Hazardous Materials* 437. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2022.129364>. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85132774533&doi=10.1016%2fj.jhazmat.2022.129364&partnerID=40&md5=cd342024a6677b649d019fbd206398fe>.

Tundjungsari, Vitri. 2025. *FOOD WASTE MANAGEMENT STRATEGY WITH GREEN AND DIGITAL TECHNOLOGY*. Technical report.