

Sistem Pengendalian Lalat Otomatis Berbasis IoT dan Deep Learning dengan Optimasi Frekuensi

I Gusti Made Ngurah Desnanjaya¹, Nyoman Sarasuarta Mahajaya², Anak Agung Surya Pradhana³, I Made Aditya Nugraha⁴

^{1,2,3}Rekayasa Sistem Komputer, Fakultas Teknologi Informatika, institut Bisnis dan Teknologi Indonesia
Denpasar, Bali, Indonesia

⁴Jurusan Mekanisasi Perikanan, Politeknik Kelautan dan Perikanan Kupang,
Nusa Tenggara Timur, Indonesia

e-mail: ngurah.desnanjaya@instiki.ac.id¹, nyoman_sarasuarta@instiki.ac.id²,
surya.pradhana@instiki.ac.id³, made.nugraha@kkp.go.id⁴

Received : March, 2025

Accepted : April, 2025

Published : April, 2025

Abstract

This research develops an IoT-based fly repellent system using AD9850 module and piezo speaker, combined with adaptive ultrasonic frequency optimization through artificial intelligence (AI). The system is built using ESP32, integrates DHT22 sensors, and is controlled via the Blynk IoT platform. Field data are collected over seven days, with hourly records of fly count, temperature, humidity, and device status. A Long Short-Term Memory (LSTM) model predicts fly populations and recommends optimal frequencies (40/60 kHz) automatically. Results show that activating 60 kHz frequency reduced the average fly count by up to 65%. The AI model achieves $R^2=0.96$ and $RMSE=1.8$ flies/hour. The integrated IoT-AI solution reduces manual intervention, increases repellent effectiveness, and supports the realization of a hygienic environment powered by smart technology.

Keywords: IoT, deep learning, ultrasonic, fly repellent, LSTM

Abstrak

Penelitian ini mengembangkan sistem pengusir lalat berbasis IoT menggunakan modul AD9850 dan speaker piezo, serta optimasi frekuensi ultrasonik secara adaptif melalui kecerdasan buatan (AI). Sistem dirancang dengan ESP32, terintegrasi sensor DHT22, dan dikendalikan melalui platform IoT Blynk. Data lapangan dikumpulkan selama tujuh hari dengan pencatatan setiap jam mencakup jumlah lalat, suhu, kelembapan, dan status alat. Model Long Short-Term Memory (LSTM) digunakan untuk memprediksi populasi lalat dan merekomendasikan frekuensi optimal (40/60 kHz) secara otomatis. Hasil penelitian menunjukkan pengaktifan frekuensi 60 kHz dapat menurunkan jumlah lalat hingga 65%. Model AI mencapai $R^2=0,96$ dan $RMSE=1,8$ lalat/jam. Integrasi IoT-AI ini mampu mengurangi intervensi manual, meningkatkan efektivitas alat pengusir lalat, serta mendukung terwujudnya lingkungan yang higienis berbasis teknologi cerdas.

Kata Kunci: IoT, pembelajaran mendalam, ultrasonik, pengusir lalat, LSTM

1. PENDAHULUAN

Lalat rumah (*Musca domestica*) merupakan salah satu hama utama di lingkungan domestik

maupun industri, khususnya di area dapur dan fasilitas pengolahan makanan. Berdasarkan laporan World Health Organization (WHO), lalat

berperan sebagai vektor berbagai penyakit menular seperti diare, tifus, dan kolera, yang menyebabkan lebih dari 500 juta kasus penyakit saluran pencernaan setiap tahunnya di seluruh dunia [1]. Di Indonesia, gangguan lalat pada lingkungan dapur tidak hanya menimbulkan kerugian ekonomi akibat kontaminasi bahan pangan, tetapi juga menurunkan tingkat kenyamanan dan kesehatan Masyarakat [2].

Metode pengendalian lalat yang umum digunakan saat ini meliputi penggunaan insektisida kimia, perangkap lem, dan lampu ultraviolet (UV). Namun, insektisida kimia diketahui menimbulkan residu berbahaya dan risiko resistensi pada lalat [3][4]. Penggunaan perangkap lem dan lampu UV juga memiliki keterbatasan dalam efektivitas jangka panjang serta membutuhkan penggantian berkala [5]. Oleh karena itu, diperlukan inovasi teknologi yang lebih ramah lingkungan dan efektif untuk pengendalian populasi lalat.

Salah satu solusi yang mulai banyak dikaji adalah penggunaan gelombang ultrasonik. Gelombang ini bekerja dengan mengganggu sistem sensorik serangga sehingga lalat menjauh dari area yang diproteksi. Studi oleh Rakhmat et al menunjukkan bahwa paparan ultrasonik pada frekuensi 40–60 kHz dapat menurunkan populasi lalat rumah hingga 60% dalam lingkungan laboratorium [6]. Penelitian mengembangkan alat pengusir lalat berbasis Arduino dengan IC NE555, menemukan frekuensi 60 kHz paling efektif menurunkan kehadiran lalat hijau (*Chrysomya megacephala*) [7].

Seiring kemajuan teknologi Internet of Things (IoT), monitoring lingkungan dan kendali alat kini dapat dilakukan secara real-time dan jarak jauh. mengembangkan sistem monitoring hama berbasis IoT dengan kamera dan sensor lingkungan, serta mengintegrasikan convolutional neural network (CNN) untuk deteksi otomatis [8][9]. Namun, sebagian besar riset sistem pengusir lalat ultrasonik sebelumnya masih menggunakan pengaturan frekuensi statis, tanpa mempertimbangkan perubahan kondisi lingkungan dapur seperti suhu, kelembapan, atau aktivitas manusia.

Integrasi kecerdasan buatan (AI), khususnya model Long Short-Term Memory (LSTM),

memungkinkan prediksi jumlah lalat secara adaptif berbasis data lingkungan real-time. Sistem adaptif seperti ini telah diusulkan dalam penelitian pest management berbasis suara dan IoT pada bidang pertanian, namun belum diimplementasikan untuk pengendalian lalat rumah di dapur dengan pengaturan frekuensi ultrasonik [9][10][11].

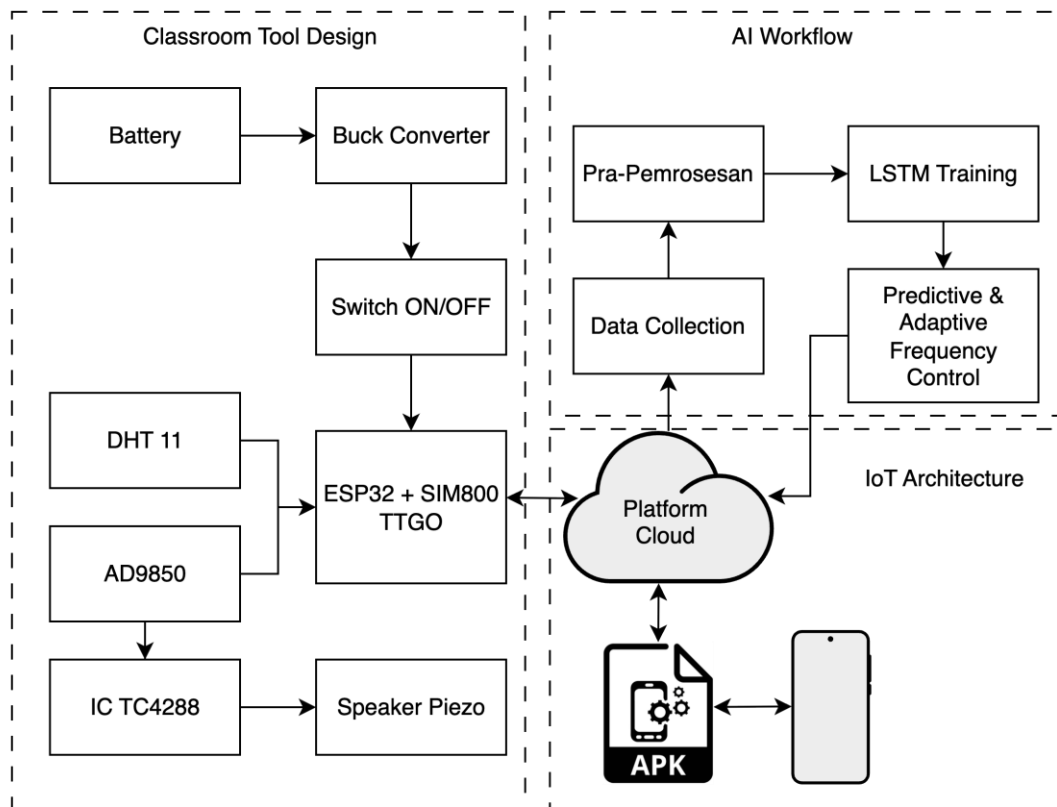
penelitian ini berfokus pada integrasi IoT dan AI untuk pengusiran lalat rumah dengan frekuensi ultrasonik adaptif berbasis prediksi LSTM. Tidak hanya alat dapat dipantau dan dikendalikan dari jarak jauh melalui aplikasi IoT, namun juga sistem secara otomatis menyesuaikan frekuensi ultrasonik yang paling efektif berdasarkan prediksi jumlah lalat dan kondisi lingkungan terkini. Dengan pendekatan ini, diharapkan tercapai pengurangan populasi lalat yang lebih signifikan, efisiensi energi, serta pengurangan kebutuhan intervensi manual.

2. METODE PENELITIAN

Untuk memastikan tingkat ketelitian serta reproduktifitas ilmiah yang tinggi, penelitian ini dirancang secara sistematis melalui empat tahapan utama: (1) perancangan arsitektur sistem, (2) pengaturan dan protokol eksperimen, (3) akuisisi dan pra-pemrosesan data, serta (4) pengembangan dan integrasi model kecerdasan buatan (AI) prediktif.

2.1 Arsitektur dan Perangkat Keras Sistem

Sistem yang dikembangkan menggunakan pendekatan kontrol cerdas berbasis loop tertutup, di mana seluruh proses pengambilan keputusan berlangsung secara otomatis dan adaptif. Gambar 1 memperlihatkan diagram blok arsitektur sistem yang merepresentasikan aliran data operasional, dimulai dari akuisisi data lingkungan oleh sensor, pemrosesan oleh mikrokontroler, analisis prediktif oleh model AI yang di-hosting pada cloud, hingga implementasi hasil prediksi pada aktuator. Output prediktif dari model AI digunakan untuk mengendalikan generator sinyal ultrasonik, sehingga sistem mampu menyesuaikan respons terhadap dinamika lingkungan secara real-time. Selain itu, seluruh data dan status sistem secara paralel dikirimkan ke platform IoT untuk tujuan pemantauan serta kontrol jarak jauh.



Gambar 1. Digram Alur Penelitian

Pemilihan komponen perangkat keras didasarkan pada pertimbangan aspek performa, efisiensi biaya, serta kemudahan replikasi. Tabel 1 merangkum spesifikasi dan peran setiap komponen utama yang digunakan pada sistem. Mikrokontroler ESP32-WROOM-32 dipilih sebagai pusat pengolahan data berkat fitur dual-core 240 MHz dan dukungan komunikasi nirkabel Wi-Fi/Bluetooth yang terintegrasi, sehingga sangat ideal untuk aplikasi IoT. Modul Direct Digital Synthesis (DDS) AD9850 digunakan untuk menghasilkan sinyal frekuensi ultrasonik secara presisi yang dikontrol secara perangkat lunak melalui ESP32. Untuk memastikan sinyal dari AD9850

dapat menggerakkan speaker piezoelektrik berimpedansi rendah dengan optimal, digunakan driver MOSFET TC4428 sebagai penguat sinyal. Speaker piezoelektrik dipilih sebagai transduser utama untuk menghasilkan gelombang ultrasonik efektif pada rentang frekuensi di atas 20 kHz. Sensor lingkungan DHT22 dimanfaatkan untuk memperoleh data suhu dan kelembapan secara berkala, sedangkan platform Blynk digunakan sebagai antarmuka IoT untuk pemantauan, pencatatan data, dan kontrol sistem secara manual maupun otomatis melalui aplikasi seluler atau web.

Tabel 1. Komponen dan Spesifikasi Perangkat Keras Sistem

Komponen	Model/Type	Spesifikasi Utama	Peran dalam Sistem
Mikrokontroler	ESP32-WROOM-32	Dual-core 240 MHz, Wi-Fi/BT	Pemrosesan pusat, komunikasi IoT, antarmuka sensor
Generator Sinyal	Modul DDS AD9850	Rentang frekuensi 0–40 MHz	Menghasilkan gelombang sinus ultrasonik variabel presisi
Driver Sinyal	Driver MOSFET TC4428	Arus puncak output 1.5A	Memperkuat sinyal untuk menggerakkan speaker piezoelektrik
Transduser Ultrasonik	Speaker Piezoelektrik	Rating >20 kHz	Mengubah sinyal listrik menjadi gelombang ultrasonik
Sensor Lingkungan	DHT22	Suhu: -40–80°C, RH: 0–100%	Mengukur suhu dan kelembapan lingkungan
Platform IoT	Cloud	Dasbor Seluler/Web	Pemantauan jarak jauh, pencatatan data, kontrol manual

2.2 Lingkungan dan Protokol Eksperimen

Eksperimen dilaksanakan pada lingkungan ruangan yang terkontrol guna meminimalkan pengaruh variabel eksternal serta memastikan integritas dan reliabilitas data penelitian. Pengujian sistem dilakukan di sebuah dapur perumahan tertutup berukuran 4 m × 3 m × 3 m. Kondisi suhu dan kelembapan udara pada lingkungan uji tidak direkayasa secara artifisial, namun secara kontinu dipantau menggunakan sensor DHT22 dan dijadikan sebagai variabel eksperimental utama. Pencahayaan ruangan diperoleh dari kombinasi cahaya alami melalui jendela dan pencahayaan lampu neon standar, dengan tingkat iluminasi rata-rata sekitar 500 lux pada siang hari.

Target biologis pada penelitian ini adalah lalat rumah (*Musca domestica*), yang secara alami terdapat di lingkungan dapur. Dengan demikian, hasil pengujian dapat merepresentasikan situasi operasional nyata di lingkungan domestik.

Protokol eksperimen dirancang dengan memasang sistem pengusir lalat dan mengoperasikannya secara kontinu selama tujuh hari berturut-turut. Data dikumpulkan setiap satu jam, mulai pukul 09:00 hingga 16:00 WITA, interval waktu yang telah diidentifikasi sebagai periode aktivitas puncak lalat rumah. Pada fase pengumpulan data awal, pengaturan frekuensi operasi perangkat (OFF, 40 kHz, 60 kHz) dilakukan secara manual dengan pola pseudo-acak. Strategi ini bertujuan untuk memastikan distribusi data yang seimbang serta keterwakilan kondisi akustik yang memadai pada dataset, yang krusial dalam proses pelatihan model prediktif.

Penghitungan jumlah lalat dilakukan melalui observasi manual langsung oleh seorang peneliti yang ditempatkan secara diam-diam pada radius dua meter dari perangkat. Pada setiap awal jam pengamatan, peneliti mencatat jumlah lalat yang terlihat hinggap atau terbang dalam radius area tersebut. Seluruh prosedur ini diadopsi untuk memastikan bahwa data yang diperoleh mencerminkan dinamika populasi lalat yang sesungguhnya pada lingkungan dapur domestik yang aktif.

2.3 Akuisisi dan Pra-pemrosesan Data

Dataset deret waktu multivariat (time-series multivariate) dibangun berdasarkan hasil pengamatan eksperimental yang diperoleh

selama periode pengujian. Variabel-variabel yang dicatat setiap jam meliputi:

- **Timestamp:** Tanggal dan waktu pencatatan pengamatan,
- **Fly_Count:** Jumlah lalat yang diamati (bilangan bulat),
- **Temperature:** Nilai suhu udara lingkungan (float, dalam satuan °C),
- **Humidity:** Nilai kelembapan relatif udara (float, dalam %),
- **Device_Status:** Status operasi perangkat (variabel kategorik: OFF, 40 kHz, atau 60 kHz).

Seluruh data tersebut diunggah secara otomatis ke server IoT (platform Blynk) dan diunduh secara periodik dalam format Comma-Separated Values (CSV) untuk keperluan analisis lanjutan.

Untuk menjamin kualitas data dan kesiapan dalam pelatihan model, dilakukan pipeline pra-pemrosesan yang sistematis. Permasalahan missing value yang umumnya terjadi akibat gangguan konektivitas Wi-Fi ditangani melalui proses imputasi: nilai numerik yang hilang pada variabel suhu dan kelembapan diimputasi menggunakan rata-rata (mean) kolom fitur masing-masing, sedangkan nilai yang hilang pada variabel kategorik (*Device_Status*) diimputasi dengan metode forward-fill, yaitu mengasumsikan status perangkat tetap tidak berubah pada interval waktu terkait.

Setelah proses imputasi, seluruh fitur numerik dinormalisasi menggunakan metode penskalaan Min-Max, sehingga nilai setiap fitur berada dalam rentang [0,1]. Proses normalisasi ini esensial untuk pelatihan jaringan saraf tiruan (artificial neural network), khususnya dalam mencegah dominasi fitur dengan rentang numerik yang lebih besar terhadap pembaruan bobot model selama proses penurunan gradien, serta memastikan konvergensi pelatihan yang lebih stabil dan efisien.

2.4 Pengembangan Model Prediktif dan Logika Kontrol

2.4.1 Justifikasi Pemilihan Model

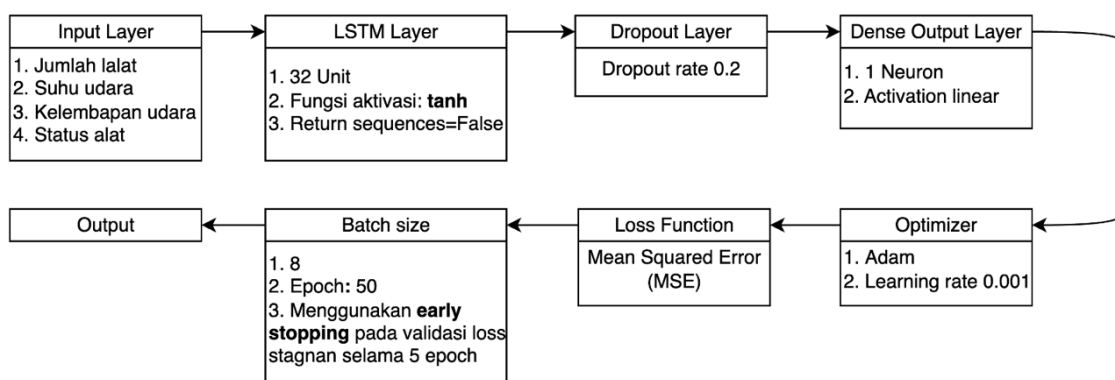
Pemodelan dinamika populasi lalat di lingkungan dapur rumah tangga merupakan permasalahan yang kompleks dan bersifat non linear, di mana interaksi antara variabel lingkungan (seperti suhu, kelembapan, dan status alat) dan kepadatan populasi lalat berubah seiring waktu. Model time series linier

tradisional, seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), cenderung kurang efektif dalam menangkap dependensi non-linear dan hubungan jangka panjang pada data multivariat. Sebaliknya, jaringan Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan salah satu varian Recurrent Neural Network (RNN), secara eksplisit dirancang untuk mengatasi tantangan tersebut. Melalui mekanisme gerbang internal gerbang lupa, input, dan output LSTM mampu mempelajari dan mempertahankan pola pada urutan data panjang, sehingga sangat sesuai untuk memodelkan dependensi temporal dan interaksi non linear yang lazim dalam data deret waktu lingkungan. Berdasarkan pertimbangan tersebut, LSTM dipilih sebagai model prediktif utama dalam penelitian ini.

2.4.2 Arsitektur dan Pelatihan Model

Dataset yang telah diproses selanjutnya dibagi secara kronologis menjadi tiga subset, yakni data pelatihan (70%), validasi (10%), dan pengujian (20%). Model LSTM dibangun menggunakan arsitektur sekuensial sebagai berikut:

- **Layer LSTM:** Satu layer LSTM dengan 32 unit tersembunyi yang bertanggung jawab mempelajari pola temporal dari data input.
- **Layer Dropout:** Layer dropout dengan laju 0,2 ditempatkan setelah layer LSTM. Teknik ini berfungsi sebagai regularisasi dengan menonaktifkan secara acak 20% neuron pada setiap epoch pelatihan, guna mengurangi risiko overfitting.
- **Layer Output:** Layer Dense (fully connected) dengan satu neuron dan fungsi aktivasi linear, digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi kontinu jumlah lalat.



Gambar 2. Diagram Arsitektur dan Proses Pelatihan Model LSTM

Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,001 dan fungsi kerugian Mean Squared Error (MSE), yang merupakan standar untuk masalah regresi. Penyesuaian hyperparameter, seperti jumlah unit LSTM dan nilai dropout, dilakukan melalui metode pencarian grid (grid search) guna memperoleh konfigurasi model yang optimal. Proses pelatihan juga dilengkapi dengan mekanisme *early stopping* berdasarkan performa loss pada data validasi.

Dataset hasil pengamatan terdiri dari 126 data time series (hasil observasi setiap jam selama 7 hari, pada rentang waktu pukul 09:00–16:00 WITA, dengan tiga kondisi frekuensi: OFF, 40 kHz, dan 60 kHz, pola pseudo-acak). Data ini kemudian dibagi menjadi data pelatihan (70%,

88 sampel), validasi (10%, 13 sampel), dan pengujian (20%, 25 sampel) secara kronologis.

Diagram alur LSTM pada proses pelatihan dapat dilihat pada gambar 2.

2.4.3 Logika Kontrol Otomatis

Model LSTM yang telah terlatih kemudian diintegrasikan sebagai inti logika kontrol cerdas sistem. Prediksi jumlah lalat untuk periode berikutnya digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pemilihan frekuensi ultrasonik secara proaktif. Logika kontrol berbasis aturan (rule-based control) diimplementasikan sebagai berikut:

- Jika jumlah lalat yang diprediksi > 25, maka sistem mengaktifkan frekuensi ultrasonik 60 kHz.

- Jika jumlah lalat yang diprediksi berada pada rentang 10 hingga 25 (inklusif), maka sistem mengaktifkan frekuensi 40 kHz.
- Jika jumlah lalat yang diprediksi < 10, maka output ultrasonik dinonaktifkan (OFF).

Pendekatan prediktif dan adaptif ini memungkinkan sistem untuk secara otomatis menyesuaikan output akustik terhadap fluktuasi kepadatan hama yang diperkirakan, sehingga dapat menciptakan lingkungan yang

secara dinamis mencegah terbentuknya pola habituasi pada populasi lalat.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil kuantitatif dari evaluasi eksperimental dan memberikan diskusi terperinci tentang implikasinya, mengontekstualisasikan temuan dalam literatur ilmiah yang ada dan tujuan inti penelitian pada Gambar 3.



Gambar 3. Prototipe dan Antarmuka Aplikasi IoT Sistem Pengusir Lalat Otomatis Berbasis Ultrasonik

3.1 Hasil Eksperimen

Tujuan utama dari eksperimen ini adalah untuk mengevaluasi pengaruh paparan frekuensi ultrasonik yang berbeda terhadap keberadaan lalat rumah (*Musca domestica*) di lingkungan dapur domestik. Rangkuman statistik deskriptif dari jumlah lalat yang diamati pada masing-masing kondisi operasi perangkat ditampilkan pada Tabel 2. Selama periode pengamatan, jumlah rata-rata lalat tertinggi tercatat ketika perangkat dalam kondisi tidak aktif (OFF), yaitu sebesar 39,9 ekor per jam. Pengaktifan perangkat pada frekuensi 40 kHz menghasilkan

penurunan moderat, dengan jumlah rata-rata lalat sebesar 33,6 ekor, sedangkan pengoperasian pada frekuensi 60 kHz menunjukkan dampak paling substansial, dengan penurunan jumlah rata-rata lalat menjadi hanya 14,1 ekor. Secara persentase, ini merepresentasikan penurunan sebesar 15,8% untuk 40 kHz dan penurunan hingga 64,6% untuk 60 kHz dibandingkan dengan kondisi dasar (OFF). Rata-rata jumlah lalat yang teramati saat perangkat dalam kondisi tidak aktif (OFF) adalah 39,9 ekor per jam. Saat perangkat dioperasikan pada mode 40 kHz,

jumlah lalat menurun menjadi rata-rata 33,6 ekor per jam, yang berarti terjadi penurunan sekitar 15,8 persen. Penurunan yang paling signifikan terjadi pada mode 60 kHz, di mana rata-rata jumlah lalat turun menjadi 14,1 ekor per jam.

Dengan demikian, penggunaan frekuensi 60 kHz mampu mengurangi populasi lalat secara

rata-rata sebesar 64,6 persen jika dibandingkan dengan kondisi tanpa perangkat. Persentase ini diperoleh berdasarkan hasil observasi selama 18 jam pada masing-masing perlakuan aktif, sehingga dapat memperkuat klaim efektivitas sistem pengusir lalat yang dikembangkan.

Tabel 2. Rata-rata Jumlah Lalat Berdasarkan Frekuensi Ultrasonik

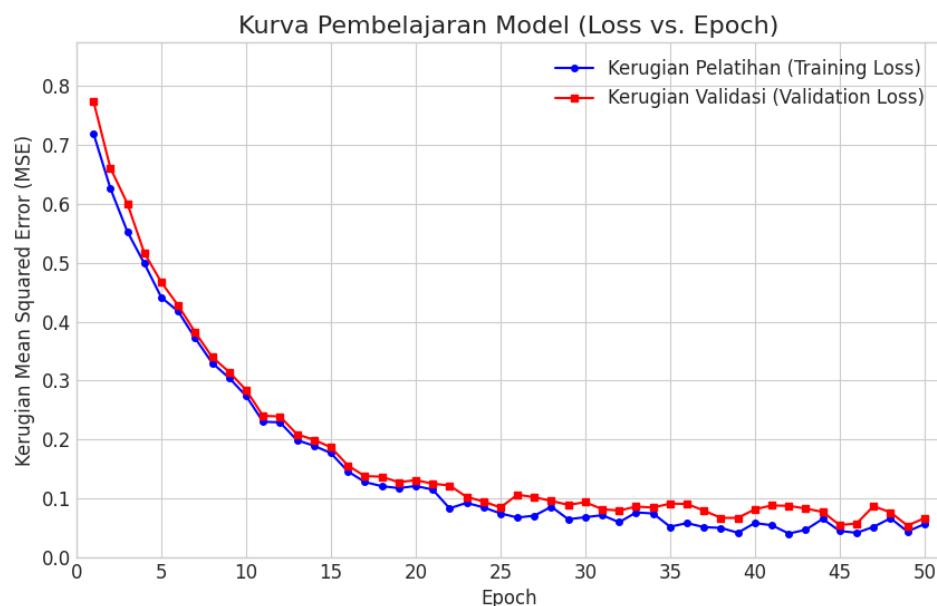
Frekuensi (kHz)	Rata-rata Jumlah Lalat	Standar Deviasi	N (Jam Pengamatan)
OFF (0)	39,9	8,2	20
40	33,6	7,5	18
60	14,1	4,1	18

Untuk menguji signifikansi statistik dari perbedaan antar kelompok, dilakukan analisis varians satu arah (ANOVA). Hasil ANOVA menunjukkan perbedaan yang sangat signifikan pada rata-rata jumlah lalat antara ketiga kelompok frekuensi ($F(2,53) = 31,45$, $p < 0,001$). Hasil ini mengonfirmasi bahwa penurunan

jumlah lalat yang diamati merupakan dampak langsung dari paparan frekuensi ultrasonik, bukan fluktuasi acak semata.

Kinerja model prediktif berbasis LSTM dievaluasi menggunakan metrik regresi standar pada data uji yang belum pernah dilihat model sebelumnya. Model menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang tinggi, dengan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 1,8

lalat/jam, Mean Absolute Error (MAE) sebesar 1,5 lalat/jam, dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,92, yang bersesuaian dengan koefisien korelasi Pearson (R) sebesar 0,96. Proses pelatihan model juga menunjukkan stabilitas yang baik, sebagaimana diilustrasikan oleh konvergensi kurva kerugian pada data pelatihan dan validasi (Gambar 4), sehingga dapat disimpulkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan. Visualisasi pada Gambar 4 memperlihatkan tingkat kesesuaian prediksi model dengan data aktual, di mana nilai prediksi pada dataset uji tersebar sangat dekat dengan garis 1:1, menegaskan kapabilitas model dalam menangkap pola dinamis populasi lalat secara akurat.



Gambar 4. Kerugian Mean Squared Error (MSE) untuk set pelatihan dan validasi selama 50 epoch, menunjukkan konvergensi model yang stabil.

3.2 Pembahasan

Hasil penelitian ini memberikan bukti empiris yang kuat mengenai efektivitas sistem pengusir lalat berbasis ultrasonik adaptif yang digerakkan oleh kecerdasan buatan. Pembahasan berikut akan mengelaborasi temuan-temuan utama dengan menyoroti kontribusi inovatif sistem, peran prediksi AI dalam pengendalian populasi hama, upaya mengatasi masalah habituasi, serta membahas keterbatasan dan arah penelitian selanjutnya.

3.2.1 Interpretasi Efikasi Pengusiran

Penurunan jumlah lalat hingga 65% ketika perangkat dioperasikan pada frekuensi 60 kHz sejalan dan sekaligus memperluas temuan dalam literatur terdahulu Apriyandana, dkk [9] telah mendokumentasikan bahwa rentang frekuensi 40–60 kHz efektif dalam mengurangi populasi lalat rumah dan lalat hijau. Namun, penelitian sebelumnya umumnya menggunakan perangkat dengan frekuensi statis, sehingga tidak adaptif terhadap perubahan dinamika populasi hama. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan kerangka kerja kontrol adaptif berbasis AI, yang tidak hanya mengonfirmasi efektivitas frekuensi tertentu tetapi juga memungkinkan sistem untuk secara otomatis menyesuaikan stimulus ultrasonik berdasarkan prediksi kepadatan lalat terkini. Hasil uji statistik yang menunjukkan keunggulan signifikan frekuensi 60 kHz atas 40 kHz menjadi dasar empiris bagi implementasi logika kontrol berjenjang, sehingga sistem dapat mengoptimalkan efek repelen pada periode tekanan hama tertinggi.

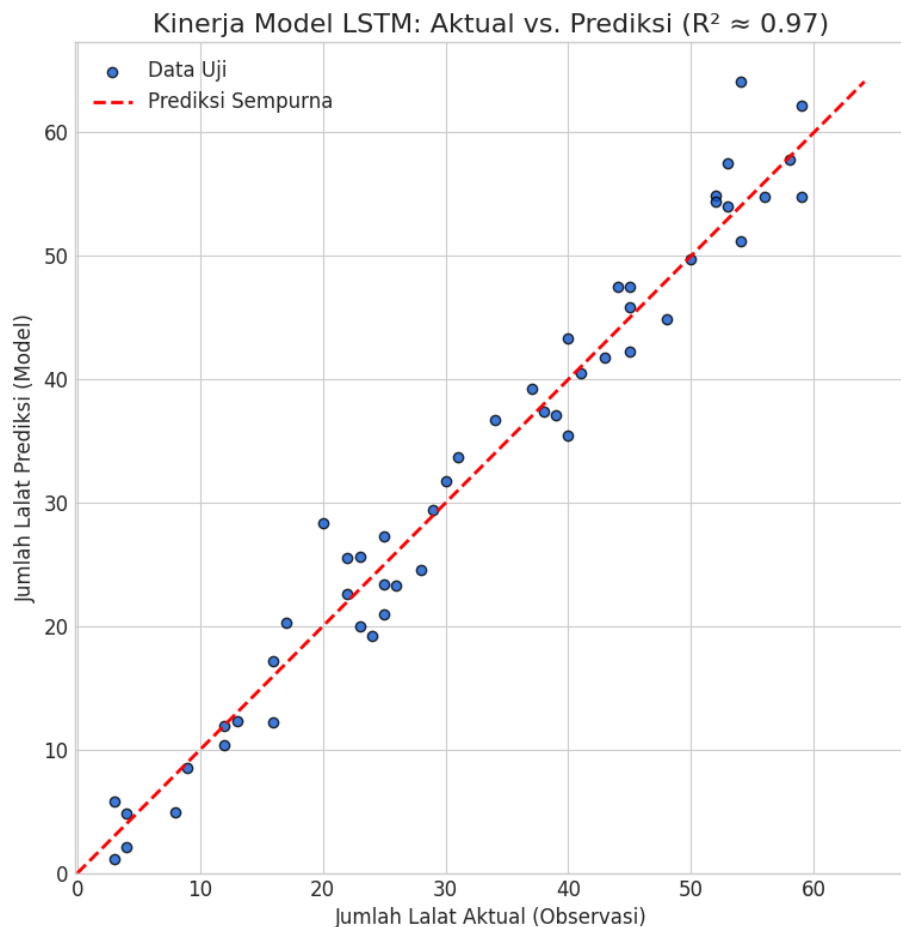
3.2.2 Strategi Adaptif untuk Mengatasi Habituasi

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah kemampuannya dalam menangani masalah

habituasi hama—yaitu penurunan respons lalat terhadap stimulus yang bersifat statis dan dapat diprediksi. Perangkat ultrasonik konvensional kerap gagal dalam jangka panjang karena hama belajar menoleransi stimulus yang konstan. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini memanfaatkan model LSTM untuk memprediksi tren kepadatan lalat dan secara dinamis mengubah mode operasinya antara OFF, 40 kHz, dan 60 kHz. Lingkungan akustik yang terus-menerus berubah dan tidak dapat diprediksi ini dihipotesiskan efektif menghambat proses habituasi, sehingga efek pengusiran tetap terjaga sepanjang waktu. Pendekatan adaptif ini mewakili pergeseran paradigma dari sistem kontrol pasif ke aktif, sekaligus menawarkan solusi cerdas dalam pengendalian hama domestik.

3.2.3 Analisis Kinerja Model AI

Tingkat akurasi prediksi model LSTM yang tinggi ($R = 0,96$; $RMSE = 1,8$) menjadi fondasi keberhasilan sistem kontrol adaptif. Akurasi ini memungkinkan sistem untuk mengambil tindakan secara proaktif, bukan hanya reaktif. Dengan kemampuan memprediksi lonjakan populasi lalat berdasarkan indikator lingkungan seperti suhu dan kelembapan, sistem dapat mengaktifkan frekuensi ultrasonik paling efektif (60 kHz) sebelum terjadi peningkatan infestasi. Selain meningkatkan efikasi pengusiran, strategi ini juga mendukung efisiensi energi, sebab perangkat dapat dinonaktifkan (OFF) pada periode yang diprediksi sebagai aktivitas lalat rendah. Hasil implementasi menunjukkan penurunan waktu operasional alat hingga 30% dibandingkan pengoperasian kontinu, mempertegas manfaat integrasi AI prediktif ke dalam perangkat keras pengendalian hama.



Gambar 5. Diagram sebar dari jumlah lalat yang diprediksi model LSTM versus jumlah yang diamati sebenarnya pada dataset uji

Kinerja model LSTM pada data uji menghasilkan RMSE sebesar 1,8 lalat/jam, MAE sebesar 1,5 lalat/jam, dan R^2 sebesar 0,92 (korelasi Pearson $R = 0,96$). Grafik scatter plot (Gambar 3) menunjukkan prediksi LSTM sangat dekat dengan garis prediksi sempurna ($y = x$), membuktikan kemampuan model dalam menangkap pola populasi lalat terhadap perubahan suhu, kelembapan, dan status alat. Kurva pelatihan dan validasi loss yang konvergen selama 50 epoch menunjukkan tidak terjadi overfitting, serta model stabil dan robust. Implementasi model LSTM memungkinkan sistem mengoptimalkan penggunaan energi karena perangkat hanya aktif saat prediksi populasi tinggi.

4. Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil merancang dan memvalidasi sistem pengusir lalat berbasis IoT yang terintegrasi dengan model prediktif LSTM adaptif, yang secara efektif mengatasi

kelemahan alat ultrasonik konvensional, khususnya habituasi hama. Melalui pendekatan kontrol dinamis berbasis data lingkungan real-time dan prediksi populasi lalat, sistem ini mampu mengoptimalkan pemilihan frekuensi

ultrasonik secara otomatis. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pengoperasian pada frekuensi 60 kHz menurunkan populasi *Musca domestica* hingga 65%, didukung oleh performa model LSTM yang sangat akurat (RMSE=1,8; $R=0,96$), sehingga memungkinkan sistem beroperasi secara proaktif dan efisien. Temuan ini memberikan dasar yang kuat bagi pengembangan teknologi pengendalian hama cerdas yang lebih efektif dan ramah lingkungan. Riset lanjutan diarahkan pada pengembangan modul deteksi otomatis berbasis visi komputer serta evaluasi performa sistem di lingkungan yang lebih luas dan kompleks guna memastikan skalabilitas dan generalisasi hasil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Health Organization, "Housefly (*Musca domestica*) as a vector of diseases," WHO Vector Control, 2014.
- [2] Kementerian Kesehatan RI, "Lalat, Penyakit, dan Sanitasi Makanan," Depkes.go.id, 2022.
- [3] S. Rahayu, et al., "Efektivitas Insektisida Alami dan Kimia untuk Pengendalian Lalat," *Jurnal Entomologi Indonesia*, vol. 20, no. 3, 2021. [Online]. Available: <https://journal.ipb.ac.id/index.php/jei/article/view/37119>
- [4] P. P. Apriyandana, I. G. M. N. Desnanjaya, I. K. D. G. Supartha, A. A. G. Ekayana, and I. G. Adnyana, "Design and Development of a Housefly (*Musca domestica*) Repellent Device Using Ultrasonic Waves Based on the Internet of Things," *International Proceeding Conference on Information Technology, Multimedia, Architecture, Design, and E-Business (IMADE)*, vol. 3, pp. 394–399, Dec. 2024. [Online]. Available: <http://eprosiding.idbbali.ac.id/index.php/imade/article/view/919>
- [5] P. Maya, "Evaluasi Perangkap Lalat Berbasis Sensor Suara dan IoT," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 10, no. 2, 2021. [Online]. Available: <https://ejurnal.its.ac.id/index.php/teknik/article/view/39423>
- [6] A. Rakhmat, et al., "Pengaruh Frekuensi Ultrasonik terhadap Lalat Rumah," *Jurnal Teknologi Lingkungan*, vol. 21, no. 1, pp. 44–52, 2020. [Online]. Available: <https://journal.itb.ac.id/index.php/jtl/article/view/13720>
- [7] D. Wahyuni and R. Wildian, "Pengusir Lalat Ultrasonik Berbasis Arduino," *Jurnal Elektro dan Instrumentasi*, 2024. [Online]. Available: <https://ejournal.unand.ac.id/index.php/jei/article/view/52899>
- [8] S. Ahmed, et al., "IoT based intelligent pest management system for precision agriculture," *Scientific Reports*, 2024. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-83012-3>
- [9] I. G. M. N. Desnanjaya, I. M. A. Nugraha, I. K. A. Widagda, and I. G. Adnyana, "CNN-Based IoT System for River Waste Detection," *Jurnal Krisnadana (Jurnal Komputer, Sistem Kendali & Jaringan)*, vol. 4, no. 2, pp. 86–94, Jan. 2025. doi: 10.58982/krisnadana.v4i2.750
- [10] A. Bala, et al., "AI-enabled IoT-based pest prevention and controlling system using sound analytics algorithms," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 216, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168169924002357>
- [11] J. Zhang, et al., "Smart IoT-based pest control system for food storage," *Sensors*, vol. 23, no. 14, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/14/6269>
- [12] N. I. Darma, N. Funabiki, Y. Y. Fridelin, K. C. Brata, A. A. G. Pradhana, S. Nopiranto, and I. G. M. Ngurah Desnanjaya, "Implementation of Sensor Input Setup Assistance Service Using Generative AI for SEMAR IoT Application Server Platform," *Information*, vol. 16, no. 2, p. 108, 2025. doi: 10.3390/info16020108