

SISTEM PEMANTAUAN SUHU DAN KELEMBAPAN KANDANG AYAM BERBASIS ANN-LSTM

M Ariansyah Putra Pratama¹, Renny Maulidda²

^{1,2}Politeknik Negeri Sriwijaya; Jl. Srijaya Negara, Bukit Lama, Kota Palembang; (0711) 353414

Keywords:

Smart Poultry Farming;
IoT (Internet of Things);
ANN;
LSTM;
Time-Series Forecasting;
Environmental Classification.

Correspondent Email:

m.ariansyahputrapratama@g
mail.com

Abstrak. Mempertahankan suhu dan tingkat kelembapan yang konsisten sangat krusial demi memastikan kesehatan, produktivitas, serta kesejahteraan unggas salah satunya adalah ayam, khususnya di daerah tropis di mana perubahan mendadak dapat menyebabkan stres akibat panas dan penurunan performa. Namun, metode pengawasan tradisional seringkali hanya terbatas pada observasi langsung dan minim dalam hal kemampuan untuk melakukan prediksi. Penelitian ini memperkenalkan sistem monitoring yang berbasis pada ANN–LSTM yang terhubung dengan teknologi *Internet of Things* (IoT) untuk mengevaluasi kondisi lingkungan di dalam kandang ayam. Data lingkungan diperoleh melalui sistem pemantauan berbasis sensor dan diproses dengan model pembelajaran mendalam hibrida untuk mendeteksi pola temporal serta melakukan kegiatan peramalan dan klasifikasi. Model ini mencapai nilai R^2 di atas 0,95 dengan kesalahan prediksi yang sangat rendah untuk suhu dan kelembapan, serta tingkat akurasi klasifikasi yang mencapai 95,15% dalam mengidentifikasi kondisi Normal, Peringatan, dan Bahaya. Temuan ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan menawarkan pendekatan yang menggabungkan pemantauan secara langsung dengan analisis prediktif dalam peternakan unggas.



Copyright © 2026 The Author(s),
Published by Jurnal Informatika dan
Teknik Elektro Terapan. This is an
open-access article distributed under
the terms of the Creative Commons
Attribution-NonCommercial 4.0
International License (CC BY-NC
4.0).

Abstract. Maintaining stable temperature and humidity is crucial for ensuring the health, productivity, and well-being of poultry, especially in tropical environments where fluctuations can lead to heat stress and reduced performance. However, conventional monitoring approaches are often limited to real-time observations and lack predictive capabilities. This study presents an ANN–LSTM-based monitoring system integrated with Internet of Things (IoT) technology to analyze environmental conditions in a chicken house. Environmental data were collected using sensor-based monitoring and processed using a hybrid deep learning model to capture temporal patterns and perform forecasting and classification tasks. The model achieved an R^2 value above 0.95 with low prediction errors for temperature and humidity, and a classification accuracy of 95.15% for identifying Normal, Warning, and Danger conditions. These results demonstrate that the designed system provides an approach that combines real-time monitoring with predictive analytics in poultry environments.

1. PENDAHULUAN

Ketahanan pangan global sangat terbantu oleh peternakan ayam, terutama di negara-negara berkembang karena relatif mudah diakses dan terjangkau, produk ayam termasuk

daging dan telur merupakan sumber protein hewani yang populer. Namun, mengendalikan habitat ayam masih cukup sulit, terutama di daerah tropis dengan kelembapan dan suhu yang bervariasi [1], [2]. Kondisi fisiologis

ayam, termasuk pengaturan suhu tubuh, konsumsi pakan, metabolisme, dan tingkat stres, dapat dipengaruhi oleh unsur-unsur lingkungan termasuk suhu dan kelembapan. Bahaya stres panas dapat meningkat jika ayam secara teratur terpapar kondisi lingkungan yang tidak sesuai, yang dapat mengakibatkan penurunan produksi dan peningkatan angka kematian. Keuntungan petani dan kelangsungan usaha tentu akan terpengaruh oleh keadaan ini [3], [4]. Oleh karena itu, menjaga kondisi ternak yang stabil dan mempertahankan kinerja produksi membutuhkan pengelolaan lingkungan yang optimal.

Pemantauan kondisi kandang pada metode peternakan ayam tradisional biasanya masih dilakukan secara manual atau dengan instrumen dasar yang tidak memberikan informasi langsung (*real-time*). Pendekatan ini seringkali gagal mengidentifikasi perubahan cepat di lingkungan, yang menyebabkan pengambilan keputusan yang buruk dan manajemen kondisi kandang yang lambat. Sensor digital kini digunakan untuk memantau kondisi lingkungan kandang secara terus menerus berkat kemajuan teknologi *Internet of Things* (IoT). Kondisi kandang dapat diketahui setiap saat berkat teknologi ini, yang memungkinkan data untuk dikomunikasikan dan dipantau dari jarak jauh [5]. Meskipun demikian, sebagian besar sistem yang dibuat masih terbatas pada penyimpanan dan pemantauan data. Banyak sistem tidak dapat memprediksi kondisi lingkungan atau melakukan analisis cerdas, yang akan memungkinkan petani untuk mengambil keputusan lebih cepat dan akurat [6]-[8].

Siklus harian, efisiensi ventilasi, dan aktivitas hewan semuanya dapat berdampak pada kondisi lingkungan di dalam kandang ayam. Untuk mengantisipasi keadaan lingkungan lebih awal dan melakukan penyesuaian lebih cepat, perubahan yang terus-menerus ini memerlukan strategi prediktif. *Artificial Neural Network* (ANN) telah banyak digunakan dalam beberapa penelitian untuk merepresentasikan interaksi yang rumit dan nonlinier dalam sistem lingkungan dan pertanian. Selain itu, diketahui secara luas bahwa teknik *Long Short-Term Memory* (LSTM), komponen dari *Recurrent Neural Network* (RNN), dapat secara efektif mempelajari korelasi temporal dan pola data sekuensial [9]-[11]. LSTM dinilai unggul dalam

mengidentifikasi pola deret waktu dalam data lingkungan, dan ANN dapat membantu analisis dan pengambilan keputusan dalam tugas yang melibatkan prediksi dan klasifikasi, kombinasi ANN dan LSTM dianggap cocok untuk penelitian ini [12].

Teknik pembelajaran mendalam telah digunakan dalam sejumlah penelitian terbaru untuk memprediksi kondisi lingkungan di industri peternakan. Hanya sedikit sistem yang dapat menggabungkan kategorisasi kondisi lingkungan dan operasi peramalan ke dalam satu kerangka kerja terintegrasi karena sebagian besar penelitian saat ini hanya berkonsentrasi pada fungsi pemantauan atau prediksi saja [13]. Selain itu, saat ini penggunaan model-model ini di daerah tropis masih sangat sedikit, terutama dalam penelitian yang menggunakan data langsung dari kandang ayam sebenarnya.

Mengingat kekhawatiran tersebut, studi ini menyarankan penggunaan model ANN yang dikombinasikan dengan lapisan LSTM untuk memantau suhu dan kelembapan di kandang ayam. Untuk memprediksi variabel lingkungan dan sekaligus mengklasifikasikan kondisi kandang ke dalam kategori Normal, Peringatan, dan Bahaya, model yang dibuat dibangun menggunakan teknik pembelajaran multi-tugas. Sistem ini dapat melakukan pemantauan waktu nyata dan menghasilkan analisis prediktif perubahan kondisi lingkungan kandang berkat kombinasi ANN dan LSTM. Diharapkan strategi ini akan memungkinkan peternak untuk mengambil keputusan lebih cepat dan membantu dalam menciptakan sistem kandang unggas pintar yang lebih cerdas dan mudah beradaptasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kondisi Lingkungan Kandang

Dua faktor lingkungan yang berdampak besar pada kesejahteraan, produktivitas, dan kenyamanan ayam di kandangnya adalah suhu dan kelembapan karena kemampuan mereka yang terbatas untuk mengatur suhu tubuh, ayam lebih rentan terhadap fluktuasi lingkungan, terutama di daerah tropis di mana kelembapan dan suhu biasanya tinggi. Stres panas lebih mungkin terjadi ketika kondisi kandang terlalu keras bagi ayam. Hal ini dapat mengganggu perkembangan ayam secara keseluruhan dan mengganggu proses fisiologisnya [14].

Metabolisme ayam, asupan pakan, dan perkembangannya sangat dipengaruhi oleh suhu lingkungan, sementara kemampuan ayam untuk melepaskan panas sangat dipengaruhi oleh kelembapan. Mekanisme pendinginan alami melalui penguapan menjadi kurang efisien ketika suhu tinggi dan kelembapan berlebihan terjadi bersamaan, sehingga meningkatkan bahaya stres termal. Menurut penelitian sebelumnya, kondisi ini dapat mengakibatkan penurunan asupan pakan, pertumbuhan unggas yang lebih lambat, dan tingkat kematian yang lebih tinggi dalam sistem produksi unggas [15].

Dalam peternakan ayam, khususnya selama tahap pemeliharaan anak ayam, menjaga kisaran lingkungan yang sesuai sangat penting. Menurut sejumlah penelitian, ayam menyukai suhu antara 18°C dan 30°C, dan tergantung pada usia dan tahap produksinya, kelembapan relatif sering dijaga antara 60% dan 80%. Bahaya stres panas meningkat, dan kinerja produksi dapat menurun drastis jika kondisi lingkungan melebihi ambang batas tertentu, terutama ketika suhu melebihi 32°C dan kelembapan melebihi 85% [16].

Kondisi fisiologis, hasil telur, dan kualitas produksi semuanya dapat terpengaruh secara negatif oleh paparan berkepanjangan terhadap lingkungan kandang yang tidak sesuai. Di daerah tropis dengan suhu dan kelembapan yang tinggi secara terus-menerus, efek ini biasanya lebih terlihat. Ketidakstabilan lingkungan dapat menurunkan kinerja hewan dan mengakibatkan penurunan hasil produksi. Agar ayam tetap sehat dan produktif, pengelolaan kandang yang stabil dan teratur sangat penting [17].

Aktivitas hewan, efisiensi sistem ventilasi, dan variasi cuaca di luar semuanya berdampak pada lingkungan dinamis di dalam kandang ayam. Kelembapan dan suhu dapat berubah seiring waktu, membentuk pola yang berbeda yang memerlukan pengamatan terus-menerus. Oleh karena itu, untuk menjaga kenyamanan termal ayam, mengurangi bahaya stres panas, dan mempertahankan hasil ternak yang stabil, diperlukan sistem pemantauan lingkungan yang dapat memantau kondisi kandang secara efisien. Dalam peternakan, sistem pemantauan ini berfungsi sebagai dasar untuk pengembangan teknologi prediksi dan pemantauan cerdas.

2.2. Artificial Neural Network (ANN)

Teknik komputer yang disebut *Artificial Neural Network* (ANN) bertujuan untuk meniru cara kerja jaringan saraf pada makhluk hidup. Banyak neuron yang terhubung membentuk model ini, yang menggunakan data masukan untuk menemukan pola. Untuk menentukan hubungan antara masukan dan keluaran, ANN menggunakan bobot koneksi dan fungsi aktivasi nonlinier. Adanya fitur-fitur ini, ANN berguna untuk mensimulasikan interaksi rumit yang biasanya sulit digambarkan menggunakan teknik matematika tradisional [18].

ANN dapat memprediksi interaksi nonlinier antara parameter seperti suhu, kelembapan, dan kondisi lingkungan lainnya, ANN sering digunakan dalam pertanian dan lingkungan. Karena berbagai faktor berinteraksi dan saling memengaruhi, sistem lingkungan biasanya memiliki sifat yang kompleks. ANN dapat memahami hubungan ini dengan lebih baik daripada pendekatan tradisional karena kemampuannya untuk belajar dari pola data.

ANN juga dapat digunakan untuk menganalisis reaksi sistem dalam berbagai skenario dan memperkirakan kondisi lingkungan. Model-model ini dapat belajar dari data masa lalu tanpa bergantung pada asumsi matematis yang rumit tentang proses fisik yang terlibat, karena dapat menyesuaikan diri dengan pola data. Karena banyak elemen internal dan eksternal yang memengaruhi kondisi lingkungan di kandang ayam, fitur ini menjadikan ANN ideal untuk sistem pemantauan unggas [4].

2.3. Long Short-Term Memory (LSTM)

Salah satu pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang digunakan untuk mempelajari hubungan temporal pada data yang sensitif terhadap waktu. Berbeda dengan jaringan saraf biasa, LSTM memiliki mekanisme memori dan beberapa gerbang kontrol, termasuk gerbang *input*, *forget*, dan *output*, yang memungkinkan model untuk menyimpan informasi penting sekaligus menyimpan data yang kurang relevan. Struktur ini membuat LSTM lebih efektif dalam mempelajari pola jangka panjang dan dapat mengurangi masalah *vanishing gradient* yang sering muncul pada RNN konvensional.

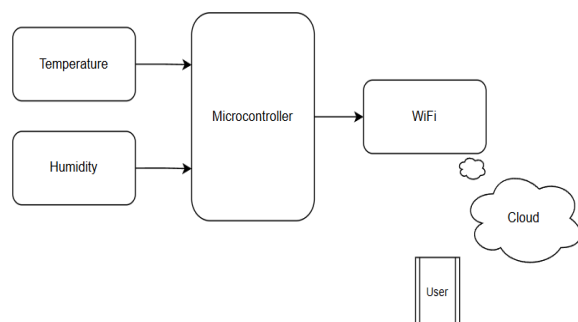
Data seperti suhu dan kelembapan biasanya menunjukkan pola perubahan dari waktu ke waktu dalam sistem pemantauan lingkungan, terutama di bidang pertanian dan peternakan. Banyak elemen, termasuk sistem ventilasi, siklus siang-malam, dan cuaca lokal, memengaruhi pola-pola ini. Oleh karena itu, dibutuhkan model yang dapat memahami keterkaitan temporal dari data dinamis ini. Karena LSTM dapat mempelajari pola jangka pendek dan tren jangka panjang berdasarkan data historis yang tersedia, LSTM sering digunakan dalam prosedur prediksi lingkungan [9], [12].

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa model berbasis LSTM dapat menghasilkan hasil prediksi yang baik tentang parameter lingkungan dalam sistem ayam. Tujuan metode ini adalah untuk menganalisis perubahan suhu di lingkungan peternakan dan mendukung proses pengendalian lingkungan dengan memprediksi kondisi yang akan terjadi pada periode mendatang [10].

3. METODE PENELITIAN

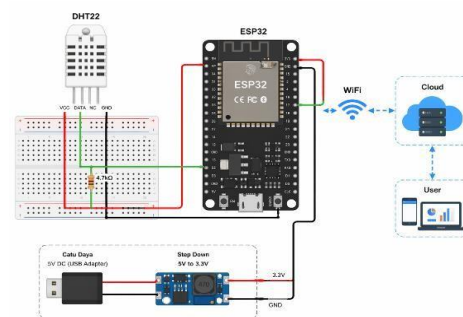
3.1. Desain Elektronik Sistem Pemantauan

Di era sekarang, sistem pemantauan berbasis *Internet of Things* (IoT) telah banyak digunakan untuk mengumpulkan data lingkungan secara *real-time*, seperti suhu dan kelembapan kandang [19]. Gambar 1 menggambarkan diagram blok sistem pemantauan lingkungan *Internet of Things* (IoT) pada kandang ayam yang terdiri dari sensor seperti suhu dan kelembapan, unit mikrokontroler, dan *platform cloud* sebagai media transmisi dan analisis data.



Gambar 1. Diagram Blok Sistem Pemantauan IoT di Kandang Ayam

Suhu dan kelembapan diukur langsung oleh sensor yang ditempatkan di dalam kandang. Mikrokontroler sebagai komponen utama pengontrol sistem, kemudian menerima data dari sensor DHT22. Data sensor lalu akan diproses oleh ESP32 dan kemudian dikirim melalui jaringan WiFi ke *platform cloud*. Data dikirim berkelanjutan tanpa batasan jarak dimungkinkan dengan penggunaan tautan nirkabel. Selain itu, pengguna aplikasi pemantauan seperti Blynk dapat memeriksa data yang tersimpan di *cloud* melalui antarmuka visual.



Gambar 2. Sirkuit Pemantauan Suhu dan Kelembapan

3.2. Pengaturan Eksperimental

Pengujian dilakukan di kandang ayam berukuran 2,9 x 2,7 meter dengan 10 ekor ayam kampung yang dipelihara secara bebas. Sepanjang percobaan, faktor lingkungan, termasuk kelembapan dan suhu, dicatat secara rutin. Ayam-ayam tersebut ditempatkan dalam kondisi standar dengan makanan dan air yang cukup sesuai kebutuhan mereka. Sebuah kamera keamanan juga dipasang di kandang untuk memungkinkan pemantauan kondisi di dalam kandang secara jarak jauh dan waktu nyata.



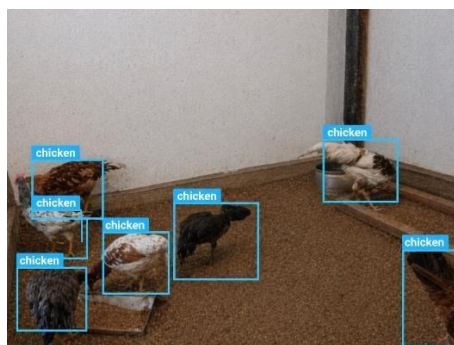
Figure 3. Sistem Pemantauan Berbasis IoT Terpasang di Kandang Ayam

Sistem berbasis *Internet of Things* (IoT) yang dapat mengukur suhu dan kelembapan secara *real-time* dipasang untuk memantau kondisi lingkungan di dalam kandang. Kandang tersebut dilengkapi dengan sensor untuk mengumpulkan data lingkungan yang andal dan akurat. Setelah diproses oleh mikrokontroler ESP32, pembacaan sensor kemudian ditransmisikan melalui jaringan WiFi ke *platform cloud*, seperti Blynk, yang berfungsi sebagai media penyimpanan dan visualisasi data yang ditunjukkan pada gambar 4.

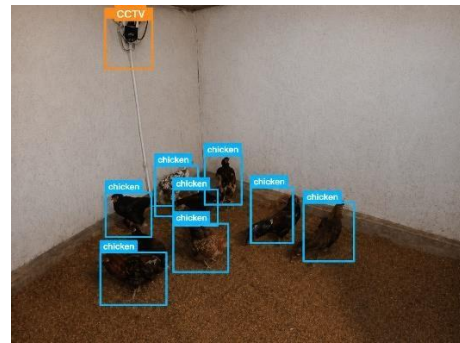


Figure 4. Monitoring Interface on Blynk Application

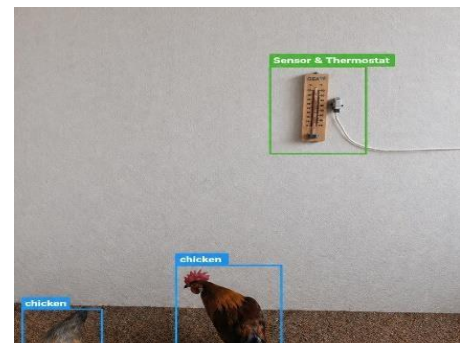
Selama dua bulan, data dikumpulkan untuk mendokumentasikan perubahan kondisi lingkungan kandang ayam. Kemudian, model pembelajaran mendalam dilatih menggunakan data yang dikumpulkan, yang meliputi suhu, kelembapan. Tugas utama model ini adalah untuk mengantisipasi kondisi iklim di masa mendatang dan mengkategorikan tingkat kenyamanan ayam ke dalam kategori Normal, Peringatan, dan Bahaya.



(a)



(b)



(c)

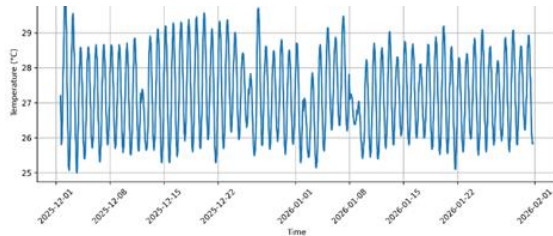
Gambar 5. Kondisi Kandang Ayam dalam Penelitian

3.3. Pengumpulan Data Lingkungan

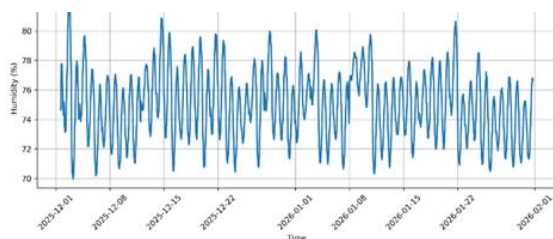
Perangkat pemantauan berbasis *Internet of Things* (IoT) yang ditempatkan di kandang ayam menyediakan data lingkungan yang digunakan dalam penelitian ini. Sistem ini dibuat untuk sering memeriksa faktor lingkungan, terutama yang memengaruhi produksi dan kesehatan ternak. Karena memiliki dampak besar pada metabolisme ayam, efisiensi konsumsi pakan, dan tingkat stres panas, suhu udara dan kelembapan relatif dipilih sebagai karakteristik utama dalam penelitian ini [20]. Akibatnya, prosedur pemantauan dan prediksi model yang dibangun sebagian besar bergantung pada data suhu dan kelembapan.

Selama dua bulan, 17.605 sampel data dikumpulkan dengan interval lima menit. Kondisi lingkungan di dalam kandang ayam diwakili oleh semua data ini, yang kemudian digunakan sebagai *input* untuk membuat model pembelajaran mendalam. Gambar 6 dan 7 menampilkan rekaman data suhu dan kelembapan dari sistem pemantauan berbasis

Internet of Things (IoT) di dalam kandang ayam.



Gambar 6. Data Suhu yang Direkam dari Sistem Pemantauan IoT



Gambar 7. Data Kelembapan yang Direkam dari Sistem Pemantauan IoT

Pada penelitian ini, "kondisi normal" mengacu pada pengaturan kandang yang masih dalam kisaran di mana ayam dapat dengan nyaman mempertahankan stabilitas fisiologis. Kelompok ini dicirikan oleh kondisi normal, suhu antara 18°C dan 28°C dan tingkat kelembapan relatif di bawah 70%. Selain itu, kondisi peringatan yaitu, suhu antara 28°C dan 32°C dan tingkat kelembapan antara 70% dan 85% menggambarkan lingkungan yang mulai mendekati batas toleransi ayam. Sementara itu, suhu di atas 32°C dan tingkat kelembapan di atas 85% dianggap berbahaya karena meningkatkan kemungkinan stres panas pada ayam betina.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa kelembapan dan suhu yang berlebihan di dalam kandang dapat memperburuk stres panas pada ayam dan menurunkan produksi [13]. Setiap data lingkungan yang dikumpulkan dari sistem pemantauan kemudian dikategorikan ke dalam kategori kondisi lingkungan yang sesuai berdasarkan batasan parameter yang telah ditentukan.

Tabel 1. Distribusi Kelas

Class	Number of Samples	Percentage
Normal	4.367	24.81%
Warning	11.561	65.67%
Danger	1.677	9.53%
Total	17.605	100%

Distribusi data menurut kelompok kondisi lingkungan yang telah ditentukan sebelumnya ditunjukkan pada Tabel 1. Sebagian besar data, atau 65,67% dari seluruh dataset, termasuk dalam kategori Peringatan, menurut hasil pengelompokan. 24,81% data termasuk dalam kategori Normal, sedangkan 9,53% termasuk dalam kategori Bahaya. Model pembelajaran mendalam yang dibangun dapat lebih memahami pola lingkungan dalam ruangan berkat data dalam ketiga kategori ini, yang memungkinkan klasifikasi kondisi ruangan.

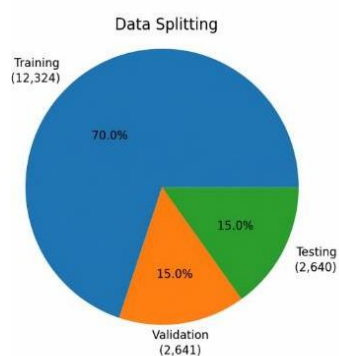
3.4. Praproses Data

Sebelum proses pembelajaran dimulai, langkah pra-proses data dilakukan untuk meningkatkan kualitas data dan meningkatkan kinerja pelatihan model. Pembersihan data, standardisasi, dan pembuatan data deret waktu merupakan langkah awal dalam mempersiapkan data suhu dan kelembapan dari sistem pemantauan berbasis *Internet of Things* (IoT). Dengan menggunakan teknik jendela geser, data diatur secara kronologis sepanjang fase persiapan deret waktu. Dua belas langkah waktu dengan berbagai parameter kondisi lingkungan selama periode waktu tertentu membentuk setiap set data masukan dalam penelitian ini. Prosedur ini digunakan untuk mengajarkan model pola temporal yang dibutuhkan untuk memprediksi kondisi lingkungan.

Dataset yang digunakan dalam proses pelatihan model, dataset tersebut harus dibersihkan terlebih dahulu untuk menjamin konsistensi dan kualitasnya. Untuk mencegah *noise* memengaruhi hasil pembelajaran model, prosedur ini mencakup pemrosesan nilai yang hilang, perbaikan data yang salah, dan meminimalkan *noise*. Pendekatan Min-Max kemudian digunakan untuk menormalisasi setiap fitur dalam dataset sehingga semua data berada dalam rentang nilai yang konsisten.

Selama pelatihan model, normalisasi ini mencegah beberapa variabel mendominasi dan mempercepat proses konvergensi.

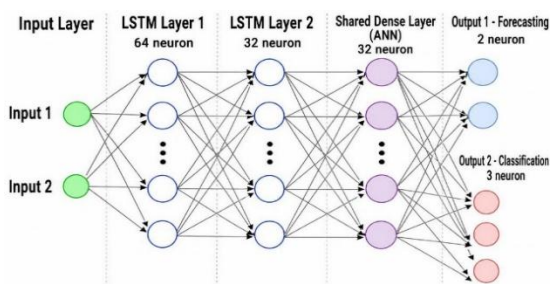
Pada gambar 3, dataset dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan rasio 70:15:15 setelah semua langkah persiapan selesai. Sebanyak 12.324 dari 17.605 dataset digunakan untuk pelatihan, 2.641 untuk validasi, dan 2.640 untuk pengujian. Untuk mempertahankan fitur deret waktu dan menghindari kebocoran data selama prosedur pengujian model, dataset dibagi secara kronologis.



Gambar 8. Rasio Pembagian Kumpulan Data

3.5. Arsitektur Model ANN-LSTM

Pada penelitian ini, data lingkungan deret waktu dari sistem pemantauan kandang ayam dianalisis menggunakan arsitektur ANN untuk membuat model klasifikasi dan prediksi. Model ini menggabungkan lapisan terhubung penuh yang digunakan dalam proses pengambilan keputusan ANN dengan lapisan LSTM yang mempelajari pola sekuensial karena dapat berhasil mengidentifikasi korelasi jangka panjang dalam data sekuensial. Teknik pembelajaran mendalam berbasis LSTM sering digunakan untuk prediksi data deret waktu [21].



Gambar 9. Arsitektur Model ANN-LSTM yang Dirancang

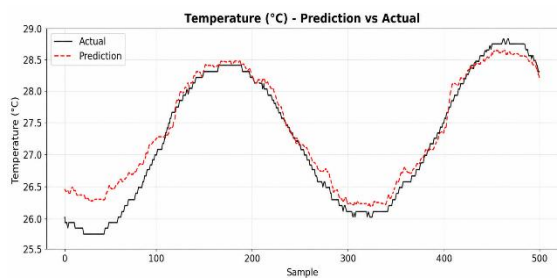
Model ini dimulai dengan lapisan input yang menerima data lingkungan deret waktu, seperti kelembapan dan suhu, seperti yang terlihat pada Gambar 9. Lapisan LSTM pertama, yang berisi 64 unit tersembunyi, kemudian memproses data ini untuk menentukan korelasi temporal dari data lingkungan yang telah diamati. Setelah prosedur ini, *normalisasi batch* dan *dropout* digunakan untuk mengurangi kemungkinan *overfitting* sambil mempertahankan stabilitas pelatihan model. Lapisan LSTM kedua, yang berisi 32 unit, menerima data temporal yang diekstrak dan menggunakannya untuk menciptakan gambaran pola lingkungan yang lebih ringkas dan mendalam.

Fungsi aktivasi ReLU berfungsi sebagai komponen utama prosedur ekstraksi fitur ANN setelah fitur yang dipelajari diproses dalam lapisan padat yang terdiri dari 32 neuron. Setelah fase ini, model dibagi menjadi dua saluran *output* berdasarkan tugas yang sedang diselesaikan. Untuk memperkirakan tingkat suhu dan kelembapan untuk waktu berikutnya, jalur pertama digunakan untuk proses prediksi dengan lapisan keluaran linier yang memiliki dua neuron. Sementara itu, lapisan keluaran *Softmax* yang mengklasifikasikan kondisi kandang ke dalam kategori Normal, Peringatan, dan Bahaya digunakan pada jalur kedua untuk kategorisasi kondisi lingkungan. Model ini dapat secara bersamaan mengklasifikasikan kondisi kandang dan memprediksi lingkungan dalam satu arsitektur dengan menggunakan strategi pembelajaran multi-tugas.

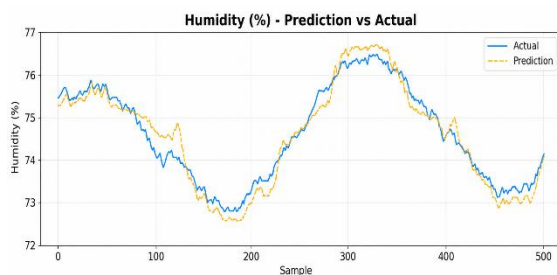
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Kinerja Model

Evaluasi dilakukan untuk melihat seberapa baik model memprediksi karakteristik lingkungan, terutama suhu dan kelembapan, dan untuk melacak konvergensi model selama pelatihan. Kapasitas model untuk mengidentifikasi pola temporal dan melakukan generalisasi pada data yang telah digunakan sebelumnya merupakan fokus utama evaluasinya. Kurva kerugian pada data pelatihan dan validasi, bersama dengan perbandingan nilai yang diharapkan dan nilai aktual, digunakan untuk menunjukkan temuan pengujian.



(a) Suhu



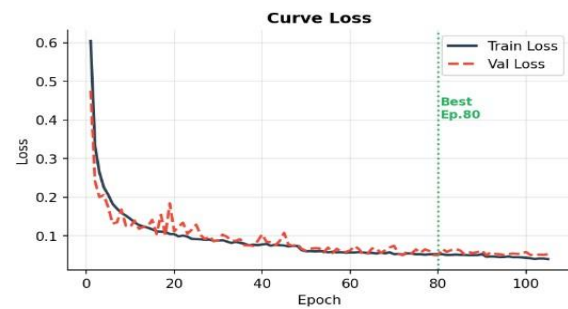
(b) Kelembapan

Gambar 10. Prediksi vs Nilai Aktual

Hasil prediksi suhu pada Gambar 10 menunjukkan model ini dalam melacak pola variasi suhu sepanjang waktu. Baik selama kenaikan maupun penurunan suhu dalam sampel yang diamati, nilai yang diproyeksikan sering kali sesuai dengan data aktual. Temuan prakiraan sering kali menunjukkan pola yang stabil dan teratur, meskipun ada sedikit variasi sesekali, terutama ketika perubahan suhu terjadi dengan cepat.

Hasil prediksi kelembapan menunjukkan pola perubahan kelembapan secara umum di dalam kandang ayam, termasuk variasi kecil yang terjadi sepanjang waktu pengamatan, dapat direpresentasikan oleh model tersebut. Meskipun terdapat beberapa variasi kecil di beberapa lokasi, variasi tersebut dapat diabaikan dan tidak memengaruhi kinerja prediksi secara keseluruhan.

Proses pelatihan model selama beberapa epoch digambarkan oleh kurva kerugian pada gambar 11. Nilai kerugian untuk data pelatihan dan validasi menurun drastis pada fase awal pelatihan, menunjukkan bahwa model mulai menangkap pola dari data yang diberikan. Penurunan cepat ini menunjukkan bahwa di awal fase pembelajaran, model mulai mengidentifikasi dan mengekstrak karakteristik penting dari data deret waktu..



Gambar 11. Kurva Kerugian Pelatihan

Nilai kerugian mulai menunjukkan pola yang lebih konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch, menunjukkan bahwa model semakin mendekati kondisi ideal. Sekitar epoch ke-80, ketika nilai kerugian data validasi mencapai titik terendahnya, model berkinerja terbaik. Kurva kerugian validasi cenderung tetap konstan, menunjukkan bahwa pelatihan lebih lanjut kurang bermanfaat dan dapat menyebabkan model menjadi *overfitting*.

4.2. Evaluasi Kinerja Model

Untuk memastikan kemampuan model dalam memprediksi data lingkungan dan mengkategorikan kondisi kandang ayam, dilakukan evaluasi kinerja model. Akurasi model dinilai dalam pekerjaan regresi menggunakan sejumlah metrik, termasuk *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2), seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Variabel	Metrik			
	RMSE	MAE	MAPE	R^2
Suhu	0.2173	0.1736	0.6497	0.9590
Kelembapan	0.3914	0.3057	0.4146	0.9612

Berdasarkan tabel 2, nilai RMSE untuk prediksi kelembapan dan suhu masing-masing adalah 0,3914 dan 0,2173. Untuk setiap parameter, angka-angka ini menunjukkan tingkat kesalahan rata-rata antara prediksi model dan data sebenarnya. Selain itu, perbedaan *Mean Absolute Error* (MAE) antara nilai yang diantisipasi dan nilai aktual ditemukan sebesar 0,1736 untuk suhu dan 0,3057 untuk kelembapan. Data kelembapan bervariasi lebih banyak daripada data suhu, menurut perbedaan nilai kesalahan untuk kedua faktor tersebut.

Selain itu, nilai MAPE untuk prakiraan kelembapan dan suhu masing-masing adalah 0,4146 dan 0,6497. Ukuran ini menunjukkan tingkat ketidakakuratan prediksi sebagai persentase dari skala data yang digunakan. Sementara itu, model menggambarkan sebagian besar fluktuasi dalam data nyata secara baik, sebagaimana dibuktikan oleh nilai koefisien determinasi (R^2) yang mencapai 0,9590 untuk suhu dan 0,9612 untuk kelembapan. Pada Tabel 3, kinerja model dinilai pada tugas klasifikasi.

Table 3. Kinerja Klasifikasi Model

Metrik	Skor
<i>Accuracy</i>	95,15%
<i>Precision</i>	96,13%
<i>Recall</i>	95,15%
<i>F1-Score</i>	95,45%

Model tersebut mengkategorikan sebagian besar data, sebagaimana dibuktikan oleh akurasi model sebesar 95,15%. Skor *recall* sebesar 95,15% menunjukkan bahwa model mengidentifikasi hampir semua kelas yang relevan dalam dataset, sementara nilai presisi sebesar 96,13% menunjukkan model mengurangi prediksi positif palsu. Selain itu, skor F1 sebesar 95,45% menunjukkan bahwa algoritma kategorisasi mencapai keseimbangan yang wajar antara *recall* dan *precision*. Secara keseluruhan, temuan penilaian menunjukkan bahwa model berkinerja baik dalam mengklasifikasikan kondisi lingkungan kandang ke dalam kategori Normal, Peringatan, dan Bahaya menggunakan pola data yang dipelajari.

5. KESIMPULAN

Studi ini membahas pembuatan sistem pemantauan berbasis ANN-LSTM yang bertujuan untuk memprediksi dan mengkategorikan lingkungan di kandang ayam. Sistem yang dibuat memproses data suhu dan kelembapan dari lingkungan kandang dengan mengintegrasikan model pembelajaran mendalam dengan teknologi *Internet of Things* (IoT). Arsitektur model menggunakan teknik pembelajaran multi-tugas, sistem ini dapat melakukan tugas klasifikasi dan prediksi secara bersamaan.

Kemampuan model untuk mempelajari pola temporal dari data lingkungan kandang ayam

ditunjukkan oleh nilai R^2 yaitu 0.9590 untuk suhu dan 0.9612 untuk kelembapan. Kesalahan prediksi yang sangat minimal untuk parameter suhu dan kelembapan, hasil uji klasifikasi juga menunjukkan bahwa model tersebut secara konsisten mengkategorikan situasi lingkungan ke dalam kategori Normal, Peringatan, dan Bahaya di berbagai variabel penilaian.

Metode dengan menggabungkan fungsi prediksi dan klasifikasi ke dalam satu model menjadikan sistem dapat memprediksi kondisi lingkungan di masa mendatang dan mengklasifikasikan lingkungan. Dibandingkan dengan sistem tradisional yang hanya berfokus pada pemantauan waktu nyata, kemampuan ini membuat proses pemantauan menjadi lebih informatif.

Namun, karena penelitian ini hanya mengevaluasi dua parameter lingkungan yaitu suhu dan kelembapan, maka masih terdapat sejumlah keterbatasan. Percobaan ini tidak mempertimbangkan elemen lain yang juga memengaruhi kondisi kandang, termasuk pencahayaan dan kualitas udara. Selain itu, sistem yang sedang dibangun saat ini tidak mencakup mekanisme kontrol otomatis dan lebih berfokus pada prosedur pemantauan dan prediksi. Untuk memaksimalkan dan memodifikasi fungsi kandang unggas pintar, penelitian selanjutnya dapat berfokus pada penambahan faktor lingkungan seperti gas amonia dan penerapan sistem kontrol tertutup.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. M. Ahmed, E. E. Hassanien, dan A. E. Hassanien, "A Smart IoT-based Monitoring System in Poultry Farms using Chicken Behavioural Analysis," *Internet of Things*, vol. 25, 2024.
- [2] M. A. Islam, "Effects of Temperature and Humidity on Feed Intake and Mortality in Layer Chickens," *Asian-Australasian J. Biosci. Biotechnol. Res.*, vol. 10, no. 1, hal. 1–10, 2025, doi: 10.3329/aajbb.v10i3.82906.
- [3] M. Naeem *et al.*, "Advancements in Machine Learning Applications in Poultry Farming: a Literature Review," *J. Appl. Poult. Res.*, 2025.

- [4] B. Paneru, A. Dhungana, S. Dahal, dan L. Chai, "Artificial Intelligence in Precision Poultry Farming Opportunities, Challenges, and Future Features," vol. 00, no. 00, 2026.
- [5] A. M. F. Ramadhan, "Monitoring System for Temperature, Humidity, and Ammonia Gas in Laying Hens Cages Based on Internet of Things," vol. 3, no. 1, hal. 12–17, 2025.
- [6] O. Lengkong, M. T. Tombeng, J. L. Tasidjawa, dan B. G. Birahy, "Prototype of IoT-based Temperature and Humidity Monitoring and Controlling System for Broiler Chicken Coops," *Cogito Smart J.*, vol. 11, no. 1, hal. 15–26, 2025.
- [7] G. W. Fernando, "A Smart Automatic Control and Monitoring System for Environmental Control in Poultry Houses Integrated with Early Warning System," *Sci. Rep.*, vol. 15, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-17074-2.
- [8] A. Godinho, "Wireless Environmental Monitoring and Control in Poultry Facilities," *Smart Cities*, vol. 6, no. 2, 2025.
- [9] N. Zhong, "Poultry House Room Temperature Prediction Model Based on Deep Learning," *Trans. Chinese Soc. Agric. Eng.*, 2025.
- [10] X. Chen, L. Yang, H. Xue, L. Li, dan Y. Yu, "A Machine Learning Model Based on GRU and LSTM to Predict the Environmental Parameters in a Layer House, Taking CO₂ Concentration as an Example," 2024.
- [11] N. H. Chapman *et al.*, "A Deep Learning Model to Forecast Cattle Heat Stress," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 211, no. May, hal. 107932, 2023, doi: 10.1016/j.compag.2023.107932.
- [12] H. Ji dan G. Teng, "Multistep Prediction of Temperature and Humidity in Poultry Houses Based on the GFF-Transformer Model," vol. 12, no. 4, hal. 803–817, 2025.
- [13] S. A. Rawdhan, M. A. Abdelhamid, dan F. M. Shaaban, "An IoT and Machine Learning Approach for Predicting Air Quality Parameters in Poultry Houses," *J. Biosyst. Eng.*, vol. 51, 2026.
- [14] E. M. Oluwagbenga dan G. S. Fraley, "Heat Stress and Poultry Production: A Comprehensive Review," *Poult. Sci.*, vol. 102, no. 12, hal. 103141, 2023, doi: 10.1016/j.psj.2023.103141.
- [15] H. R. Kim *et al.*, "Effects of Heat Stress on Growth Performance, Physiological Responses, and Carcass Traits in Broilers," *J. Therm. Biol.*, vol. 127, hal. 103994, 2025, doi: 10.1016/j.jtherbio.2024.103994.
- [16] S. Tesakul, "Effects of Heat Stress on Egg Performance in Laying Hens Under Hot and Humid Conditions," vol. 18, hal. 851–858, 2025, doi: 10.14202/vetworld.2025.851-858.
- [17] W. Ma *et al.*, "Intelligent Technologies in Poultry Farming: A Review of Smart Breeding and Precision Production," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 239, hal. 111109, 2025, doi: 10.1016/j.compag.2025.111109.
- [18] B. K. Park dan C. Kim, "Short-Term Prediction for Indoor Temperature Control Using Artificial Neural Network," 2023.
- [19] B. Ferdiansyah dan A. Fahrudi, "Pengendalian Suhu Kandang DOC Ayam Broiler Berbasis Internet of Things (IoT)," vol. 14, no. 1, hal. 961–967.
- [20] A. Rahman, "Impact of Heat Stress on Chicken Performance, Welfare, and Probable Mitigation Strategies," vol. 12, no. 11, hal. 3120–3133, 2022, doi: 10.9734/IJECC/2022/v12i111360.
- [21] Y. Kong *et al.*, "Unlocking the Power of LSTM for Long Term Time Series Forecasting," 2023.