



# Penerapan Recurrent Neural Network untuk Prediksi Kesehatan Sapi Berdasarkan Analisis Data Sensor Fisiologis

Riski Kurniawan<sup>1</sup>, Budi Santoso<sup>2\*</sup>, Bunga Intan<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau  
Jl. HM Soeharto, Kel, Lubuk Kupang, Kec. Lubuk Linggau Sel. I, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan, Indonesia

<sup>2</sup>Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau  
Jl. HM Soeharto, Kel, Lubuk Kupang, Kec. Lubuk Linggau Sel. I, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>riskyferdy9@email.com, <sup>2\*</sup>budisantoso@univbinainsan.ac.id, <sup>3</sup>bungaintan@univbinainsan.ac.id

Email Penulis Korespondensi: budisantoso@univbinainsan.ac.id

Submitted: 09/07/2025; Accepted: 31/07/2025; Published: 31/07/2025

**Abstrak**—Kesehatan hewan ternak, khususnya sapi, merupakan faktor krusial dalam industri peternakan karena berdampak langsung pada produktivitas dan kesejahteraan hewan. Namun, pemantauan kesehatan sapi di lapangan masih banyak dilakukan secara manual, yang menyebabkan keterlambatan dalam deteksi dini penyakit dan meningkatkan risiko kerugian ekonomi bagi peternak. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model prediksi kesehatan sapi menggunakan pendekatan Recurrent Neural Network (RNN) berbasis data sensor fisiologis, seperti suhu tubuh, detak jantung, dan aktivitas fisik. Data dikumpulkan secara real-time melalui teknologi Internet of Things (IoT) di peternakan Desa Tanah Periuk, Kabupaten Musi Rawas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model RNN yang dikembangkan mencapai akurasi 98,88%, presisi 0,99, dan recall 0,99, yang menunjukkan kinerja tinggi dalam mendeteksi potensi masalah kesehatan pada sapi. Temuan ini diharapkan dapat menjadi solusi praktis bagi peternak dalam mendukung pengambilan keputusan cepat dan tepat serta meningkatkan kesejahteraan hewan secara keseluruhan.

**Kata Kunci:** Prediksi Kesehatan Sapi; Recurrent Neural Network; Data Sensor; Internet of Things; Pemantauan Hewan Ternak;

**Abstract**—Livestock health, particularly of cattle, is a crucial factor in the livestock industry as it directly affects productivity and animal welfare. However, health monitoring in the field is still largely conducted manually, leading to delays in early disease detection and increasing the risk of economic loss for farmers. This study aims to develop and evaluate a cattle health prediction model using a Recurrent Neural Network (RNN) approach based on physiological sensor data such as body temperature, heart rate, and physical activity. The data were collected in real time using Internet of Things (IoT) technology at a farm located in Tanah Periuk Village, Musi Rawas Regency. The results show that the developed RNN model achieved an accuracy of 98.88%, precision of 0.99, and recall of 0.99, indicating high performance in detecting potential cattle health issues. These findings are expected to provide a practical solution for farmers to support timely and accurate decision-making and improve overall livestock welfare.

**Keywords:** Cattle Health Prediction; Recurrent Neural Network; Sensor Data; Internet of Things; Livestock Monitoring;

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era pertanian modern, teknologi informasi dan komunikasi telah menjadi bagian integral dalam meningkatkan efisiensi dan produktivitas sektor peternakan. Salah satu inovasi yang paling menjanjikan adalah penggunaan sensor untuk memantau kesehatan hewan ternak, khususnya sapi. Dengan meningkatnya permintaan akan produk susu dan daging, penting bagi peternak untuk memahami dan memprediksi kesehatan sapi mereka secara akurat. Hal ini tidak hanya berpengaruh pada produktivitas, tetapi juga pada kesejahteraan hewan dan keberlanjutan usaha peternakan.

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), terdapat sekitar 17,6 juta ekor sapi potong di Indonesia, dan sekitar 10% dari populasi tersebut mengalami berbagai masalah kesehatan seperti penyakit infeksi, gangguan pencernaan, dan masalah reproduksi. Masalah kesehatan ini menimbulkan kerugian ekonomi yang signifikan, termasuk biaya produksi yang meningkat, biaya pengobatan, dan kematian ternak. Data BPS menunjukkan bahwa kerugian akibat penyakit pada ternak terus meningkat setiap tahunnya, menandakan perlunya sistem pemantauan kesehatan yang lebih efektif [1].

Metode pemantauan kesehatan ternak saat ini banyak dilakukan secara manual, yang berpotensi menyebabkan keterlambatan dalam mendeteksi penyakit. Keterlambatan ini bisa memperbesar kerugian yang dialami peternak. Oleh karena itu, diperlukan teknologi yang dapat meningkatkan kecepatan dan akurasi pemantauan kesehatan, salah satunya adalah dengan penggunaan sensor dan pemanfaatan pembelajaran mesin. Teknologi sensor memungkinkan pengumpulan data real-time mengenai berbagai parameter kesehatan, seperti suhu tubuh, aktivitas fisik, pola makan, dan perilaku sosial sapi. Data ini kemudian dianalisis menggunakan algoritma pembelajaran mesin untuk mengidentifikasi pola yang mungkin mengindikasikan masalah kesehatan. Model Recurrent Neural Network (RNN) menjadi pilihan yang tepat karena kemampuannya dalam mempelajari pola data berurutan, cocok untuk prediksi kondisi kesehatan sapi.

Beberapa studi sebelumnya telah menunjukkan potensi penggunaan RNN dalam sistem prediksi berbasis data ternak. Misalnya, sebuah studi menunjukkan bahwa model RNN mampu memprediksi waktu kelahiran sapi dengan akurasi hingga 82% berdasarkan data aktivitas dan perilaku [2]. Studi lainnya menyatakan bahwa algoritma



prediktif seperti RNN dapat membantu deteksi dini penyakit dan meningkatkan manajemen kesehatan ternak [3]. Selain itu, teknologi sensor telah terbukti mampu mengurangi biaya pengobatan ternak hingga 30% melalui deteksi awal penyakit [4].

Namun demikian, mayoritas penelitian sebelumnya masih berfokus pada prediksi kejadian spesifik seperti kelahiran atau perilaku makan, bukan pada pemodelan prediksi kondisi kesehatan secara menyeluruh berbasis kombinasi berbagai data sensor fisiologis secara real-time. Selain itu, banyak penelitian dilakukan dalam skala laboratorium atau simulasi, bukan pada skenario peternakan nyata. Hal ini menciptakan gap antara hasil riset dan kebutuhan praktis di lapangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model RNN yang mampu menganalisis dan memprediksi kondisi kesehatan sapi secara menyeluruh berdasarkan data sensor suhu tubuh, detak jantung, dan aktivitas fisik yang dikumpulkan secara real-time di lingkungan peternakan sesungguhnya. Dengan pendekatan ini, diharapkan model tidak hanya akurat secara teknis, tetapi juga relevan secara praktis dalam konteks operasional peternakan.

Integrasi teknologi sensor dengan pembelajaran mesin diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan bagi modernisasi peternakan dan meningkatkan kesejahteraan hewan sekaligus produktivitas peternak [5]. Implementasi model RNN dalam pemantauan kesehatan sapi tidak hanya menguntungkan secara ekonomi dengan mengurangi biaya pengobatan dan meningkatkan tingkat kelangsungan hidup ternak, tetapi juga dapat meningkatkan kualitas produk susu dan daging. Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan teknologi sensor dalam pemantauan kesehatan dapat mengurangi tingkat kematian ternak dan meningkatkan produktivitas secara keseluruhan [6].

Untuk mencapai hasil optimal, kolaborasi antara peneliti, peternak, dan pengembang teknologi sangat diperlukan. Optimalisasi model dan edukasi bagi peternak menjadi faktor kunci agar teknologi ini dapat dimanfaatkan secara maksimal. Dengan pendekatan tersebut, teknologi sensor dan pembelajaran mesin dapat merevolusi sektor peternakan di Indonesia dan berkontribusi positif terhadap perekonomian nasional. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya berfokus pada pengembangan model prediksi kesehatan sapi, tetapi juga pada penerapan teknologi sensor dan pembelajaran mesin dalam konteks peternakan nyata. Diharapkan bahwa hasil penelitian ini dapat memberikan solusi praktis bagi peternak untuk meningkatkan produktivitas dan kesehatan hewan ternak mereka, serta memberikan kontribusi positif bagi perkembangan ilmu pengetahuan dalam bidang peternakan dan teknologi informasi.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimental untuk mengembangkan model Recurrent Neural Network (RNN) yang dapat memprediksi kesehatan sapi berdasarkan data sensor. Pendekatan ini dipilih karena memungkinkan peneliti untuk menguji hipotesis mengenai hubungan antara variabel-variabel yang terlibat dalam kesehatan sapi serta efektivitas model RNN dalam memprediksi kondisi kesehatan berdasarkan data yang dikumpulkan.

### 2.1 Tahapan Penelitian

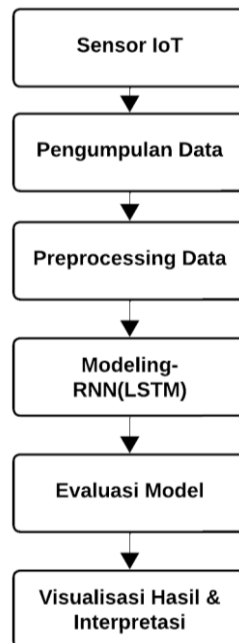
Tahapan penelitian ini terdiri dari beberapa langkah yang sistematis untuk memastikan pengumpulan dan analisis data yang valid. Tabel di bawah ini merangkum tahapan penelitian yang dilakukan. Sebelum memulai penelitian, peneliti melakukan persiapan dan perencanaan yang matang untuk memastikan semua aspek penelitian dapat dilaksanakan dengan baik. Berikut Tabel 1 yang merangkum tahapan penelitian:

**Tabel 1.** Tahapan-tahapan Penelitian

No	Tahapan Penelitian	Deskripsi
1	Persiapan dan Perencanaan	Melakukan studi literatur dan penentuan alat serta metode yang akan digunakan.
2	Pengumpulan Data	Mengumpulkan data suhu, detak jantung, dan aktivitas melalui sensor, wawancara, dan observasi di peternakan.
3	Pengolahan Data	Melakukan pembersihan data, menghapus outlier, dan menormalkan nilai menggunakan metode MinMaxScaler.
4	Analisis Data	Menganalisis data yang telah diproses menggunakan model RNN untuk mengidentifikasi pola kesehatan sapi.
5	Evaluasi Model	Mengukur kinerja model menggunakan akurasi, presisi, recall dan F1-score
6	Pelaporan Hasil	Menyusun laporan yang mencakup analisis, temuan, dan rekomendasi untuk peternak.

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai alur pelaksanaan penelitian, Gambar 1 berikut menyajikan tahapan metode yang dilakukan. Diagram ini mencakup proses mulai dari pengumpulan data sensor fisiologis berbasis Internet of Things (IoT), tahap pra-pemrosesan data, pembangunan model menggunakan

algoritma Recurrent Neural Network (RNN) jenis Long Short-Term Memory (LSTM), hingga tahap evaluasi model dan interpretasi hasil. Setiap tahapan dalam diagram berperan penting dalam membentuk sistem prediksi kesehatan sapi yang akurat dan aplikatif di lapangan.



**Gambar 1.** Diagram Tahapan Penelitian

## 2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan langkah penting dalam penelitian ini untuk mendapatkan informasi yang valid dan akurat mengenai kesehatan sapi. Data yang dikumpulkan terdiri dari data primer dan data sekunder.

### 2.2.1 Data Primer

Data primer Data primer dikumpulkan melalui tiga metode utama, yaitu:

1. Sensor, Tiga jenis sensor digunakan untuk mengukur parameter fisiologis sapi secara real-time, yaitu suhu tubuh (MLX90614), detak jantung (AD8232), dan aktivitas fisik (MPU6050). Sensor dihubungkan dengan mikrokontroler ESP32 dan data dikirim ke platform ThingSpeak. Total 4 ekor sapi digunakan sebagai sampel dalam pengambilan data selama periode November hingga Desember 2024 di peternakan Desa Tanah Periuk, Kabupaten Musi Rawas.
2. Wawancara, sebanyak 5 orang peternak diwawancarai secara langsung untuk mendapatkan informasi tambahan mengenai riwayat kesehatan sapi, pola pemeliharaan, serta respons terhadap masalah kesehatan yang umum terjadi di lapangan.
3. Observasi lapangan, Observasi dilakukan secara langsung untuk menilai kondisi kandang, sistem pemberian pakan, kebersihan lingkungan, serta perilaku sapi. Observasi ini juga digunakan untuk memvalidasi data yang diperoleh dari sensor.

Gambar 2 berikut menunjukkan sensor yang terpasang pada sapi.



**Gambar 2.** Sensor yang Dipasang pada Sapi

Gambar 2 menunjukkan sensor yang dipasang pada sapi untuk memantau kesehatan sapi secara real-time. Sensor ini mengukur berbagai parameter Kesehatan yang penting untuk analisis lebih lanjut.

### 2.2.2 Data Sekunder

Data sekunder diperoleh dari sumber eksternal yang relevan, seperti referensi ilmiah dan data lingkungan. Salah satu data lingkungan yang digunakan adalah data suhu udara harian, yang diambil dari stasiun meteorologi BMKG Lubuklinggau melalui situs resmi Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (<https://www.bmkg.go.id>). Data ini digunakan sebagai bahan pertimbangan dan validasi terhadap hasil prediksi model, khususnya dalam mendeteksi kondisi anomali suhu tubuh sapi. Dengan adanya data suhu lingkungan, peneliti dapat membedakan antara peningkatan suhu tubuh karena faktor penyakit (demam) atau karena pengaruh suhu lingkungan yang tinggi. Hal ini membantu mengevaluasi ketepatan prediksi model terhadap kondisi nyata di lapangan.

### 2.3 Analisis Data

Analisis data dilakukan menggunakan model Recurrent Neural Network (RNN) dengan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengenali pola deret waktu dari data sensor. Langkah-langkah analisis dijelaskan sebagai berikut::

#### a. Identifikasi Parameter Sensor

Sensor merekam tiga parameter utama: suhu tubuh ( $^{\circ}\text{C}$ ), detak jantung (bpm), dan aktivitas fisik (sumbu X, Y, Z dari MPU6050). Setiap parameter dipastikan memiliki keterkaitan logis terhadap kondisi kesehatan sapi, dengan suhu tubuh dan detak jantung sebagai indikator vital utama, serta aktivitas fisik sebagai indikator perubahan perilaku.

#### b. Analisis Temporal

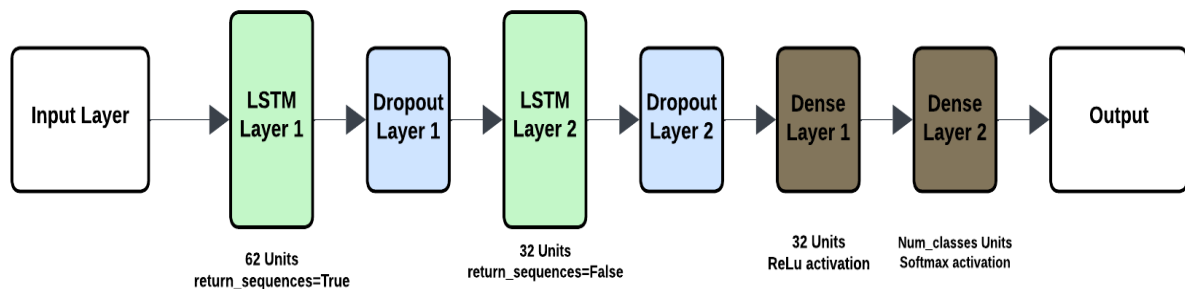
Data dianalisis secara deret waktu karena memiliki sifat berurutan berdasarkan waktu pengukuran. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

1. Dekomposisi Deret Waktu: Memisahkan komponen trend, musiman, dan residual dari data sensor untuk mengetahui pola utama.
2. Rata-rata Bergerak (Moving Average): Digunakan untuk menghaluskan fluktuasi data dan mengamati tren jangka pendek pada suhu dan detak jantung.
3. Autokorelasi (ACF): Untuk mengetahui sejauh mana nilai saat ini dipengaruhi oleh nilai sebelumnya (lag time), terutama dalam mendeteksi siklus atau anomali.

Hasil dari analisis ini digunakan sebagai input ke dalam model LSTM, yang dirancang untuk mempelajari hubungan sekuensial antar data dan melakukan klasifikasi apakah sapi dalam kondisi sehat atau berisiko sakit.

### 2.4 Pengembangan Model Recurrent Neural Network (RNN)

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Long Short-Term Memory (LSTM), salah satu varian dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk memproses data sekuensial dan mengatasi permasalahan long-term dependencies. Model dibangun menggunakan library TensorFlow dan Keras, dengan arsitektur yang terdiri dari dua lapisan LSTM. Lapisan pertama memiliki 64 unit neuron dan diatur dengan `return_sequences=True`, yang memungkinkan outputnya diteruskan ke lapisan LSTM berikutnya. Lapisan LSTM kedua memiliki 32 unit dan diatur dengan `return_sequences=False`, untuk menghasilkan output akhir sebelum masuk ke lapisan dense. Di antara kedua lapisan LSTM, digunakan dropout layer dengan nilai 0.2 untuk mengurangi risiko overfitting. Lapisan output berupa dense layer dengan 1 unit neuron dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, karena klasifikasi yang dilakukan bersifat biner (sapi sehat atau sakit). Proses pelatihan model menggunakan optimizer Adam, yang dipilih karena efisien dalam konvergensi dan cocok untuk data non-stasioner. Sementara itu, fungsi kerugian yang digunakan adalah binary cross-entropy, sesuai untuk tugas klasifikasi dua kelas. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 70% untuk data pelatihan (training), 15% untuk validasi (validation), dan 15% untuk pengujian (testing). Pembagian dilakukan setelah data dinormalisasi, dan urutan waktu data dipertahankan agar pola temporal tetap utuh saat dipelajari oleh model. Berikut Gambar 3 merupakan arsitektur model yang digunakan.



**Gambar 3.** Arsitektur Model RNN

Dilakukan optimasi hyperparameter untuk memastikan model berfungsi secara optimal. Pengaturan learning rate, batch size, dan jumlah epoch disesuaikan untuk meningkatkan akurasi model.

## 2.5 Pengujian dan Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, proses pengujian dan evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja prediksi terhadap data baru. Penelitian ini menggunakan metode k-fold cross-validation dengan nilai  $k = 5$ , untuk mengurangi kemungkinan overfitting dan memastikan bahwa model dapat melakukan generalisasi dengan baik. Setiap fold menjalankan pelatihan dan evaluasi secara bergantian, dan hasilnya dirata-ratakan untuk mendapatkan metrik akhir. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik klasifikasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Selain itu, untuk mengukur keunggulan model LSTM-RNN yang dikembangkan, dilakukan perbandingan dengan tiga model baseline, yaitu Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), dan Decision Tree. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan performa yang lebih unggul dalam hal akurasi dan konsistensi prediksi dibandingkan model baseline lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis deret waktu seperti LSTM lebih sesuai untuk analisis data sensor yang bersifat sekuensial.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menyajikan hasil penelitian yang dilakukan untuk memprediksi kesehatan sapi menggunakan model Recurrent Neural Network (RNN) berdasarkan data sensor. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi yang lebih efisien dalam pemantauan kesehatan sapi, yang merupakan faktor penting dalam industri peternakan. Hasil yang diperoleh akan dianalisis untuk memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai efektivitas model dalam mendeteksi masalah kesehatan sapi.

### 3.1 Hasil

#### 3.1.1 Hasil Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan selama penelitian mencakup beberapa parameter kesehatan yang diukur secara berkala. Parameter-parameter tersebut adalah:

a. Suhu Tubuh

Diukur menggunakan sensor MLX90614 yang dapat mengukur suhu tubuh sapi secara non-kontak. Suhu sapi yang normal berkisar antara 37,0 hingga 39,0 derajat Celcius. Pengukuran suhu tubuh dilakukan setiap 5 menit untuk mendapatkan data, suhu tubuh sapi yang terpantau menunjukkan fluktuasi yang signifikan, terutama saat perubahan cuaca.

b. Detak Jantung

Diukur menggunakan sensor AD8232 yang dirancang untuk pengukuran sinyal elektrokardiogram (EKG). Detak jantung sapi normal berkisar antara 60 hingga 80 denyut per menit. Data detak jantung ini sangat penting untuk mendeteksi adanya stres atau masalah kesehatan pada sapi. Hasil pengukuran menunjukkan bahwa detak jantung meningkat pada saat-saat tertentu, yang mungkin berkaitan dengan aktivitas fisik atau kondisi lingkungan yang tidak nyaman.

c. Aktivitas Fisik

Diukur menggunakan sensor MPU6050 yang menggabungkan akselerometer dan giroskop untuk memantau gerakan sapi. Aktivitas fisik sapi dapat memberikan indikasi tentang kesehatan dan kesejahteraan hewan. Data aktivitas fisik ini mencakup waktu berdiri, berbaring, dan bergerak. Hasil pengukuran menunjukkan bahwa sapi cenderung lebih aktif pada pagi hari dan jauh lebih banyak beristirahat pada siang hari, yang merupakan pola alami bagi sapi.



Gambar 4. Data Sensor yang Dihasilkan

Gambar 4 menampilkan cuplikan data mentah dari hasil pengukuran sensor suhu tubuh, detak jantung, dan aktivitas fisik sapi yang dikumpulkan dalam interval 5 menit. Terlihat bahwa suhu tubuh sapi cenderung meningkat pada siang hari, sedangkan aktivitas fisik lebih tinggi pada pagi dan sore hari. Data ini direkam secara real-time menggunakan ESP32 dan disimpan ke platform ThingSpeak dalam format time-series CSV. Setiap entri data terdiri dari timestamp, ID sapi, dan nilai masing-masing sensor, yang kemudian digunakan sebagai input dalam pelatihan model LSTM.

### 3.1.2 Proses Pre-processing Data

Sebelum data digunakan untuk pelatihan model, dilakukan proses pre-processing yang meliputi beberapa langkah penting:

a. Pembersihan data

Menghapus nilai yang hilang dan tidak valid. Nilai yang hilang diisi dengan median dari kolom yang bersangkutan untuk menjaga integritas data. Proses ini penting untuk memastikan bahwa model tidak terpengaruh oleh data yang tidak akurat.

b. Penghapusan Outlier

Outlier diidentifikasi dan dihapus menggunakan metode Interquartile Range (IQR) untuk menjaga integritas dataset. Outlier dapat mempengaruhi hasil analisis dan prediksi, sehingga perlu dihilangkan agar model dapat belajar dari data yang representatif.

c. Normalisasi Data

Data dinormalisasi menggunakan MinMaxScaler untuk memastikan semua fitur berada dalam rentang yang sama (0-1). Normalisasi ini penting untuk meningkatkan kinerja model pembelajaran mesin, karena model lebih mudah belajar dari data yang terstandarisasi.

Suhu_Tubuh,Detak_Jantung,Aktivitas_Fisik,Avg_Activity,Delta_Suhu,Label
0.6411957449030439,0.18374944720458564,0.1132887549525676,0.0,0.4674067651256255,2
0.456104123675674,0.6171030268879829,0.5676140489209739,0.0,0.36266277133363345,0
0.6229479688076172,0.30490618742174547,0.09453160825370255,0.2691410331155589,0.56182427880262,2
0.5387205914566646,0.39094891185856206,0.6232767948075554,0.44614243873713694,0.41974219861601314,2
0.46433508732342155,0.6006399688545969,0.6788830690308244,0.4847605462660492,0.4253117489845365,0
0.3510946889203854,0.5412914896487944,0.6109013387092179,0.6639768434502931,0.40332362884600037,0
0.700435978590324,0.31890456945544887,0.9243207130601101,0.7684600715269377,0.6651002189612525,2
0.5542758382567801,0.37483765246362544,0.37879133538775106,0.664307317895022,0.38469423210973575,2
0.49827533625344955,0.4712609524586646,0.5525951945753863,0.6440710208418655,0.4357158857909001,0
0.3097733264090827,0.3846502617366725,0.5700176541863864,0.5211031578023605,0.36073282052463274,0
0.6645488810655333,0.23387160445300026,0.17598598909537463,0.4507155632785192,0.668175488464199,2
0.7009985595600625,0.7997607144012739,0.7792226373472666,0.5293710861304913,0.4880337652709271,1
0.4422502024243897,0.6135366743434547,0.5789548102880713,0.5324729023862362,0.32098016767195603,0
0.4473434418642661,0.6259833357946423,0.4405780491032758,0.6243047942694737,0.4702890470827118,1
0.6970007492470227,0.7203357620602775,0.9198641720443563,0.6731172121788019,0.6086887058273154,1
0.36760702851511695,0.615937607356027,0.39224929922912566,0.6083173829433454,0.2810017101011142,0
0.4090731319729155,0.5962698764127756,0.3730823156142005,0.5848916576960969,0.4908725776478815,1

Gambar 5. Data Sensor setelah dinormalisasi

### 3.1.3 Membangun dan Melatih Model

Model RNN yang digunakan dalam penelitian ini adalah Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan varian dari RNN. Arsitektur model dibangun dengan beberapa LSTM, diikuti oleh lapisan dropout untuk mengurangi overfitting, dan diakhiri dengan lapisan dense untuk klasifikasi. Model dilatih menggunakan data pelatihan selama 100 epoch dengan ukuran batch 32. Selama pelatihan, data validasi juga digunakan untuk memantau kinerja model dan mencegah overfitting. Proses pelatihan ini dilakukan dengan menggunakan perangkat keras yang memadai untuk memastikan efisiensi dan kecepatan dalam pelatihan model. Gambar 6 menunjukkan proses pelatihan model.

Epoch 1/100	275/275	8s 10ms/step	- accuracy: 0.6791	- loss: 0.7423	- val_accuracy: 0.7049	- val_loss: 0.6284
Epoch 2/100	275/275	2s 8ms/step	- accuracy: 0.7498	- loss: 0.5347	- val_accuracy: 0.8931	- val_loss: 0.2046
Epoch 3/100	275/275	2s 8ms/step	- accuracy: 0.9215	- loss: 0.1983	- val_accuracy: 0.9569	- val_loss: 0.1226
Epoch 4/100	275/275	2s 9ms/step	- accuracy: 0.9468	- loss: 0.1429	- val_accuracy: 0.9609	- val_loss: 0.1091

Gambar 6. Proses Pelatihan Model

Selama pelatihan, model akan belajar dari data yang diberikan dan mencoba untuk mengidentifikasi pola yang ada dalam data tersebut. Dengan menggunakan algoritma optimasi Adam, model diharapkan dapat mencapai konvergensi yang lebih cepat dan meningkatkan akurasi prediksi.

### 3.2 Evaluasi Model

Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan data validasi. Metrik yang dihitung meliputi:

- a. **Akurasi**, model mencapai akurasi sebesar 98.88%, yang menunjukkan bahwa model dapat memprediksi kesehatan sapi dengan sangat baik.
  - b. **Presisi**, nilai presisi model adalah 0.99, yang menunjukkan bahwa hampir semua prediksi positif yang dihasilkan adalah benar.
  - c. **Recall**, nilai recall model juga mencapai 0.99, yang menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi hampir semua kasus positif.
  - d. **F1-score**, nilai F1-score model adalah 0.99, yang mencerminkan keseimbangan antara presisi dan recall.
- Pada Gambar 7 terlihat hasil evaluasi model dengan metrik-metrik di atas.

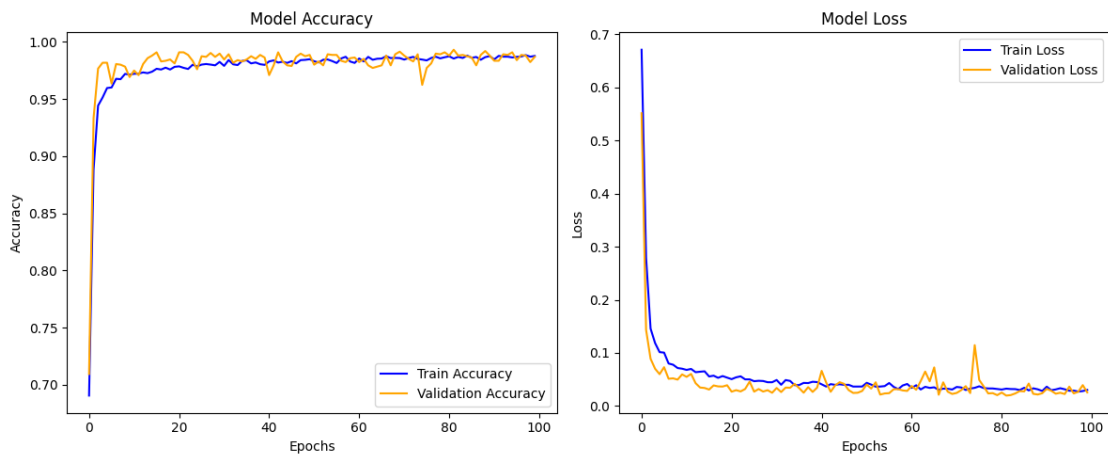
```
Akurasi: 98.88%
Presisi (weighted): 0.99
Recall (weighted): 0.99
F1-Score (weighted): 0.99
```

**Gambar 7.** Hasil Evaluasi Model

Hasil ini menunjukkan bahwa model RNN yang dikembangkan tidak hanya mampu memprediksi dengan akurat, tetapi juga memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan recall. Hal ini sangat penting dalam konteks prediksi kesehatan sapi, di mana deteksi dini terhadap masalah kesehatan dapat mengurangi risiko kerugian ekonomi bagi peternak.

### 3.3 Visualisasi Hasil

Selama pelatihan, akurasi dan loss model divisualisasikan menunjukkan bagaimana model belajar dari data. Grafik ini menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan loss seiring bertambahnya epoch, yang menandakan bahwa model dapat belajar dengan baik dari data pelatihan. Berikut adalah grafik akurasi dan loss selama pelatihan model.



**Gambar 8.** Grafik Akurasi dan Loss Model Selama Pelatihan

Grafik ini memberikan gambaran yang jelas tentang kinerja model selama proses pelatihan. Peningkatan akurasi dan penurunan loss menunjukkan bahwa model berhasil belajar dari data yang diberikan dan dapat diharapkan untuk memberikan prediksi yang akurat pada data baru.

### 3.4 Pengujian Model

Setelah model dilatih, pengujian dilakukan menggunakan dataset baru yang terpisah dari data pelatihan dan validasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model tetap mempertahankan kinerja yang baik, dengan akurasi mencapai 97.70%. Hasil ini menandakan bahwa model dapat diandalkan untuk memprediksi kesehatan sapi dalam situasi nyata, meskipun menggunakan data yang berbeda dari data pelatihan. Berikut adalah hasil pengujian model dengan dataset yang baru.

```
WARNING:absl:Compiled the loaded model, but the compiled metrics have yet
11/11 ----- 1s 5ms/step - accuracy: 0.9809 - loss: 0.0382
Akurasi: 97.70%
11/11 ----- 2s 67ms/step
```

**Gambar 9.** Hasil Pengujian Model

### 3.5 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RNN yang dikembangkan sangat efektif dalam memprediksi kesehatan sapi berdasarkan data sensor. Dengan akurasi yang tinggi, model ini dapat membantu peternak dalam



mengambil keputusan yang cepat dan tepat terkait kesehatan hewan ternak mereka. Penggunaan teknologi sensor dan model RNN dalam penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap efisiensi pemantauan kesehatan sapi, memungkinkan deteksi dini terhadap masalah kesehatan yang dapat mengurangi kerugian ekonomi bagi peternak. Dari hasil evaluasi, terlihat bahwa model tidak hanya mampu memprediksi dengan akurat, tetapi juga memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan recall, yang sangat penting dalam konteks prediksi kesehatan sapi. Model ini dapat diintegrasikan ke dalam sistem pemantauan kesehatan hewan yang lebih luas, yang memungkinkan peternak untuk memantau kesehatan sapi mereka secara real-time dan mengambil tindakan preventif sebelum masalah kesehatan menjadi lebih serius. Berdasarkan hasil penelitian ini, rekomendasi untuk penelitian selanjutnya meliputi penggunaan data sensor yang lebih beragam, seperti menambahkan sensor untuk memantau pola makan, serta mengintegrasikan teknologi Internet of Things (IoT) untuk pemantauan kesehatan secara real-time. Selain itu, penting untuk memberikan pelatihan kepada peternak agar dapat memanfaatkan sistem pemantauan dengan efektif. Penelitian lanjutan juga disarankan untuk mengeksplorasi penerapan model RNN dalam konteks lain di sektor peternakan dan melakukan studi jangka panjang untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kesehatan sapi.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model Recurrent Neural Network (RNN) yang efektif untuk memprediksi kesehatan sapi berdasarkan data sensor. Dengan menggunakan teknologi sensor untuk mengukur parameter kesehatan seperti suhu tubuh, detak jantung, dan aktivitas fisik, model RNN menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi mencapai 98.88%, serta nilai presisi dan recall masing-masing sebesar 0.99. Hasil ini menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mendeteksi masalah kesehatan sapi dengan akurat, tetapi juga memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan recall, yang sangat penting dalam konteks pemantauan kesehatan hewan. Penerapan sistem ini diharapkan dapat membantu peternak dalam melakukan deteksi dini terhadap masalah kesehatan, sehingga dapat mengambil tindakan preventif yang diperlukan untuk menjaga kesehatan dan kesejahteraan sapi. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap efisiensi pemantauan kesehatan sapi, yang dapat mengurangi risiko kerugian ekonomi bagi peternak. Dengan demikian, hasil penelitian ini membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut dalam penerapan teknologi modern di sektor peternakan, serta meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan hewan ternak secara keseluruhan.

## REFERENCES

- [1] Badan Pusat Statistik, “Statistik Peternakan Sapi Di Indonesia,” Jakarta, 2022.
- [2] A. S. Keceli, C. Catal, A. Kaya, and B. Tekinerdogan, “Development of A Recurrent Neural Networks-based Calving Prediction Model using Activity and Behavioral Data,” *Comput Electron Agric*, vol. 170, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105285.
- [3] G. A. Miller et al., “Using Animal-Mounted Sensor Technology and Machine Learning to Predict time-to-Calving in Beef and Dairy Cows,” *Animal*, vol. 14, no. 6, pp. 1304–1312, Jun. 2020, doi: 10.1017/S1751731119003380.
- [4] F. G. Silva, C. Conceição, A. M. F. Pereira, J. L. Cerqueira, and S. R. Silva, “Literature Review on Technological Applications to Monitor and Evaluate Calves’ Health and Welfare,” Apr. 01, 2023, MDPI. doi: 10.3390/ani13071148.
- [5] M. Alessandrini, G. Biagetti, P. Crippa, L. Falaschetti, and C. Turchetti, “Recurrent Neural Network for Human Activity Recognition in Embedded Systems using PPG and Accelerometer Data,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 14, Jul. 2021, doi: 10.3390/electronics10141715.
- [6] A. Simoni et al., “Evaluation of Sensor-Based Health Monitoring in Dairy Cows: Exploiting Rumination Times for Health Alerts Around Parturition,” *J Dairy Sci*, vol. 107, no. 8, pp. 6052–6064, Aug. 2024, doi: 10.3168/jds.2023-24313.
- [7] C. Rial, M. L. Stangaferro, M. J. Thomas, and J. O. Giordano, “Effect of Automated Health Monitoring Based on Rumination, Activity, and Milk Yield Alerts Versus Visual Observation on Herd Health Monitoring and Performance Outcomes,” *J Dairy Sci*, vol. 107, no. 12, pp. 11576–11596, Dec. 2024, doi: 10.3168/jds.2024-25256.
- [8] D. Kaur and A. K. Virk, “Smart Neck Collar: IoT-based Disease Detection and Health Monitoring for Dairy Cows,” *Discover Internet of Things*, vol. 5, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1007/s43926-025-00109-5.
- [9] H. Kusuma and R. Pratama, “Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation,” *Journal of Computer System and Informatics*, vol. 4, no. 4, p. 806815, 2023.
- [10] A. A. Ghoezi et al., “Analisis Prediksi Data Kasus Covid-19 di Provinsi Lampung Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN),” *Original Article Indonesian Journal of Applied Mathematics*, vol. 2, no. 1, pp. 25–32, 2022
- [11] C. H. Yu et al., “Recurrent Neural Network Methods for Extracting Dynamic Balance Variables during Gait from a Single Inertial Measurement Unit,” *Sensors*, vol. 23, no. 22, Nov. 2023, doi: 10.3390/s23229040.
- [12] M. Shin, S. Hwang, B. Kim, S. Seo, and J. Kim, “IoT-Based Intelligent Monitoring System Applying RNN,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 20, Oct. 2022, doi: 10.3390/app122010421.
- [13] S. J. Pipin, R. Purba, and H. Kurniawan, “Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation,” *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 4, pp. 806–815, Aug. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4014.
- [14] Y. Yulianingsih, T. Y. Akhirina, and Z. Niswati, “Pengembangan Model RNN untuk Prediksi Produksi Daging Sapi dalam Perencanaan Pembangunan Nasional,” *Faktor Exacta*, vol. 15, no. 3, p. 200, Nov. 2022, doi: 10.30998/faktorexacta.v15i3.12820.



- [15] A. M. Siregar, J. H. Jaman, and A. Mufti, “Prediksi Kesehatan Masyarakat Indonesia Menggunakan Recurrent Neural Network,” *INTERNAL (Information System Journal)*, vol. 4, no. 1, pp. 28–34, Jun. 2021, doi: 10.32627/internal.v4i1.285.
- [16] M. Rizki, S. Basuki, and Y. Azhar, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short Term Memory Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang,” *REPOSITOR*, vol. 2, no. 3, pp. 331–338, 2020.
- [17] A. Wagle, “Deep Learning for Financial Time Series using Long Short-Term Memory Model,” *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 13, no. 4, pp. 1944–1972, Apr. 2024, doi: 10.21275/sr24418141736.
- [18] D. Tarkus, S. R. U. A. Sompie, and A. Jacobus, “Implementasi Metode Recurrent Neural Network pada Pengklasifikasian Kualitas Telur Puyuh,” *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 15, no. 2, pp. 137–144.
- [19] R. Cahyadi et al., “Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short Term Memory (LSTM) Untuk Analisis Sentimen Data Instagram,” 2020.
- [20] H. Utami, “Analisis Sentimen dari Aplikasi Shopee Indonesia Menggunakan Metode Recurrent Neural Network,” *Indonesian Journal of Applied Statistics*, vol. 5, no. 1, p. 31, May 2022, doi: 10.13057/ijas.v5i1.56825.
- [21] D. I. Puteri, “Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah,” *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 11, no. 1, pp. 35–43, May 2023, doi: 10.34312/euler.v11i1.19791.