

Klasifikasi Citra Klinis Penyakit Mulut dan Kuku Sapi Berbasis Convolutional Neural Network

Clinical Image Classification of Cattle Foot and Mouth Disease Based on Convolutional Neural Network

Muammar Reza Pahlawan^{*1}, Sahriani², Shabarul Mukjizat³

^{1,2}Teknologi Informasi, Sains Teknologi Kesehatan, Institut Sains Teknologi dan Kesehatan Aisyiyah Kendari

³Manajemen Pemasaran Internasional, Fakultas, Politeknik Teknokrat Internasional

Email: ¹tintareza@gmail.com, ²tingsahriani@gmail.com, ³shabarulm@gmail.com

^{*}Penulis Koresponden

Received: 28 Desember 2025

Accepted: 26 Januari 2026

Published: 02 Februari 2026



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).
Copyright (c) 2026 JUSTINDO

ABSTRAK

Penyakit Mulut dan Kuku (PMK) merupakan wabah viral yang sangat menular pada ternak sapi dan menimbulkan kerugian ekonomi signifikan bagi industri peternakan nasional. Keterbatasan tenaga ahli di lapangan sering kali menyebabkan keterlambatan diagnosis yang berdampak pada meluasnya penyebaran virus. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah model komputasi cerdas yang mampu mendiagnosis gejala klinis PMK secara otomatis melalui citra digital menggunakan algoritma *Deep Learning* jenis *Convolutional Neural Network* (CNN). Tahapan metode penelitian diawali dengan pengumpulan dataset citra bagian mulut dan kuku sapi yang terbagi menjadi dua kelas, yaitu PMK dan sehat. Proses *preprocessing* dilakukan dengan penyeragaman ukuran citra dan normalisasi piksel, diikuti dengan teknik augmentasi data seperti rotasi dan *flip* untuk mencegah *overfitting*. Arsitektur model dirancang menggunakan susunan lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected layer* untuk mengekstraksi fitur visual lesi secara otomatis. Berdasarkan hasil eksperimen, model yang diusulkan berhasil mencapai performa klasifikasi yang tinggi dengan akurasi validasi sebesar 95%. Dalam penelitian ini jumlah dataset yang digunakan sebanyak 1000 data citra dengan rasio pembagian data adalah sebagai berikut untuk training data sebanyak 70, validation 15 dan testing 15, dari hasil penelitian ini performa klasifikasi selain akurasi terdapat pula recall sebesar 96%, f1-score 94%, presisi 91%. Kesimpulan dari penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan *computer vision* dapat diandalkan sebagai alat bantu diagnostik dini yang cepat dan akurat, mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam manajemen kesehatan ternak.

Kata kunci: *Deep Learning, Convolutional Neural Network, Penyakit Mulut dan Kuku, Sapi, Klasifikasi Citra.*

ABSTRACT

Foot-and-Mouth Disease (FMD) is a highly contagious viral outbreak affecting cattle and causes significant economic losses to the national livestock industry. The limited availability of veterinary experts in the field often leads to delayed diagnosis, which contributes to the rapid spread of the virus. This study aims to develop an intelligent computational model capable of automatically diagnosing clinical symptoms of FMD from digital images using a deep learning approach based on Convolutional Neural Networks (CNNs). The research methodology begins with the collection of a dataset consisting of images of cattle mouths and hooves, categorized into two classes: FMD-infected and healthy. The preprocessing stage involves image resizing and pixel normalization, followed by data augmentation techniques such as rotation and flipping to reduce overfitting. The model architecture is designed using a sequence of convolutional layers, pooling layers, and fully connected layers to automatically extract visual features related to lesion characteristics. Based on the experimental results, the proposed model achieves high classification performance, with a validation accuracy of 95%. The dataset used in this study consists of 1,000 image samples, with a data split ratio of 70% for training, 15% for validation, and 15% for testing. In addition to accuracy, the classification performance demonstrates a recall of 96%, F1-score of 94%, and precision of 91%. The findings of this study confirm that a

computer vision–based approach can serve as a reliable tool for early diagnostic assistance, offering fast and accurate detection to support better decision-making in livestock health management.

Keywords: *Deep Learning, Convolutional Neural Network, Foot and Mouth Disease, Cattle, Image Classification.*

1. Pendahuluan

Sektor peternakan merupakan salah satu pilar vital dalam ketahanan pangan nasional dan penyedia protein hewani utama bagi masyarakat Indonesia. Namun, stabilitas industri peternakan sapi sering kali terancam oleh munculnya wabah penyakit menular yang dapat menyebabkan kerugian ekonomi yang masif. Salah satu penyakit yang menjadi perhatian global dan nasional adalah Penyakit Mulut dan Kuku (PMK) atau Foot and Mouth Disease (FMD). PMK disebabkan oleh Aphthovirus dari famili Picornaviridae dan dikenal memiliki tingkat penularan yang sangat tinggi (*highly contagious*), menyerang hewan berkuku belah seperti sapi, kerbau, kambing, dan domba [1].

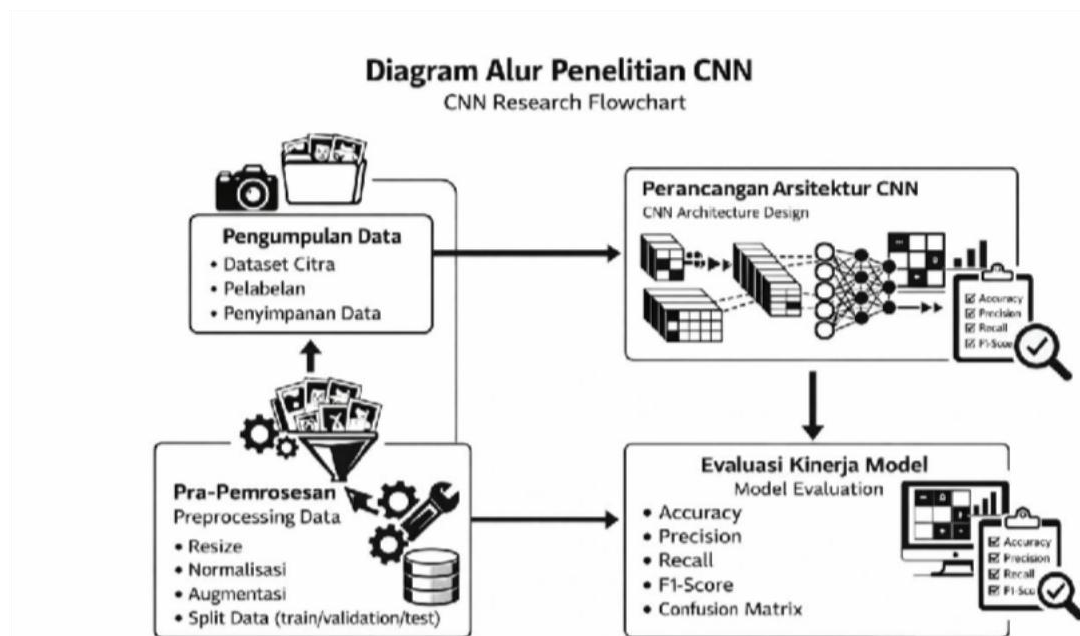
Gejala klinis PMK pada sapi umumnya ditandai dengan demam tinggi, hipersalivasi (air liur berlebih), serta munculnya lesi atau lepuh (*vesikel*) pada area mulut, lidah, gusi, dan celah kuku. Jika tidak ditangani dengan cepat, kondisi ini menyebabkan penurunan berat badan yang drastis, penurunan produksi susu, hingga kematian pada hewan muda [2]. Saat ini, metode diagnosis konvensional yang menjadi standar emas (*gold standard*) masih sangat bergantung pada pemeriksaan fisik manual oleh dokter hewan dan uji laboratorium seperti *Polymerase Chain Reaction (PCR)* atau *Enzyme-Linked Immunosorbent Assay (ELISA)*. Meskipun akurat, metode ini memerlukan waktu, biaya yang tidak sedikit, serta ketersediaan tenaga ahli yang sering kali terbatas di daerah pedesaan terpencil. Keterlambatan dalam mendeteksi gejala awal di lapangan dapat memicu penyebaran wabah yang tidak terkendali.

Seiring dengan kemajuan teknologi informasi, implementasi kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence (AI)* telah berkembang pesat dalam bidang kesehatan hewan, khususnya dalam analisis citra medis. Salah satu metode *Deep Learning* yang paling efektif dalam pengenalan pola visual adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. Berbeda dengan metode *Machine Learning* tradisional yang memerlukan ekstraksi fitur manual, CNN memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur-fitur penting dari citra input secara otomatis melalui lapisan konvolusi, mulai dari fitur dasar seperti tepi dan warna hingga pola lesi yang kompleks [3]. Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan CNN dalam mendeteksi penyakit pada tanaman dan diagnosis medis pada manusia, namun implementasi spesifik untuk deteksi dini PMK pada sapi berdasarkan citra visual masih perlu dikembangkan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah model deteksi otomatis penyakit mulut dan kuku pada sapi menggunakan algoritma *CNN*. Penelitian ini memanfaatkan data citra digital dari bagian mulut dan kuku sapi untuk diklasifikasikan ke dalam kategori terinfeksi atau sehat. Pengembangan model ini diharapkan dapat memberikan kontribusi sebagai alat bantu diagnostik awal yang cepat, murah, dan non-invasif bagi peternak maupun tenaga penyuluh di lapangan, sehingga langkah karantina dan pengobatan dapat dilakukan sedini mungkin untuk meminimalisir kerugian ekonomi.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan metode eksperimental menggunakan algoritma *Deep Learning* untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi PMK dan Sehat PMK melalui citra medis hewan. Tahapan penelitian dirancang secara sistematis mulai dari pengumpulan data (*data collection*), pra-pemrosesan (*Preprocessing data*), perancangan arsitektur CNN, hingga evaluasi kinerja model.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data citra digital bagian mulut dan kuku sapi. Dataset terdiri dari dua kelas utama, yaitu kelas positif (terinfeksi PMK) dan kelas negatif (sehat). Citra dikumpulkan melalui observasi langsung di peternakan serta dilengkapi dengan data sekunder dari repositori citra medis veteriner. Total dataset berjumlah 1.000 citra, yang kemudian dibagi dengan rasio 70:15:15, dengan 70% data digunakan untuk pelatihan (training), 15% digunakan untuk validasi (validation) dan 15% digunakan sebagai data testing (testing) guna mengukur kemampuan generalisasi model [4].



Gambar 2. Beberapa Contoh Data Citra Yang Digunakan

2.2. Pengumpulan Data (Data Collection)

Sebelum data dimasukkan ke dalam model, proses *preprocessing* dilakukan untuk meningkatkan kualitas input dan mempercepat proses komputasi. Tahapan ini meliputi:

2.2.1 Resizing

Mengubah ukuran dimensi citra asli yang beragam menjadi ukuran tetap 128 x 128 piksel agar sesuai dengan input layer arsitektur CNN.

2.2.2 Normalisasi

Melakukan penskalaan nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1. Teknik ini bertujuan untuk mempercepat konvergensi algoritma optimasi saat proses pelatihan berlangsung [5].

2.2.3 Augmentasi Data

Untuk mencegah terjadinya overfitting akibat keterbatasan jumlah data, teknik augmentasi diterapkan pada data latih. Transformasi yang dilakukan meliputi rotasi acak (0.08), pembalikan horizontal (horizontal flip), layar random zoom (0,1) dan pergeseran (width/height shift). Berikut merupakan summary model setelah melakukan pembangunan model beserta augmentasinya.

Layer (type)	Output Shape	Param #
sequential (Sequential)	(None, 128, 128, 3)	0
conv2d (Conv2D)	(None, 126, 126, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 63, 63, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 61, 61, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 128)	0
dropout (Dropout)	(None, 14, 14, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 25088)	0
dense (Dense)	(None, 128)	3,211,392
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	516

Gambar 3. Model Summary

2.3. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

CNN dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam mengekstraksi fitur spasial dari data citra tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual yang rumit. Arsitektur yang diusulkan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa komponen utama sebagai berikut:

2.3.1 Lapisan Konvolusi (Convolutional Layer)

Lapisan ini merupakan komponen inti dari CNN yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari citra input. Proses konvolusi dilakukan dengan menggeser kernel (filter) berukuran 3x3 di sepanjang citra input untuk menghasilkan feature map. Operasi ini memungkinkan model untuk mengenali pola visual seperti tepi, tekstur, dan bentuk lesi pada mulut atau kuku sapi. Secara matematis, operasi konvolusi diskrit didefinisikan sebagai berikut [6]:

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(i-m,j-n) \quad (1)$$

I adalah citra input dan K adalah kernel.

2.3.2 Fungsi Aktivasi (Activation Function)

Lapisan setelah operasi konvolusi, fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) diterapkan untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model. Fungsi ReLU mengubah nilai negatif menjadi nol dan membiarkan nilai positif tetap, yang didefinisikan sebagai $f(x) = \max(0, x)$. Penggunaan ReLU terbukti efektif dalam mengatasi masalah vanishing gradient dan mempercepat proses pelatihan [3].

2.3.3 Pooling Layer

Lapisan Pooling, khususnya Max Pooling, digunakan untuk mereduksi dimensi spasial dari feature map sehingga mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi. Proses ini mengambil nilai maksimum dari area tertentu (misalnya 2x2), yang juga membantu membuat model lebih invarian terhadap pergeseran kecil dan distorsi pada citra input.

2.3.4 Fully Connected Layer

Fitur-fitur yang telah diekstraksi dan direduksi kemudian diratakan (flatten) menjadi vektor satu dimensi dan dimasukkan ke dalam Fully Connected Layer. Lapisan ini berfungsi untuk melakukan klasifikasi tingkat tinggi berdasarkan fitur yang telah dipelajari sebelumnya. Pada lapisan terakhir, digunakan fungsi aktivasi Sigmoid untuk menghasilkan probabilitas output biner (0 untuk sehat dan 1 untuk terinfeksi PMK).

```

# LOAD DATASET TRAIN/VAL/TEST

import tensorflow as tf

IMG_SIZE = (128, 128)
BATCH_SIZE = 32

TRAIN_DIR = "/content/drive/MyDrive/pmk/train"
VAL_DIR = "/content/drive/MyDrive/pmk/val"
TEST_DIR = "/content/drive/MyDrive/pmk/test"

train_ds = tf.keras.utils.image_dataset_from_directory(
    TRAIN_DIR,
    image_size=IMG_SIZE,
    batch_size=BATCH_SIZE,
    shuffle=True
)

```

Gambar 4. Potongan Kode Program

```

AUTOTUNE = tf.data.AUTOTUNE
norm = tf.keras.layers.Rescaling(1./255)

train_ds = train_ds.map(lambda x, y: (norm(x), y)).prefetch(AUTOTUNE)
val_ds = val_ds.map(lambda x, y: (norm(x), y)).prefetch(AUTOTUNE)
test_ds = test_ds.map(lambda x, y: (norm(x), y)).prefetch(AUTOTUNE)

```

Gambar 5. Potongan Kode Program Normalisasi

2.4. Skenario Pengujian

Model dilatih menggunakan algoritma optimasi Adam dengan *learning rate* sebesar 0.001 dan fungsi *loss Binary Cross-Entropy*. Pengujian performa model dilakukan dengan menghitung metrik Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score berdasarkan *Confusion Matrix* hasil prediksi pada data validasi.

3. Hasil dan Pembahasan

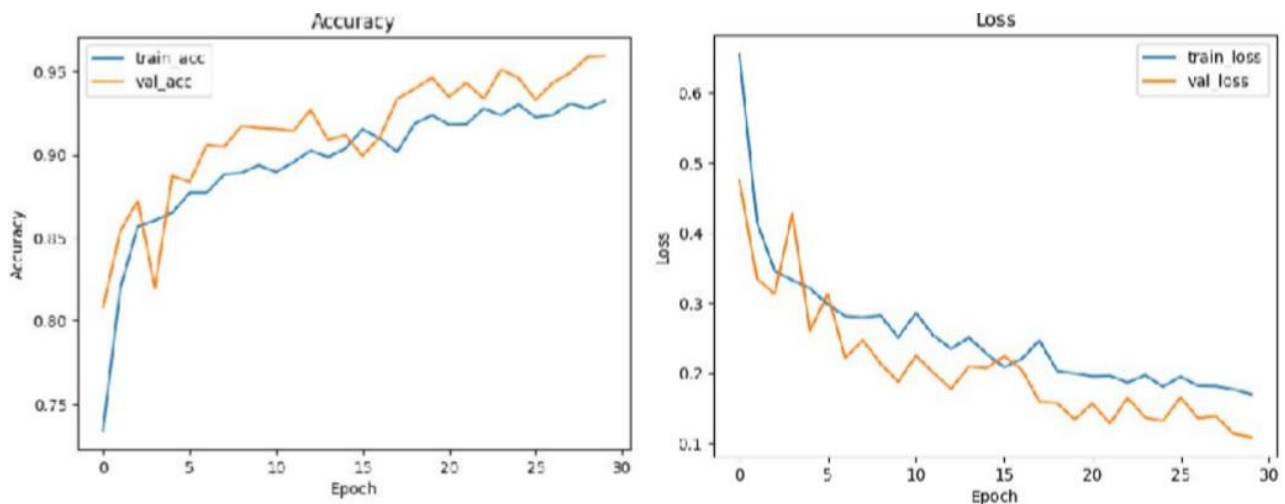
Bagian ini menguraikan hasil eksperimen pengujian model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dibangun untuk mendeteksi Penyakit Mulut dan Kuku (PMK) pada citra sapi. Analisis dilakukan secara kuantitatif berdasarkan metrik evaluasi dan secara kualitatif berdasarkan analisis kesalahan prediksi.

3.1. Lingkungan Implementasi

Model dikembangkan dan dilatih menggunakan bahasa pemrograman Python 3.11.4 dengan framework Deep Learning TensorFlow dan Keras. Eksperimen dijalankan pada lingkungan komputasi awan Google Colab yang didukung oleh GPU NVIDIA Tesla T4 untuk mempercepat proses komputasi matriks pada lapisan konvolusi. Dataset citra yang digunakan berjumlah 1.000 data, yang terbagi menjadi 700 data latih (training) 150 data validasi (validation) dan 150 data testing (testing).

3.2. Analisis Proses Pelatihan

Proses pelatihan dilakukan sebanyak 30 epoch dengan ukuran batch 32. Dinamika pembelajaran model dapat diamati melalui grafik perubahan nilai akurasi dan loss pada data latih dan validasi yang disajikan pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik Akurasi dan Loss pada Data Latih dan Validasi

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa model mampu belajar dengan baik ditandai dengan peningkatan akurasi pelatihan yang konsisten hingga mencapai konvergensi di atas 95%. Grafik validasi mengikuti tren pelatihan dengan jarak (gap) yang sempit, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting yang signifikan. Penggunaan teknik augmentasi data dan lapisan Dropout terbukti efektif dalam menjaga stabilitas model terhadap data baru.

3.3. Evaluasi Kinerja Model

Semua Pengujian performa model dilakukan menggunakan 200 data validasi yang belum pernah dilihat model sebelumnya. Hasil evaluasi berdasarkan metrik Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score dirangkum dalam Tabel 1.

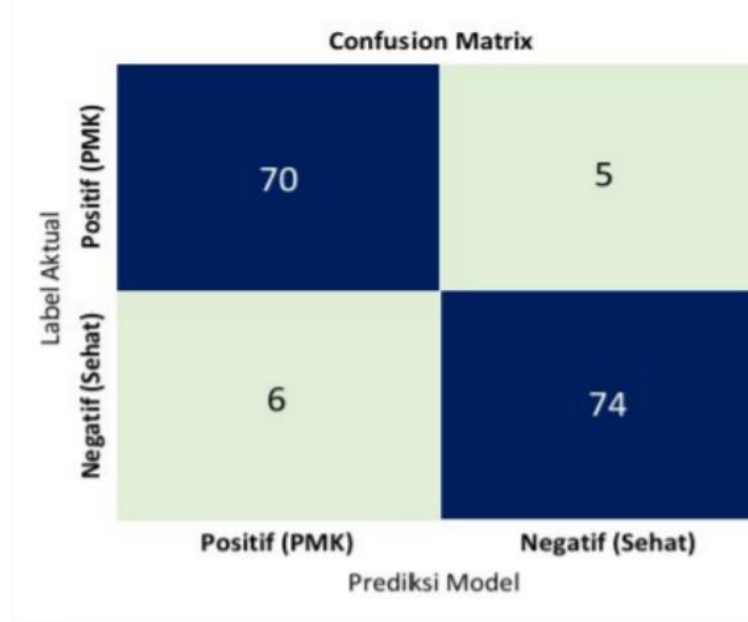
Tabel 1. Hasil Evaluasi Kinerja Model CNN

No	Metrik Evaluasi	Nilai (%)
1	Akurasi (<i>Accuracy</i>)	95
2	Presisi (<i>Precision</i>)	91
3	Recall (<i>Sensitivitas</i>)	96
4	F1-Score	94

Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1, model mencapai akurasi sebesar 95%. Nilai Recall (*Sensitivitas*) sebesar 96% menunjukkan bahwa model sangat handal dalam mendeteksi kasus positif (sapi sakit). Dalam konteks epidemiologi hewan, Recall yang tinggi sangat krusial untuk meminimalisir risiko sapi terinfeksi yang tidak terdeteksi (*False Negative*) yang dapat menjadi sumber penularan wabah di kandang.

3.4. Analisis Confusion Matrix

Untuk memahami distribusi kesalahan klasifikasi secara mendalam, digunakan Confusion Matrix yang merepresentasikan perbandingan antara label prediksi model dengan label aktual.



Gambar 7. Confusion Matrix Hasil Prediksi

Berdasarkan Gambar 7, dari total 75 sampel positif (PMK), model berhasil mendeteksi 70 sampel dengan benar (True Positive) dan meleset pada 5 sampel (False Negative). Kesalahan prediksi ini sebagian besar disebabkan oleh faktor kualitas citra, seperti pencahayaan kandang yang minim atau posisi lesi yang tersembunyi. Sementara itu, pada kelas negatif (sehat), terdapat 6 kesalahan prediksi (False Positive). Analisis visual menunjukkan bahwa kesalahan ini sering terjadi pada sapi sehat yang memiliki kotoran atau lumpur pada bagian kuku, yang oleh model dikenali menyerupai tekstur lesi luka PMK. Meskipun demikian, secara keseluruhan model menunjukkan performa yang robust untuk diimplementasikan sebagai alat bantu skrining awal.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Deep Learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berhasil diterapkan untuk mendeteksi Penyakit Mulut dan Kuku (PMK) pada sapi dengan tingkat akurasi validasi mencapai 95%. Nilai Recall yang tinggi sebesar 96% menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam meminimalisir kesalahan deteksi pada sapi yang sakit (False Negative), sehingga layak digunakan sebagai alat bantu diagnostik dini yang efektif di tingkat peternakan. Untuk pengembangan penelitian di masa depan, penulis menyarankan perluasan dataset dengan variasi kondisi lingkungan yang lebih ekstrem, seperti pencahayaan minim atau kondisi kuku berlumpur, guna meningkatkan ketahanan model, hal ini terjadi karena pada penelitian ini masih memiliki keterbatasan dalam hal data citra yang kurang baik, dari sisi jumlah dataset yang belum mencapai 10.000 data menjadi keterbatasan yang berarti apalagi penelitian ini akan digunakan untuk produksi perangkat lunak di bidang peternakan. Selain itu, pengembangan aplikasi berbasis perangkat bergerak (mobile application) sangat direkomendasikan agar deteksi dapat dilakukan secara real-time oleh peternak, serta perlu adanya studi komparasi dengan arsitektur Transfer Learning untuk mencari efisiensi komputasi terbaik pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

Daftar Pustaka

- Kementerian Pertanian Republik Indonesia, Pedoman Siaga Darurat Veteriner Indonesia: Penyakit Mulut dan Kuku (Kiatvetindo-PMK). Jakarta: Direktorat Jenderal Peternakan dan Kesehatan Hewan, 2022.
- C. Stenfeldt, J. M. Pacheco, L. L. Rodriguez, and J. Arzt, "Infection dynamics of foot-and-mouth disease virus in pigs using two novel simulated-natural inoculation methods," *Research in Veterinary Science*, vol. 104, pp. 96–105, 2016.

- Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
- S. J. Pan and Q. Yang, "A survey on transfer learning," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 22, no. 10, pp. 1345–1359, 2010.
- R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. New York, NY, USA: Pearson, 2018.
- I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.
- A. Kamilaris and F. Prenafeta-Boldú, "Deep learning in agriculture: A survey," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 147, pp. 70–90, 2018.
- D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*, San Diego, CA, USA, 2015.
- N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, "Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.
- K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770–778.
- M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, "MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Salt Lake City, UT, USA, 2018, pp. 4510–4520.
- J. Arzt, B. Baxt, M. J. Grubman, and T. Jackson, "The pathogenesis of foot-and-mouth disease II: Viral pathways in swine, small ruminants, and wildlife; myotropism, chronic syndromes, and molecular virus-host interactions," *Transboundary and Emerging Diseases*, vol. 58, no. 4, pp. 305–326, 2011.
- S. Sharma, S. Kumar, and A. Tiwari, "Deep learning applications for disease diagnosis in livestock: A review," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 176, p. 105637, 2020.
- F. Chollet, *Deep Learning with Python*. Shelter Island, NY, USA: Manning Publications, 2017.
- D. P. King, N. J. Knowles, and J. Wadsworth, "Genomic sequencing and foot-and-mouth disease virus lineages," in *Foot and Mouth Disease Virus: Current Research and Emerging Trends*, F. Sobrino and E. Domingo, Eds. Poole, UK: Caister Academic Press, 2017, pp. 15–30.
- X. Li, L. Zhang, and Z. Wu, "Deep learning in precision agriculture: A review," *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, vol. 14, no. 3, pp. 1–10, 2021.
- M. Abadi et al., "TensorFlow: A system for large-scale machine learning," in *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI)*, Savannah, GA, USA, 2016, pp. 265–283.
- N. A. I. Supardi, R. Rosnelly, and T. W. Purboyo, "Cattle skin disease classification using Convolutional Neural Network," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1844, p. 012009, 2021.
- C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, "A survey on image data augmentation for deep learning," *Journal of Big Data*, vol. 6, no. 1, p. 60, 2019.
- K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," in *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*, San Diego, CA, USA, 2015.
- G. W. Smith, "Foot and Mouth Disease: Clinical signs and diagnosis," *Veterinary Clinics of North America: Food Animal Practice*, vol. 35, no. 2, pp. 245–256, 2019.