

Identifikasi Dini Penyakit Kulit Sapi Melalui Pendekatan Pengolahan Citra Digital

^{1*} Muhammad Farros, ² Ratih Kumalasari Niswatin, ³ Danar Putra Pamungkas

¹ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹ farros223@gmail.com, ² ratih.k@unpkediri.ac.id, ³ danar@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Muhammad Farros

Abstrak—Penelitian ini dimaksudkan untuk pengembangan model deteksi penyakit kulit pada sapi yang berbasis citra digital menggunakan arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.319 citra dengan tiga kelas, yaitu LSD, *Ringworms*, dan Sapi Sehat. Data tersebut kemudian dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji dengan rasio 70:20:10. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan citra, augmentasi data, pelatihan model, *fine-tuning*, dan evaluasi menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 75,56% dengan nilai test loss sebesar 0,6646. Kelas Sapi Sehat memperoleh performa terbaik dengan *F1-score* sebesar 0,86. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat digunakan sebagai dasar sistem deteksi awal penyakit kulit sapi, meskipun peningkatan dataset dan kualitas citra masih diperlukan.

Kata Kunci—Citra Digital, MobileNetV2, Penyakit Kulit Sapi

Abstract—This study is intended for the development of a cattle skin disease detection model based on digital images using the MobileNetV2 architecture. The dataset used consists of 1,319 images with three classes, namely Lumpy Skin Disease (LSD), ringworms, and Healthy Cattle. The data were then divided into training data, validation data, and test data with a ratio of 70:20:10. The research stages include image preprocessing, data augmentation, model training, fine-tuning, and evaluation using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix. The test results showed that the model achieved an accuracy of 75.56 percent with a test loss of 0.6646. The Healthy Cattle class achieved the best performance with an F1-score of 0.86. The results indicate that MobileNetV2 can be used as the basis for an early detection system for cattle skin diseases, although improvements in the dataset and image quality are still needed.

Keywords—Cattle Skin Disease, Digital Image, MobileNetV2

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Sapi merupakan salah satu komoditas ternak yang berperan penting dalam mendukung kebutuhan pangan dan perekonomian masyarakat. Selain sebagai sumber daging dan susu, sapi juga memiliki nilai ekonomi yang tinggi bagi peternak rakyat maupun sektor agribisnis. Kesehatan sapi menjadi faktor penting karena gangguan penyakit dapat menurunkan produktivitas dan menimbulkan kerugian bagi peternak. Salah satu gangguan kesehatan yang perlu diperhatikan adalah penyakit kulit, karena gejalanya dapat terlihat melalui perubahan kondisi permukaan kulit, seperti munculnya nodul, luka, keropeng, perubahan tekstur, atau kerontokan bulu. Penyakit *Lumpy Skin Disease* dilaporkan dapat menimbulkan kerugian ekonomi pada peternak sapi dan memiliki gejala khas berupa nodul pada kulit [1].

Selain *Lumpy Skin Disease*, penyakit kulit lain seperti *ringworms* dan *scabies* juga perlu diperhatikan karena dapat mengganggu kondisi fisik ternak. *Scabies* pada sapi dapat menimbulkan rasa gatal, kerusakan kulit, penurunan kondisi tubuh, serta berdampak terhadap produktivitas ternak [2]. Penyakit kulit yang tidak segera dikenali dapat menyebabkan penanganan terlambat, sehingga risiko penyebaran dan penurunan nilai ekonomi ternak semakin besar. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa proses identifikasi penyakit kulit sapi perlu dilakukan secara lebih cepat dan tepat.

Pada praktik di lapangan, identifikasi penyakit kulit sapi masih banyak bergantung pada pengamatan visual peternak atau tenaga ahli. Cara tersebut memiliki keterbatasan karena hasil pengamatan dapat dipengaruhi oleh pengalaman, ketelitian, kondisi pencahayaan, serta kemiripan gejala antarpenyakit. Penelitian mengenai identifikasi LSD pada sapi juga menyebutkan bahwa proses pemeriksaan kesehatan ternak masih bergantung pada pakar, sehingga membutuhkan waktu dan dapat menyebabkan keterlambatan penanganan [3]. Oleh karena itu, diperlukan sistem bantu yang mampu mengenali pola visual penyakit kulit sapi secara lebih objektif melalui pemanfaatan citra digital.

Perkembangan *computer vision* dan *deep learning* memberikan peluang untuk melakukan klasifikasi penyakit berbasis citra. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu metode yang banyak digunakan, karena mampu mengekstraksi fitur visual dari gambar secara otomatis melalui proses konvolusi. CNN telah digunakan untuk mengidentifikasi *Lumpy Skin Disease* pada sapi dengan membandingkan arsitektur VGG16, VGG19, dan ResNet50, serta menghasilkan performa terbaik pada arsitektur VGG16 [3]. Penelitian lain menerapkan CNN berbasis TensorFlow dengan arsitektur DenseNet121 untuk mengidentifikasi LSD pada sapi dan memperoleh akurasi sebesar 80,21% [4]. Penerapan CNN juga digunakan untuk klasifikasi penyakit sapi pada kelas BEF, mastitis, dan *scabies*, dengan hasil akurasi pengujian sebesar 0,9306 [5].

Arsitektur MobileNetV2 menjadi salah satu model CNN yang banyak digunakan karena memiliki struktur ringan dan efisien untuk proses klasifikasi citra. MobileNetV2 dapat dimanfaatkan melalui pendekatan *transfer learning*, sehingga model dapat mengenali fitur citra dengan lebih efisien meskipun jumlah data terbatas. Penelitian Putra dkk. menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit *Lumpy Skin Disease* pada hewan ternak dengan akurasi 95,91% [6]. Penelitian Mahbub dkk. juga membandingkan beberapa arsitektur CNN untuk klasifikasi *lumpy skin* pada sapi dan menunjukkan bahwa MobileNetV2 mengalami peningkatan akurasi setelah proses segmentasi [7]. Selain pada penyakit ternak, MobileNetV2 juga telah digunakan pada klasifikasi citra lain, seperti klasifikasi penggunaan masker dan klasifikasi mutu kemasan [8]. Hal tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki fleksibilitas untuk diterapkan pada berbagai permasalahan klasifikasi citra digital [9].

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, pemanfaatan CNN untuk deteksi penyakit sapi telah banyak dilakukan, tetapi sebagian besar penelitian masih berfokus pada satu jenis penyakit atau klasifikasi antara kondisi sehat dan terinfeksi. Penelitian ini mengembangkan klasifikasi penyakit kulit pada sapi menggunakan arsitektur MobileNetV2 berbasis citra digital dengan tiga kelas, yaitu *Lumpy Skin Disease*, *ringworms*, dan sapi sehat. Tujuan penelitian ini adalah membangun model klasifikasi yang mampu mengenali penyakit kulit sapi berdasarkan citra serta mengevaluasi kinerja model menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan sistem bantu deteksi awal penyakit kulit sapi yang lebih cepat, objektif, dan mudah digunakan.

II. METODE

A. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen pengembangan untuk membangun model deteksi penyakit kulit pada sapi berbasis citra digital. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dataset, pra-pemrosesan citra, pembagian data, pelatihan model, pengujian model, dan evaluasi hasil klasifikasi. Metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur MobileNetV2, karena arsitektur ini memiliki ukuran model yang relatif ringan dan dapat digunakan untuk klasifikasi citra secara efisien. Penggunaan MobileNetV2 pada deteksi penyakit *Lumpy Skin Disease* hewan ternak juga telah menunjukkan bahwa arsitektur tersebut dapat diterapkan untuk pengenalan citra penyakit secara otomatis [6].

B. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra digital kulit sapi yang terbagi ke dalam tiga kelas, yaitu *Lumpy Skin Disease* (LSD), *Ringworms*, dan Sapi Sehat. Jumlah keseluruhan data adalah 1.319 citra, terdiri dari 319 citra LSD, 350 citra *Ringworms*, dan 650 citra Sapi Sehat. Data tersebut dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji dengan rasio 70:20:10. Hasil *training* menunjukkan bahwa label yang digunakan pada model adalah LSD, *Ringworms*, dan Sapi Sehat.



Gambar 1. Contoh Dataset Penelitian

Contoh citra dari masing-masing kelas dataset ditunjukkan pada Gambar 1. Gambar tersebut digunakan untuk memperlihatkan perbedaan visual antara citra LSD, *Ringworms*, dan Sapi Sehat sebelum data diproses oleh model. Rincian distribusi dataset ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset Penyakit Kulit Sapi

Kelas	Jumlah Citra	Data Latih	Data Validasi	Data Uji
LSD	319	223	63	33
<i>Ringworms</i>	350	244	70	36
Sapi Sehat	650	454	130	66
Total	1.319	921	263	135

C. Pra-pemrosesan Citra

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum digunakan sebagai input model. Seluruh citra diseragamkan ke ukuran 224×224 piksel sesuai dengan ukuran masukan pada MobileNetV2. Citra yang digunakan memiliki tiga kanal warna RGB, sehingga informasi warna pada kulit sapi tetap dipertahankan. Nilai piksel kemudian dinormalisasi agar berada pada

rentang yang lebih stabil dan mudah diproses oleh model. Selain itu, augmentasi data diterapkan pada data latih untuk menambah variasi citra, seperti perbedaan sudut, posisi, dan kondisi pencahayaan. Tahapan augmentasi dapat membantu model mengenali variasi visual penyakit kulit sapi dengan lebih baik dan mengurangi risiko *overfitting*.

D. Alur Penelitian

Alur penelitian dirancang untuk menggambarkan tahapan kerja model mulai dari input citra sampai evaluasi hasil klasifikasi. Citra kulit sapi terlebih dahulu melalui proses pra-pemrosesan, kemudian digunakan sebagai masukan pada model MobileNetV2. Setelah model dilatih, hasil prediksi diuji menggunakan data uji dan dievaluasi dengan beberapa metrik klasifikasi. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Penelitian Deteksi Penyakit Kulit Sapi

E. Arsitektur Model MobileNetV2

Model yang digunakan pada penelitian ini dibangun menggunakan MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning*. Arsitektur MobileNetV2 berperan sebagai ekstraktor fitur utama untuk mengenali pola visual dari citra kulit sapi. Setelah proses ekstraksi fitur, hasil keluaran diproses menggunakan lapisan *Global Average Pooling* untuk merangkum fitur menjadi vektor yang lebih ringkas. Selanjutnya, digunakan lapisan *Dropout* sebesar 0,30 untuk membantu mengurangi risiko *overfitting*. Lapisan terakhir menggunakan *Dense layer* dengan aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi pada tiga kelas. MobileNetV2 dipilih karena penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model ini efektif digunakan pada klasifikasi citra dengan kebutuhan komputasi yang tidak terlalu berat [8]. Arsitektur model yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3. Model terdiri atas *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur utama, diikuti lapisan *Global Average Pooling*, *Dropout*, dan *Dense layer* dengan fungsi aktivasi *softmax*.



Gambar 3. Arsitektur Model MobileNetV2

F. Proses Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data latih sebanyak 921 citra dan divalidasi menggunakan 263 citra. Model dilatih menggunakan *optimizer* Adam dengan fungsi *loss categorical crossentropy*, karena klasifikasi yang dilakukan terdiri dari tiga kelas. Pada tahap awal, lapisan dasar MobileNetV2 digunakan sebagai model pralatih untuk mengekstraksi fitur umum dari citra. Setelah itu, dilakukan proses *fine-tuning* pada sebagian lapisan agar model dapat menyesuaikan pola fitur dengan karakteristik citra penyakit kulit sapi. Karena jumlah data setiap kelas tidak sama, proses pelatihan juga menggunakan *class weight* agar model tidak terlalu condong pada kelas dengan jumlah data lebih banyak. Penanganan ketidakseimbangan data perlu diperhatikan karena distribusi kelas yang tidak merata dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas [10].

Model terbaik disimpan berdasarkan nilai akurasi validasi tertinggi selama proses pelatihan. Penyimpanan model terbaik bertujuan agar model yang digunakan pada tahap pengujian merupakan model dengan performa validasi paling optimal. Proses ini penting dilakukan karena hasil klasifikasi pada data uji harus berasal dari model yang sudah melalui tahap pemantauan performa secara bertahap.

G. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji sebanyak 135 citra yang tidak digunakan pada proses pelatihan. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. *Confusion matrix* digunakan untuk melihat jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kelas. Penggunaan *confusion matrix* dan metrik klasifikasi juga diterapkan dalam penelitian klasifikasi penyakit sapi berbasis CNN untuk menilai performa model secara lebih terukur [5]. Rumus evaluasi yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1_score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Keterangan dari rumus tersebut adalah *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*. Nilai *accuracy* digunakan untuk melihat tingkat ketepatan model secara keseluruhan. Nilai *precision* digunakan untuk mengetahui ketepatan prediksi pada suatu kelas. Nilai *recall* digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam menemukan data yang benar-benar termasuk pada kelas tertentu. *F1-score* digunakan untuk menilai keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi Model

Pengujian model dilakukan menggunakan data uji sebanyak 135 citra yang tidak digunakan pada proses pelatihan. Model MobileNetV2 yang telah melalui tahap pelatihan dan *fine-tuning* diuji untuk mengetahui kemampuannya dalam mengklasifikasikan tiga kelas citra, yaitu LSD, *Ringworms*, dan Sapi Sehat. Berdasarkan hasil pengujian, model memperoleh nilai *test loss* sebesar 0,6646 dan *test accuracy* sebesar 0,7556 atau 75,56%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model sudah mampu mengenali pola visual penyakit kulit sapi dengan performa cukup baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas penyakit.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model MobileNetV2

Hasil Metrik Evaluasi	Nilai
Test Loss	0,6646
Test Accuracy	0,7556
Akurasi	75,56%
Jumlah Data Uji	135 citra

Nilai akurasi sebesar 75,56% menunjukkan bahwa model dapat digunakan sebagai dasar sistem deteksi awal penyakit kulit sapi berbasis citra digital. Akan tetapi, hasil tersebut masih perlu ditingkatkan karena model belum sepenuhnya stabil dalam membedakan kelas penyakit yang memiliki kemiripan visual. Penelitian Putra dkk. menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat diterapkan untuk deteksi penyakit *Lumpy Skin Disease* pada hewan ternak, sehingga arsitektur ini relevan digunakan pada penelitian berbasis citra penyakit sapi [6].

B. Hasil Klasifikasi Setiap Kelas

Hasil evaluasi setiap kelas menunjukkan bahwa performa terbaik diperoleh pada kelas Sapi Sehat. Kelas tersebut memperoleh nilai *precision* sebesar 0,85, *recall* sebesar 0,86, dan *F1-score* sebesar 0,86. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali citra sapi sehat karena ciri visualnya lebih mudah dibedakan dari citra penyakit kulit. Pada kelas LSD, model memperoleh nilai *precision* sebesar 0,64, *recall* sebesar 0,70, dan *F1-score* sebesar 0,67. Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian citra LSD sudah dapat dikenali oleh model, tetapi masih terdapat citra LSD yang salah diprediksi sebagai kelas lain. Pada kelas *Ringworms*, model memperoleh nilai *precision* sebesar 0,69, *recall* sebesar 0,61, dan *F1-score* sebesar 0,65. Nilai *recall* pada kelas *Ringworms* yang lebih rendah menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam menemukan seluruh data yang sebenarnya termasuk kelas tersebut.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Setiap Kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
LSD	0,64	0,70	0,67	33
Ringworms	0,69	0,61	0,65	36
Sapi Sehat	0,85	0,86	0,86	66
Accuracy	-	-	0,76	135
Macro Average	0,73	0,72	0,72	135
Weighted Average	0,76	0,76	0,75	135

Berdasarkan Tabel 3, kelas Sapi Sehat memiliki hasil klasifikasi paling tinggi dibandingkan dua kelas lainnya. Hal tersebut dapat terjadi karena citra sapi sehat cenderung tidak memiliki lesi, bercak, atau perubahan tekstur kulit yang menonjol, sehingga model lebih mudah membedakannya. Sebaliknya, kelas LSD dan *Ringworms* memiliki beberapa pola visual yang mirip, terutama pada area kulit yang mengalami bercak, perubahan warna, atau gangguan tekstur.

C. Tampilan Hasil Prediksi Sistem

Selain evaluasi model, sistem juga diuji melalui tampilan hasil prediksi untuk mengetahui keluaran yang diterima pengguna. Tampilan hasil prediksi sistem ditunjukkan pada Gambar 4.

Pada tampilan tersebut, sistem menampilkan citra yang diunggah pengguna, label hasil klasifikasi, serta nilai kepercayaan prediksi yang dihasilkan oleh model MobileNetV2.

Hasil Klasifikasi



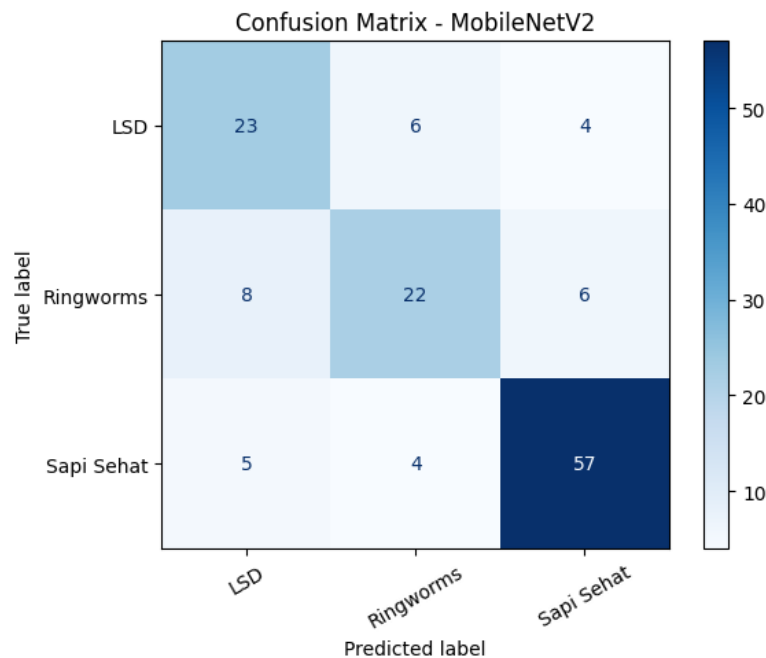
Gambar 4. Tampilan Hasil Prediksi Sistem

Gambar 4. menunjukkan bahwa model tidak hanya berhenti pada tahap pelatihan, tetapi juga dapat diterapkan ke dalam sistem untuk menampilkan hasil klasifikasi. Tampilan ini penting karena pengguna dapat melihat hasil deteksi secara langsung setelah citra dimasukkan ke dalam sistem. Hasil prediksi yang ditampilkan dapat membantu pengguna memperoleh informasi awal mengenai kondisi kulit sapi, meskipun hasil sistem tetap perlu dipahami sebagai alat bantu dan bukan pengganti pemeriksaan langsung oleh tenaga ahli.

D. Analisis *Confusion Matrix*

Analisis *Confusion Matrix* dilakukan untuk mengetahui sebaran hasil prediksi benar dan salah pada setiap kelas. Hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 5. Berdasarkan hasil pengujian, kelas LSD memiliki 23 citra yang berhasil diprediksi dengan benar. Sebanyak 6 citra LSD salah diprediksi sebagai *Ringworms*, sedangkan 4 citra LSD salah diprediksi sebagai Sapi Sehat.

Pada kelas *Ringworms*, terdapat 22 citra yang diprediksi dengan benar. Sebanyak 8 citra *Ringworms* salah diprediksi sebagai LSD, sedangkan 6 citra lainnya salah diprediksi sebagai Sapi Sehat. Pada kelas Sapi Sehat, terdapat 57 citra yang berhasil diprediksi dengan benar. Kesalahan pada kelas ini terdiri dari 5 citra yang diprediksi sebagai LSD dan 4 citra yang diprediksi sebagai *Ringworms*.



Gambar 5. *Confusion Matrix*

Hasil pada Gambar 5 menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi paling sering terjadi pada kelas LSD dan *Ringworms*. Kondisi tersebut dapat disebabkan oleh kemiripan visual pada beberapa citra, seperti munculnya bercak, perubahan warna kulit, tekstur tidak rata, atau area kulit yang tampak mengalami gangguan. Penelitian Sentoso dkk. juga menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi hasil klasifikasi citra LSD pada sapi, sehingga metode evaluasi ini sesuai digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi citra penyakit sapi [3].

E. Pembahasan

Secara keseluruhan, model MobileNetV2 dapat mengklasifikasikan penyakit kulit sapi dengan akurasi 75,56%. Kelas Sapi Sehat memperoleh performa terbaik dengan *F1-score* sebesar 0,86, sedangkan kelas LSD dan *Ringworms* masing-masing memperoleh *F1-score* sebesar 0,67 dan 0,65. Perbedaan hasil tersebut dapat dipengaruhi oleh jumlah data yang belum seimbang, variasi citra penyakit, serta kemiripan visual antara LSD dan *Ringworms*. Oleh karena itu, peningkatan model dapat dilakukan dengan menambah jumlah citra pada kelas penyakit, memperbaiki kualitas gambar, serta menyeimbangkan data antar kelas. Penelitian Mahbub dkk. juga menunjukkan bahwa performa model CNN pada klasifikasi *Lumpy Skin Disease* dapat dipengaruhi oleh arsitektur, segmentasi, dan karakteristik dataset yang digunakan [7].

Meskipun proses pelatihan telah menerapkan *class weight* untuk mengurangi pengaruh ketidakseimbangan data, hasil klasifikasi menunjukkan bahwa performa model pada kelas penyakit masih lebih rendah dibandingkan kelas Sapi Sehat. Kelas Sapi Sehat memperoleh *F1-score* sebesar 0,86, sedangkan kelas LSD dan *Ringworms* masing-masing hanya mencapai 0,67 dan 0,65. Perbedaan performa ini diduga dipengaruhi oleh distribusi data yang belum seimbang, di mana jumlah data uji kelas Sapi Sehat mencapai 66 citra, sedangkan kelas LSD dan *Ringworms* hanya 33 dan 36 citra. Selain itu, hasil *confusion matrix* menunjukkan adanya misklasifikasi silang yang cukup tinggi antara kelas LSD dan *Ringworms*. Sebanyak 6 citra LSD diprediksi sebagai *Ringworms*, sedangkan 8 citra *Ringworms* diprediksi sebagai LSD. Kondisi tersebut

mengindikasikan bahwa kedua penyakit memiliki karakteristik visual yang relatif mirip, seperti bercak, perubahan warna kulit, dan gangguan tekstur permukaan kulit. Kemiripan fitur visual tersebut menjadi salah satu faktor utama yang membatasi kemampuan model dalam membedakan kedua kelas penyakit secara optimal dan berkontribusi terhadap capaian akurasi keseluruhan sebesar 75,56%.

IV. KESIMPULAN

Model *MobileNetV2* dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit kulit pada sapi berbasis citra digital dengan tiga kelas, yaitu LSD, *Ringworms*, dan Sapi Sehat. Hasil pengujian pada 135 citra data uji menunjukkan *accuracy* sebesar 75,56% dengan *test loss* sebesar 0,6646. Kelas Sapi Sehat memperoleh performa terbaik dengan *F1-score* sebesar 0,86, sedangkan kelas LSD dan *Ringworms* masih lebih rendah karena terdapat kemiripan visual pada beberapa citra penyakit. Oleh karena itu, sistem ini dapat dijadikan dasar deteksi awal penyakit kulit sapi, tetapi masih perlu ditingkatkan melalui penambahan dataset, penyeimbangan jumlah data, dan perbaikan kualitas citra agar hasil klasifikasi lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Sendow, N. S. Assadah, A. Ratnawati, N. L. P. I. Dharmayanti, and M. Saepulloh, "Lumpy Skin Disease: Ancaman Penyakit Emerging bagi Status Kesehatan Hewan Nasional," *WARTAZOA*, vol. 31, no. 2, pp. 85–96, 2021, doi: 10.14334/wartazoa.v31i2.2739.
- [2] M. K. Ihsan, M. Maulana, Tanwir, A. Mas'ud, N. Hanif, and D. O. Resmiranta, "Peningkatan Kinerja Klasifikasi *Scabies* Sapi Menggunakan Edited Nearest Neighbours (ENN) pada Model Random Forest dan XGBoost," *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, vol. 7, no. 2, pp. 141–150, 2025, doi: 10.30812/bite.v7i2.6055.
- [3] T. Sentoso, F. Ardiansyah, V. Tamuntuan, S. S. Wangsa, Kusrini, and Kusnawi, "Identifikasi *Lumpy Skin Disease* pada Ternak Sapi dengan Klasifikasi Citra menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 3, pp. 864–873, 2024, doi: 10.32520/stmsi.v13i3.2569.
- [4] N. S. Alfiansyah and Y. Litanianda, "Identifikasi *Lumpy Skin Disease* Menggunakan TensorFlow dengan Metode Convolutional Neuron Network," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 7330–7336, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10238.
- [5] X. E. K. Permana, N. A. R. Rais, and Muqorobin, "Classification of Cattle Diseases in Semin District Using Convolutional Neural Network (CNN)," *International Journal of Computer and Information System (IJCIS)*, vol. 5, no. 2, pp. 125–131, 2024, doi: 10.29040/ijcis.v5i2.172.
- [6] D. P. Putra, G. W. Wiriasto, and Paniran, "Deteksi Penyakit Lumpy Hewan Ternak Menggunakan Metode Arsitektur *MobileNetV2*," *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, vol. 6, no. 2, pp. 149–162, 2024, doi: 10.30812/bite.v6i2.4401.
- [7] L. A. Mahbub, E. D. S. Mulyani, and T. I. Ramadhan, "Optimasi Model Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Lumpy Skin pada Sapi," *Jurnal Elektro dan Informatika Swadharma (JEIS)*, vol. 5, no. 2, pp. 60–70, 2025, doi: 10.56486/jeis.vol5no2.783.

- [8] I. Mudzakir and T. Arifin, “Klasifikasi Penggunaan Masker dengan Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur MobileNetV2,” *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 12, no. 1, pp. 76–81, 2022, doi: 10.36448/expert.v12i1.2466.
- [9] K. I. I. Saputra, M. R. Muttaqin, and T. I. Hermanto, “Klasifikasi Citra Mutu Kemasan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2,” *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, vol. 19, no. 2, pp. 613–622, 2023, doi: 10.35889/progresif.v19i2.1411.
- [10] Suparyati, E. Utami, and A. H. Muhammad, “Applying Different Resampling Strategies in Random Forest Algorithm to Predict *Lumpy Skin Disease*,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 4, pp. 555–562, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i4.4147.