

Pengembangan Framework Deep Learning Berbasis ResNet50V2 untuk Klasifikasi Lumpy Skin Disease pada Sapi Menggunakan Citra Digital

Fidya Farasalsabila¹, Sasa Ani Arnomo², Alvendo Wahyu Aranski³, Alhamidi⁴, Faradiba Jabnabillah⁵, Rifa'atul Mahmudah Burhan⁶, Refli Noviardi⁷, Muhammad Nabiil Althaaf⁸
^{1,2,3,4,5,6}Program Studi Sistem Informasi, Institut Teknologi Batam, Indonesia

Informasi Artikel

Terbit: Juli 2026

Kata Kunci:

Penyakit Kulit Lumpy, Deep learning, Convolutional Neural Network, Image Processing

ABSTRAK

Penyakit Kulit Lumpy pada sapi dikenal sebagai risiko utama bagi produksi ternak dan berdampak besar terhadap kesejahteraan mata pencaharian dan ketahanan pangan khususnya bagi negara Indonesia. Saat ini pendeteksian penyakit kulit di negara kita umumnya dinilai secara manual. Namun, evaluasi manual membutuhkan banyak waktu dan membutuhkan orang-orang profesional yang berpengalaman dan terlatih, sehingga biasanya membutuhkan biayanya cukup tinggi. Pada penelitian ini dibangun model deteksi penyakit kulit Lumpy pada sapi menggunakan salah satu model Deep learning yakni Convolutional Neural Network (CNN). Kelas yang akan digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan hewan berpenyakit kulit lumpy menjadi sehat dan sakit. Pengumpulan data tersebut dikumpulkan dari situs internet kaggle. Dari total 1364 dataset citra, 80% digunakan untuk pelatihan, 10% untuk validasi dan 10% untuk pengujian. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa arsitektur terbaik untuk klasifikasi penyakit kulit lumpy pada sapi adalah Proposed Lumpy ResNet50v2 dengan akurasi 94.85%, presisi 94%, Recall 94%, dan F1 Score 95%. Kemudian diikuti oleh arsitektur NASNetMobile dengan nilai akurasi 92.65%, Xception dan ResNet50v2 dengan akurasi 91,18% dan VGG19 dengan akurasi sebesar 90,44%.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Corresponding Author:

Nama Fidya Farasalsabila,
Email: fidya@iteba.ac.id

1. PENDAHULUAN

Ternak sebagai sumber protein hewani yang memiliki kandungan asam amino esensial yang berguna untuk membantu meningkatkan derajat kecerdasan dan kesehatan manusia. Ada banyak hewan yang digunakan dalam peternakan yaitu, sapi, kambing, unggas, dan kelinci. Sapi adalah salah satu hewan ternak yang cukup populer di Indonesia. Karena sapi memiliki harga jual yang tinggi dan memiliki banyak manfaat baik dari daging, kulit, susu, dan kotoran [1]. Hewan sapi tidak terhindar dari berbagai macam penyakit salah satunya Lumpy Skin Disease (LSD) [2].

Lumpy Skin Disease (LSD) atau Penyakit kulit lumpy adalah penyakit yang ditularkan melalui sapi dan kerbau Asia yang disebabkan oleh Lumpy Skin Disease Virus (LSDV). LSDV merupakan virus bermateri genetik DNA dari genus Capripoxvirus dan family Poxviridae [2]. Penyakit kulit lumpy menyebabkan perubahan tekstur atau warna kulit [3]. Secara klinis digambarkan dengan munculnya nodul kulit yang dapat menutupi seluruh tubuh hewan selama infeksi parah. Secara umum, penyakit kulit bersifat menular kronis dan dapat berkembang menjadi kanker kulit. Penyakit kulit lumpy juga menyebabkan kerugian besar pada bidang ekonomi. Hal tersebut dikarenakan penurunan produksi susu, kerusakan kulit, kekurangan hewan, kemandulan dan aborsi. Selain itu, larangan atau pembatasan perdagangan di negara-negara yang terkena dampak penyakit kulit lumpy menyebabkan tekanan ekonomi pada industri ternak [2]. Oleh karena itu, penyakit kulit lumpy perlu dilakukan deteksi sejak dini untuk mengurangi perkembangan dan penyebarannya, serta kerugian yang dialami. Dengan demikian diperlukan metode untuk melakukan deteksi tersebut.

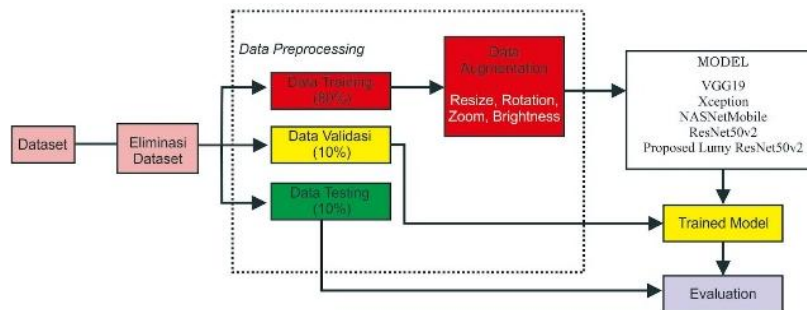
Metode untuk melakukan deteksi pada penelitian ini yaitu menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). CNN merupakan pengembangan MLP (Multilayer Perceptron) yang dirancang khusus

untuk mengolah data gambar dua dimensi [4]. CNN digunakan untuk mengenali objek benda, melakukan deteksi dan segmentasi objek [5]. Metode CNN memiliki kedalaman jaringan yang tinggi dan mampu mempelajari sendiri fitur yang terdapat pada citra yang kompleks, sehingga dapat menghasilkan akurasi yang signifikan [4].

Pada penelitian ini bertujuan membuat sistem yang dapat membantu para peternak sapi atau pengelola peternakan dalam mengidentifikasi penyakit kulit lumpy pada sapi dengan memanfaatkan data gambar sapi. Identifikasi dibagi menjadi dua bagian yaitu sapi sehat dan sapi sakit kulit lumpy. Penelitian ini melakukan identifikasi menggunakan metode algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan kerangka kerja arsitektur VGG19, Xception, NASNetMobile, ResNet50v2 dan Proposed Lumy ResNet50v2.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini ada beberapa tahapan penyelesaian dalam melakukan deteksi penyakit kulit lumpy pada sapi seperti pada Gambar 1. Gambar 1 menunjukkan alur kerja (workflow) penelitian yang digunakan dalam pengembangan model klasifikasi Lumpy Skin Disease (LSD) pada sapi berbasis Deep Learning. Proses diawali dengan pengumpulan dataset citra sapi, kemudian dilakukan eliminasi dataset untuk menghapus data yang tidak sesuai, seperti citra duplikat, berkualitas rendah, atau tidak relevan dengan tujuan penelitian. Tahap ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sehingga model dapat dilatih menggunakan dataset yang representatif.



Gambar 1. Alur Penelitian

Selanjutnya, dataset yang telah melalui proses seleksi dibagi ke dalam tiga kelompok, yaitu data pelatihan (80%), data validasi (10%), dan data pengujian (10%). Data pelatihan digunakan untuk membangun model, data validasi dimanfaatkan untuk memantau proses pelatihan serta mengoptimalkan parameter model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan.

Pada data pelatihan diterapkan proses augmentasi data, yang meliputi resize, rotation, zoom, dan brightness adjustment. Teknik augmentasi ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data, mengurangi risiko overfitting, serta meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola penyakit pada berbagai kondisi citra. Data hasil augmentasi selanjutnya digunakan untuk melatih beberapa arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu VGG19, Xception, NASNetMobile, ResNet50V2, dan Proposed Lumy ResNet50V2. Setiap model dilatih menggunakan dataset yang sama sehingga perbandingan kinerja dapat dilakukan secara objektif.

Hasil pelatihan menghasilkan trained model yang kemudian dievaluasi menggunakan data pengujian. Proses evaluasi dilakukan untuk mengukur performa masing-masing arsitektur menggunakan metrik evaluasi seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score, sehingga dapat ditentukan model dengan performa terbaik dalam mengklasifikasikan citra sapi ke dalam kategori sehat dan terinfeksi Lumpy Skin Disease.

2.1. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset gambar sapi yang diambil dari Kaggle. Dataset secara keseluruhan berjumlah 1364 gambar sapi yang telah diklasifikasi berdasarkan kelasnya masing-masing. Kelas terdiri dari kelas sehat dan kelas sakit. Dataset masing masing kelas sebesar 789 gambar sapi sehat dan 575 gambar sapi sakit kulit lumpy. Contoh dataset yang digunakan sebagai berikut.



Gambar 2. Sapi Sehat



Gambar 3. Sapi Sakit Kulit Lumpy

Pada gambar 2 adalah gambar hewan sapi yang tidak memiliki penyakit atau sehat. Gambar 3 menunjukkan hewan sapi yang memiliki penyakit kulit lumpy, dapat dilihat pada kulit sapi terjadi perubahan tekstur dan warna pada kulit sapi serta muncul nodul kulit yang menutupi tubuh sapi.

2.2. Preprocessing Data

Dataset yang diambil dari kaggle dilakukan eliminasi data sebelum digunakan untuk pengujian. Selanjutnya dataset dibagi menjadi data training, data testing, dan data validasi. Data training sebanyak 80%, data testing sebanyak 10%, dan data validasi sebanyak 10%. Tahap selanjutnya dilakukan proses augmentasi data yaitu pemrosesan data sebelum digunakan untuk proses pelatihan dengan cara mengubah data mentah menjadi data siap latih [6].



Gambar 4. Dataset setelah Proses Augmentasi

Gambar 4 menunjukkan data sampel dari hasil augmentasi yang dilakukan terdiri dari resize, rotate, zoom dan brightness. Seluruh gambar yang digunakan dalam penelitian ini akan diubah ukuran dimensinya menjadi 128x128. Dataset dilakukan proses augmentasi dengan memperbesar gambar ke skala 0.2, mengatur kecerahan menjadi [0.2,1.2], dan memutar hingga 10 derajat.

2.3. Model Arsitektur

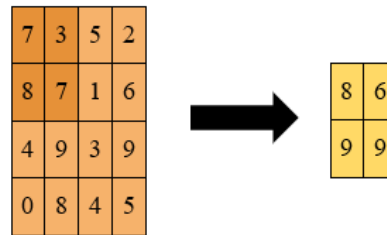
Pada tahap ini dilakukan klasifikasi gambar dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Suatu gambar akan diidentifikasi dengan melatih data gambar yang sudah menargetkan variabel gambar menggunakan algoritma CNN. Jaringan saraf pada CNN akan membantu mengenali gambar sapi berdasarkan piksel-piksel yang ada didalam gambar. Filter akan digunakan pada convolutional untuk mengenali atribut-atribut yang ada pada gambar sapi. Proses ini akan meliputi perkalian matriks terhadap filter dan area citra pada sapi. Pada gambar 5 dibawah ini akan menggambarkan bahwa proses konvolusi ini akan melakukan perkalian piksel pada gambar dengan piksel filter [7].

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 3 & 4 \\ 2 & 4 & 3 \\ 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}$$

Gambar 5. Proses Perkalian Matriks

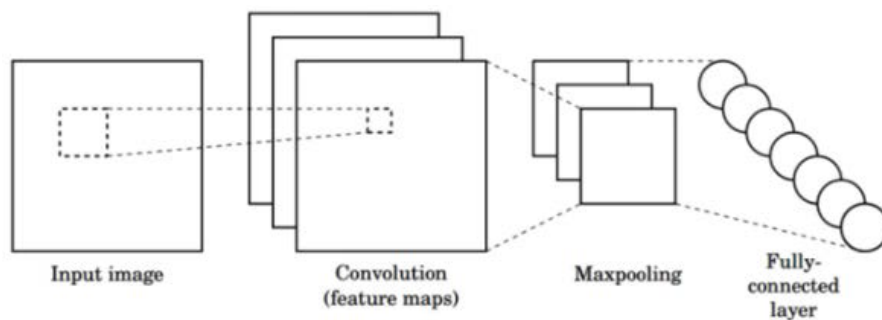
Setelah selesai tahap konvolusi, akan dilakukan proses max pooling. Pada gambar 6 dibawah ini menggambarkan bagaimana proses max pooling. Proses untuk mendapatkan gambar dengan piksel yang lebih kecil tetapi tetap dengan mempertahankan informasi yang ada pada gambar merupakan proses dari max pooling. Pada area gambar dengan luas piksel tertentu akan dilakukan pooling yaitu dengan memilih salah satu piksel yang paling tinggi. Proses ini sangat membantu karena akan mengurangi besar ukuran dari setiap gambar dan akan dapat mempercepat proses klasifikasi [7].

Penelitian ini menggunakan citra dengan ukuran 128x128x3 yang maksudnya gambar ukuran 128x128 dan citra ini memiliki 3 channel yaitu red, green, and blue (RGB). Citra sapi akan dilakukan konvolusi dulu dengan filter, kemudian akan dilakukan pooling untuk mengecilkan resolusi citra dengan tetap mempertahankan kualitas citra, pooling yang digunakan adalah max pooling pada citra masukan [7].



Gambar 6. Proses Max Pooling

Proses selanjutnya adalah fully connected layer, dimana pada proses ini adalah melakukan flatten yang merupakan proses mengubah feature map hasil dari pooling menjadi bentuk vektor. Untuk lebih jelasnya ditampilkan pada Gambar 6 arsitektur dari algoritma CNN.



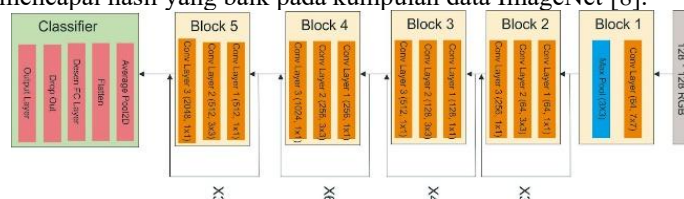
Gambar 7. Proses Konvolusi

Gambar 7 menggambarkan bagaimana proses image input (citra masukan) akan dilakukan proses konvolusi untuk mendapatkan feature maps, yang mana mendeteksi atribut atau fitur yang dimiliki oleh citra. Kemudian hasil dari konvolusi ini dilakukan max pooling untuk merubah ukuran citra menjadi lebih kecil sehingga proses pengklasifikasian data akan lebih cepat, terakhir hasil dari max pooling dimasukkan pada proses fully connected layer [7].

Dalam penelitian ini menggunakan lima jenis arsitektur CNN untuk melakukan pengujian dalam mengklasifikasikan penyakit kulit lumpy pada sapi. Arsitektur tersebut antara lain VGG19, Xception, NASNetMobile, ResNet50v2, dan Proposed Lumy ResNet50v2. Berikut ini penjelasan singkat dari arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini.

2.3.1 ResNet50v2

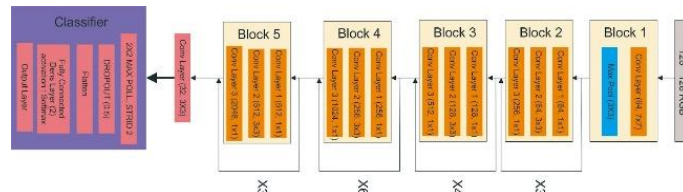
ResNet50V2 adalah versi modifikasi dari ResNet50 yang berkinerja lebih baik daripada ResNet50 dan ResNet101 pada kumpulan data ImageNet. Gambar 8 secara spesifik menggambarkan bagaimana proses arsitektur ResNet50v2. Di ResNet50V2 modifikasi dibuat dalam perumusan propagasi koneksi antar blok. ResNet50V2 mencapai hasil yang baik pada kumpulan data ImageNet [8].



Gambar 8. Arsitektur ResNet50v2

1.3.2 Proposed Lumy ResNet50v2

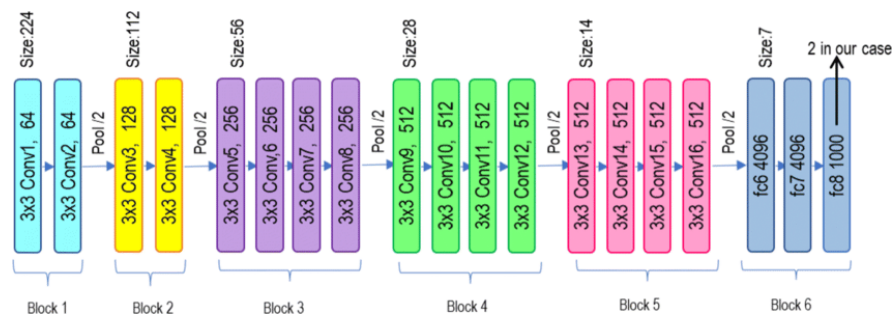
Arsitektur Proposed Lumy ResNet50V2 adalah hasil modifikasi dari model ResNet50V2. Modifikasi awal yang dilakukan yaitu setelah keluar dari model ResNet50V2 dan sebelum masuk bagian klasifikasi gambar akan di lakukan Convolutional dengan filter 32, kernel size 3x3 dan activation ReLu, dengan penggunaan Max pooling secara keseluruhan. Selanjutnya pada lapisan ResNet50V2 kecuali pada lapisan tambahan yang ditambahkan akan dibekukan dengan jumlah epoch 100 selama proses pelatihan. Model disempurnakan dengan mencairkan bagian atas arsitektur. Selain itu, tingkat pembelajaran dikurangi untuk memperbarui representasi fitur tingkat tinggi dan membuatnya lebih spesifik untuk tugas yang sedang dikerjakan.



Gambar 9. Arsitektur Proposed Lumy ResNet50v2

1.3.3 VGG19

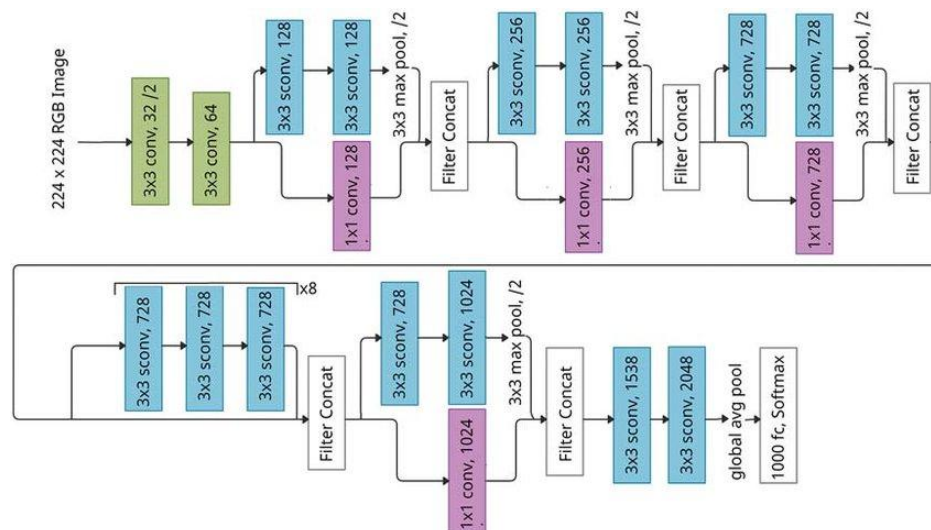
VGG19 atau Visual Geometry Group 19 merupakan arsitektur Convolutional Neural Network yang memiliki 19 layer. Model ini terdiri dari 16 lapisan convolutional, 3 lapisan yang terhubung penuh, dan 5 lapisan penyatuan maksimum. Setiap lapisan konvolusi dibedakan pada filter dan kedalaman [9].



Gambar 10. Arsitektur VGG19

1.3.4 Xception

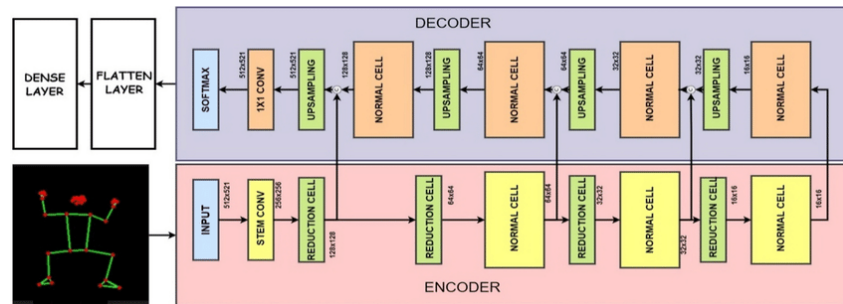
Xception adalah jaringan saraf konvolusional dalam yang memperkenalkan lapisan awal baru. Lapisan awal ini dibangun dari lapisan konvolusi kedalaman, diikuti oleh lapisan konvolusi titik bijaksana [8].



Gambar 11. Arsitektur Xception

1.3.5 NASNetMobile

NASNetMobile merupakan jaringan syaraf konvolusional yang dilatih pada lebih dari satu juta gambar dari database ImageNet. Jaringan dapat mengklasifikasikan gambar ke dalam 1000 kategori objek, sehingga jaringan telah mempelajari representasi fitur yang kaya untuk berbagai gambar. Parameter NASNetMobile lebih sedikit daripada arsitektur MobileNet. Arsitektur ini memiliki dua blok utama yang disebut sel reguler dan sel tereduksi. Susunan layer kedua sel tersebut yang benar ditentukan menggunakan recurrent neural network [10].



Gambar 12. Arsitektur NASNetMobile

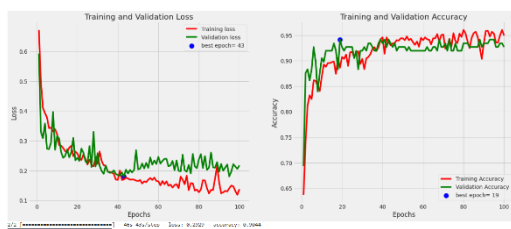
3. HASIL DAN ANALISIS

Eksperimen dilakukan pada data latih dan data validasi menggunakan model arsitektur CNN VGG19, Xception, NASNetMobile, ResNet50v2, dan Proposed Lumy ResNet50v2. Eksperimen ini bertujuan untuk mengetahui akurasi, loss, dan waktu komputasi yang dibutuhkan dari masing-masing model arsitektur selama proses pelatihan data. Eksperimen ini akan dilakukan dengan menggunakan 100 epoch pelatihan. Hasil akurasi, loss, dan waktu komputasi training dari masing-masing arsitektur CNN dapat dilihat pada Tabel 1.

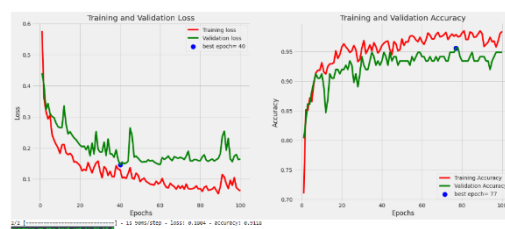
Tabel 1. Hasil Akurasi dan Loss Data Training dan Validasi dari Model CNN dengan 100 epoch pelatihan

No	Model	Train Acc (%)	Val Acc (%)	Train Loss (%)	Val Loss
1	VGG19	88.27	93.43	0.2872	0.2224
2	Xception	96.06	93.43	0.1459	0.9343
3	NASNetMobile	97.16	94.89	0.2136	0.9489
4	ResNet50v2	99.73	96.35	0.0072	0.0854
5	Proposed Lumy ResNet50v2	98.81	97.81	0.0386	0.0701

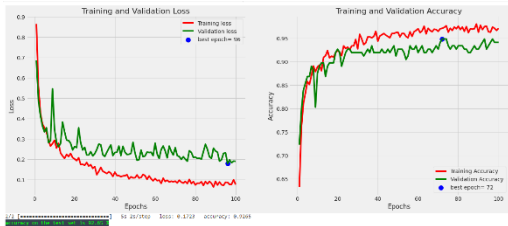
Dari hasil percobaan yang telah dilakukan bahwa ResNet50v2 mendapatkan hasil terbaik dari semua model arsitektur CNN yang dilatih dengan nilai akurasi sebesar 99.73%. Kemudian diikuti arsitektur Proposed Lumy ResNet50v2 dengan akurasi 98.81%, NASNetMobile dengan akurasi 97,16%, Xception dengan akurasi 96,06% dan VGG19 dengan akurasi 88.27%. Tabel 3 juga menampilkan training loss dari setiap model arsitektur CNN yang dilatih. Arsitektur yang memiliki training loss terendah adalah ResNet50v2 dengan nilai 0.0072, diikuti Proposed Lumy ResNet50v2 dengan nilai 0.0386, Xception dengan nilai 0.1459, NASNetMobile dengan nilai 0.2136 dan VGG19 dengan nilai 0,2872. Grafik akurasi dan loss dalam proses pelatihan dapat dilihat pada Gambar 13, 14, 15, 16, dan 17.



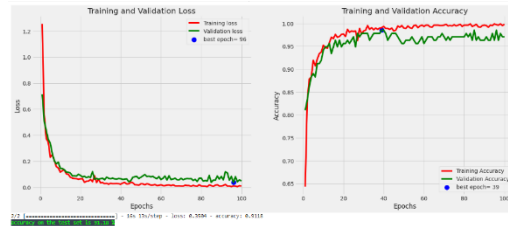
Gambar 13. Akurasi dan Loss VGG19



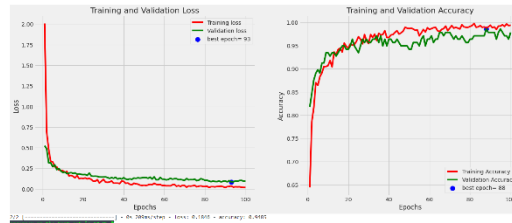
Gambar 14. Akurasi dan Loss Xception



Gambar 15. Akurasi dan Loss NASNetMobile



Gambar 16. Akurasi dan Loss ResNet50v2



Gambar 17. Akurasi dan Loss Proposed Lumy ResNet50v2

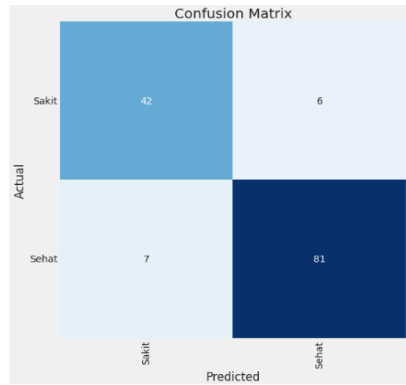
Pada Gambar 13 hingga 17 adalah grafik dari akurasi dan loss yang dihasilkan dari klasifikasi penyakit kulit lumpy pada sapi menggunakan arsitektur CNN yang diusulkan. Garis merah menunjukkan data training. Sedangkan, garis hijau menunjukkan data testing. Seluruh grafik tersebut menunjukkan akurasi mengalami kenaikan secara drastis, sedangkan nilai loss terjadi penurunan secara drastis. Grafik akurasi dan loss menunjukkan terdapat korelasi dari hubungan antara nilai akurasi dari data training dan data testing, korelasi ini menunjukkan korelasi yang positif karena memiliki hubungan yang searah.

Tabel 2 menyajikan matriks evaluasi antara model yang dilatih dan data pengujian. Hasil percobaan pengujian yang dilakukan Proposed Lumy ResNet50v2 mendapatkan hasil terbaik dari semua model arsitektur CNN yang diuji dengan akurasi 94.85%, presisi 94%, Recall 94%, dan F1 Score 95%. Kemudian diikuti oleh arsitektur NASNetMobile dengan nilai akurasi 92.65%, Xception dan ResNet50v2 dengan akurasi 91,18% dan VGG19 dengan akurasi sebesar 90,44%.

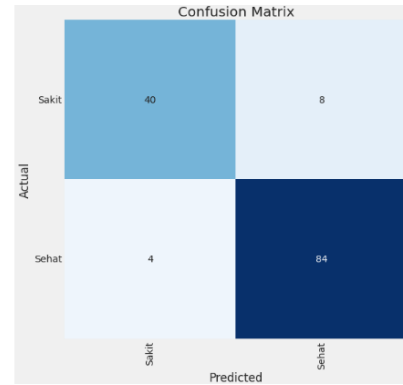
Tabel 2. Hasil Evaluasi Data Testing

No	Model	Accuracy (%)	F1-Score (%)	Precision (%)	Recall (%)
1	VGG19	88.27	93.43	0.2872	0.2224
2	Xception	96.06	93.43	0.1459	0.9343
3	NASNetMobile	97.16	94.89	0.2136	0.9489
4	ResNet50v2	99.73	96.35	0.0072	0.0854
5	Proposed Lumy ResNet50v2	98.81	97.81	0.0386	0.0701

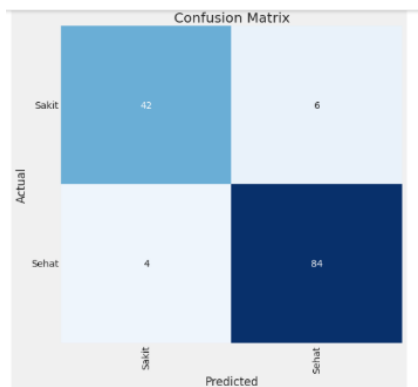
Evaluasi dari model yang telah didapatkan dengan menggunakan confusion matrix yang dapat dilihat pada Gambar 18, 19, 20, 21, dan 22. Setiap baris dari matrix menjelaskan kelas aktual dari data dan setiap kolom menjelaskan kelas prediksi dari data (atau sebaliknya). Confusion matrix yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari akurasi, Recall, F1 Score dan presisi.



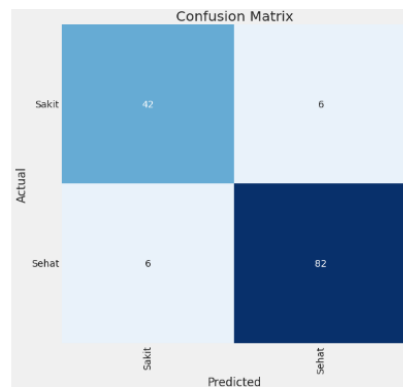
Gambar 18. Confusion matrix VGG19



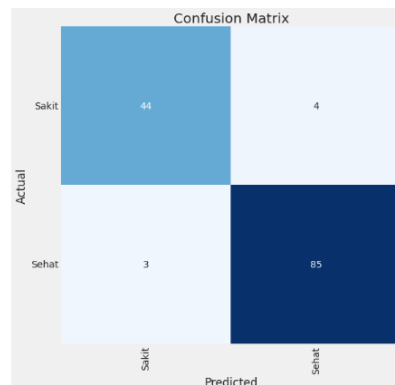
Gambar 19. Confusion matrix Xception



Gambar 20. Confusion matrix NASNetMobile



Gambar 21. Confusion matrix ResNet50v2



Gambar 22. Confusion matrix Proposed Lumy ResNet50v2

Gambar 18, 19, 20, 21, dan 22 menunjukkan hasil confusion matrix model arsitektur VGG19, Xception, NASNetMobile, ResNet50v2 dan Proposed Lumy ResNet50v2 dengan pengujian data. Dari 1364 sampel data yang diuji, tidak ada data yang salah klasifikasi. Semua data telah diklasifikasikan dengan benar seperti yang ditunjukkan pada Gambar 18 hingga 22. Nilai akurasi, presisi, recall, dan skor F1 dapat dilihat pada Tabel 2. Gambar 18 menunjukkan hasil confusion matrix model arsitektur VGG19. Gambar 19 menunjukkan hasil confusion matrix model arsitektur Xception. Gambar 20 menunjukkan hasil confusion matrix model arsitektur NASNetMobile. Gambar 21 menunjukkan hasil confusion matrix model arsitektur ResNet50v2. Gambar 22 menunjukkan hasil confusion matrix model arsitektur Proposed Lumy ResNet50v2.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, percobaan dilakukan dengan 1364 Gambar Sapi yang diambil Kaggle. Dataset berisi gambar dari dua kelas yaitu kelas sehat dan kelas sakit kulit lumpy. Setelah dilakukan evaluasi terhadap pengujian masing-masing model arsitektur CNN, arsitektur terbaik untuk klasifikasi penyakit kulit lumpy pada

sapi adalah Proposed Lumy ResNet50v2 dengan akurasi 94.85%, presisi 94%, Recall 94%, dan F1 Score 95%. Kemudian diikuti oleh arsitektur NASNetMobile dengan nilai akurasi 92.65%, Xception dan ResNet50v2 dengan akurasi 91,18% dan VGG19 dengan akurasi sebesar 90,44%. Penelitian ini terbatas hanya pada penyakit lumpy, sehingga selanjutnya model ini akan diperluas untuk mengidentifikasi penyakit kulit yang ada pada sapi atau hewan lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Adhianto, R. Andrian, and Y. Nuhriha Sari, "Comparative Analysis of Cow Disease Diagnosis Expert System using Bayesian Network and Dempster-Shafer Method," 2019. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [2] X. Roche, A. Rozstalnyy, D. TagoPacheco, A. Kamata, C. Pittiglio, D. B. Alcrudo, K. Bisht, S. Karki, J. Kayamori, F. Larfaoui, E. Raizman, S. VonDobschuetz, M. S. Dhingra, and K. Sumption. (2020). Introduction and spread of lumpy skin disease in South, East and Southeast Asia. In *Introduction and spread of lumpy skin disease in South, East and Southeast Asia*. FAO. <https://doi.org/10.4060/cb1892en>
- [3] N. S. Alkolifi Alenezi, "A Method of Skin Disease Detection Using Image Processing and Machine Learning," in *Procedia Computer Science*, 2019, vol. 163, pp. 85–92. doi: 10.1016/j.procs.2019.12.090.
- [4] S. Anam Alidrus, M. Aziz, O. Virgantara Putra, and U. Darussalam Gontor Jl Raya Siman KecSiman KabPonorogo, *Deteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*. 2021.
- [5] I. W. Prastika, E. Zuliarso, J. T. Lomba, J. No, and S. 50241, "Deteksi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Tensorflow Dengan Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Manajemen informatika & Sistem Informasi*, vol. 4, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/misi>
- [6] M. Amin Nurdin, R. Cahya Wihandika, and F. Utaminigrum, "Deteksi Pergerakan Arah Mata menggunakan Convolution Neural Network berdasarkan Facial Landmark," 2020. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [7] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and R. Arief, "Deteksi Penyakit pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network Detection of Potato Leaves Disease Using Image Processing with Convolutional Neural Network Methods".
- [8] M. Rahimzadeh and A. Attar, "A modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2," *Inform Med Unlocked*, vol. 19, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.imu.2020.100360.
- [9] Jalu Nusantara, Faldo Fajri Afrinanto, Wana Salam Labibah, Zamah Sari, and Yufis Azhar, "Detection of Covid-19 on X-Ray Image of Human Chest Using CNN and Transfer Learning," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 3, pp. 430–441, Jun. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i3.4118.
- [10] A. Fuadi *et al.*, "Perbandingan Arsitektur Mobilenet dan NasnetMobile untuk Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Kentang."
- [11] N. Hasan, S. Ibrahim, and A. Azlan, "Fish diseases detection using convolutional neural network (CNN)," *Int. J. Nonlinear Anal. Appl.*, vol. 13, pp. 2008–6822, 2022, doi: 10.22075/ijnaa.2022.5839.
- [12] G. Rai, A. Hussain, A. Kumar, and R. Nijhawan, "A Deep Learning Approach to Detect Lumpy Skin Disease in Cows," 2020.
- [13] A. Sallam, and A. E. B. Alawi. (2019). Mobile-based Intelligent Skin Diseases Diagnosis System. *2019 First International Conference of Intelligent Computing and Engineering (ICOICE)*.
- [14] N. Chintalapudi, G. Battineni, and F. Amenta, "Sentimental analysis of COVID-19 tweets using deep learning models," *Infect Dis Rep*, vol. 13, no. 2, Apr. 2021, doi: 10.3390/IDR13020032.
- [15] Mustika, Y. Ardila, A. Manuhutu, N. Ahmad, I. Hasbi, Guntoro, M. A. Manuhutu, M. Ridwan, Hozair, A. K. Wardhani, S. Alim, I. Romli, D. T. Octafian, U. U. Sufandi, and I. Ernawati. (2021). *Data Mining dan Aplikasinya*. Widina Bhakti Persada.
- [16] R. R. Saputro, A. Junaidi, and W. A. Saputra. (2022). Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Melanoma). *Data Institut Teknologi Telkom Purwokerto*, 2(1), 52–57.
- [17] P. N. Srinivasu, J. G. Sivasai, M. F. Ijaz, A. K Bhoi, W. Kim, and J. H. Kang. (2021). Classification of skin disease using deep learning neural networks with mobilenet v2 and lstm. *Sensors*, 21(8). <https://doi.org/10.3390/s21082852>