

Identifikasi Lumpy Skin Disease pada Ternak Sapi dengan Klasifikasi Citra menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Identification of Lumpy Skin Disease in Cattle with Image Classification using the Convolutional Neural Network Method

¹Thedjo Sentoso*, ²Fachri Ardiansyah, ³Virginia Tamuntuan, ⁴Sabda Sastra Wangsa, ⁵Kusrini, ⁶Kusnawi

^{1,2,3,4,5,6}S2 PJJ Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta

Jl. Ring Road Utara, Ngringin, Condongcatur, Depok, Sleman, DI Yogyakarta, Indonesia 55281

*e-mail: thedjos@students.amikom.ac.id

(received: 8 January 2024, revised: 26 April 2024, accepted: 4 May 2024)

Abstrak

Salah satu masalah yang sering dihadapi oleh peternak sapi salah satunya adalah terkait dengan penyakit pada ternak sapi dimana salah satu penyakit sapi yang tingkat penularannya sangat cepat adalah *Lumpy Skin Disease* (LSD). Saat ini untuk mengidentifikasi kesehatan ternak khususnya pada sapi ini masih sangat tergantung oleh pakar dan tentunya ini membutuhkan waktu sehingga mengakibatkan keterlambatan dalam pencegahan dan penanganan penyakit pada sapi khususnya penyakit LSD ini. Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk klasifikasi *image* atau citra gambar sapi apakah sapi tersebut dalam keadaan sehat atau *lumpy*. Adapun tahapan penelitian ini dimulai dari identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, penerapan algoritma, pengujian, serta hasil evaluasi *performance* dari algoritma terhadap data penyakit sapi. Pada penelitian ini, pengujian menggunakan tiga arsitektur untuk CNN yaitu VGG16, VGG19, dan ResNet50 Hasil dari percobaan tersebut menunjukkan bahwa VGG16 merupakan arsitektur yang paling efektif dibandingkan dengan VGG19 dan ResNet50, dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 95,31% dan nilai *loss* sebesar 0,1292, serta nilai akurasi pengujian model sebesar 96,88% dan nilai *loss* sebesar 0,102.

Kata kunci: Penyakit Sapi, *Lumpy Skin Disease*, *Convolutional Neural Network*.

Abstract

One of the problems often faced by cattle farmers is related to diseases in their cattle where one of the cattle diseases whose transmission rate is very fast is *Lumpy Skin Disease* (LSD). Currently, to identify the health of livestock, especially in cattle, is still very dependent on experts and of course this takes time, resulting in delays in the prevention and treatment of diseases in cattle, especially this LSD disease. The *Convolutional Neural Network* (CNN) algorithm is one of the algorithms can used for image classification of cows whether the cow is healthy or *Lumpy*. The stages of this research start from problem identification, literature study, data collection, algorithm implementation, testing, and performance evaluation results of the algorithm on cattle disease data. In this research, testing was conducted using three architectures for CNN: VGG16, VGG19, and ResNet50. The results of the experiment showed that VGG16 was the most effective architecture compared to VGG19 and ResNet50, with a training accuracy of 95.31% and a loss value of 0.1292, as well as a testing accuracy of 96.88% and a loss value of 0.102.

Keywords: Cattle Disease, *Lumpy Skin Disease*, *Convolutional Neural Network*.

1 Pendahuluan

Peternakan merupakan salah satu sektor agribisnis yang sangat menjanjikan, dimana sektor peternakan ini dapat membantu dalam tekanan perekonomian dan juga memenuhi kebutuhan gizi

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

manusia [1]. Diantara berbagai jenis hewan ternak yang banyak dipelihara atau ditenakkan oleh para peternak, salah satunya yaitu sapi. Sapi menempati posisi pertama sebagai komoditas unggulan, disusul oleh ayam di posisi kedua dan posisi ketiga kambing [2]. Ternak sapi memiliki sumber penghasilan yang banyak diantaranya, penghasil susu, daging, dan juga bisa menghasilkan pupuk kandang serta membantu pekerjaan di ladang [3]. Adapun yang sering menjadi penyebab kerugian pada peternakan sapi adalah penyakit pada sapi dimana salah satu penyakit sapi yang tingkat penularannya sangat cepat adalah *Lumpy Skin Disease* (LSD) [4].

LSD adalah penyakit virus endemic lintas batas di Seluruh Afrika. Tetapi tidak hanya di Afrika saja, penyebaran penyakit ini sudah sampai di India dan negara-negara Asia lainnya [5]. Seluruh ras sapi termasuk sapi muda maupun sapi tua rentan terhadap penyakit ini [6]. Penyakit ini disebabkan oleh Virus LSD dari genus *Capripox*, famili *Poxviridae*. Genus *Capripox* terdiri dari virus *Goat pox* (GP), virus *sheep pox* (SP) dan virus LSD. Virus LSD merupakan *double stranded deoxy-ribo nucleic acid* (DNA), mempunyai amplop lipid, bereplikasi pada sitoplasma dan mempunyai kemiripan yang tinggi hingga 96% dengan genom virus SP dan virus GP. Namun, virus ini tidak ditemukan pada kambing dan domba. Oleh karena itu, reaksi silang pada uji serologis sering terjadi. Virus ini terdiri dari 150 kilobase *pairs*, dengan diameter berkisar 230–260 nm [7]. Gejala pada LSD ditandai dengan munculnya nodul-nodul di badan sapi, mengalami demam, nafsu makan menurun dan terjadi penurunan berat badan. Gejala yang paling menonjol adalah Pembengkakan *Limfoglandula* dan terdapat nodul pada kulit yang menonjol di bawah kulit atau dibawah otot dengan diameter 2-5 cm, terdapat pada kepala, leher, punggung, abdomen, ekor dan bagian genital. Nodul menyebabkan nekrosis atau sitfats berupa lubang yang dalam [8]. Penularan LSD dari satu sapi ke sapi yang lain terjadi melewati beberapa jalur, yaitu kontak langsung antara sapi yang sehat dan sakit, Penularan oleh insekta (nyamuk, kutu, lalat kandang, dan lalat rumah), dan pakan dan air minum yang tercemar ludah sapi yang terinfeksi [9].

Terkait dengan gejala yang paling menonjol pada penyakit LSD diperlukan teknologi yang bisa mengolah gambar sapi dan dapat mendeteksi penyakit LSD. Dimana saat ini untuk mengidentifikasi kondisi Kesehatan ternak sapi tersebut masih sangat tergantung oleh pakar dan tentunya hal ini akan memerlukan waktu sehingga bisa terlambat dalam penanganan dan pencegahan penyakit LSD ini.

Teknik *Deep learning* menggunakan algoritma CNN sangatlah populer saat ini dan tentunya menampilkan hasil yang baik dan akurat dalam klasifikasi gambar [10]. CNN dapat menggambarkan konsep, teori dan arsitektur yang canggih. Manfaat penggunaan CNN yaitu antara lain: CNN adalah fitur pembagian bobot, yang mengurangi jumlah parameter jaringan yang dapat dilatih dan pada gilirannya membantu jaringan untuk meningkatkan generalisasi dan menghindari *overfitting*. Kemudian Secara bersamaan mempelajari lapisan ekstraksi fitur dan lapisan klasifikasi menyebabkan *output* model menjadi sangat terorganisir dan sangat bergantung pada fitur yang diekstraksi. Serta Implementasi jaringan skala besar jauh lebih mudah dengan CNN dibandingkan dengan jaringan saraf lainnya [11].

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi kondisi kesehatan ternak sapi dengan menggunakan klasifikasi image atau citra gambar sapi. Adapun klasifikasi citra gambar sapi dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan metode CNN. Sehingga manfaat dari penelitian ini dapat mendiagnosa kondisi dari ternak sapi apakah dalam kondisi sehat atau ada gejala penyakit LSD pada sapi secara cepat.

2 Tinjauan Literatur

Penelitian pertama dilakukan oleh [12] dalam mendeteksi penyakit kulit pada wajah manusia menggunakan CNN. Penelitian ini mendiagnosis tiga jenis penyakit kulit yaitu jerawat, eksim dan vitiligo. Berdasarkan gambar CNN, pengolahan, deteksi dan klasifikasi penyakit kulit disajikan. Untuk mengetahui jenis-jenis kulit penyakit, gambar set data harus melalui preprocessing, ekstraksi fitur, dan proses klasifikasi. evaluasi kinerja juga diterapkan dalam proyek ini seperti presisi, *recall* dan *F1-Score*. Hasil penilaian kinerja cukup baik karena diatas 90%.

Kemudian penelitian selanjutnya yang membahas tentang pengolahan citra untuk diagnosis penyakit sapi dengan penerapan *Artificial intelligence*. Gejala penyakit sapi yang dapat dilihat dengan mata telanjang terekam melalui kamera ponsel. Gejala yang diidentifikasi dengan palpasi dikumpulkan dengan teks dialog. Identifikasi kategori gejala dilakukan dengan komponen analisis

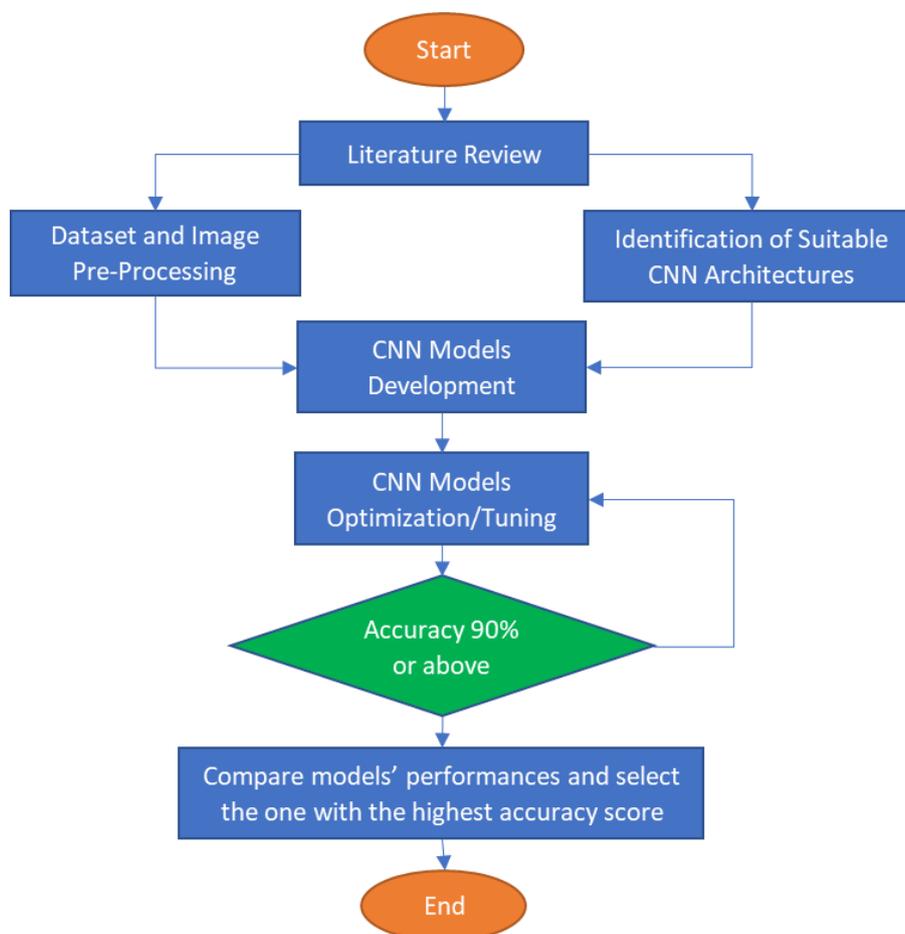
citra menggunakan algoritma CNN. Algoritma mengklasifikasikan gejala yang diinput dengan akurasi 95% [13].

Penelitian selanjutnya menjelaskan penggunaan pendekatan deep learning untuk mendeteksi penyakit sapi sangat baik. terbukti dengan capaian akurasi sebesar 92.5%. Penelitian ini menggunakan model arsitektur yang telah dilatih sebelumnya seperti VGG-16, VGG-19 dan Inception-v3 untuk ekstraksi fitur dan kemudian diikuti oleh beberapa pengklasifikasi [14].

Kemudian Penelitian terkait deteksi LSD pada suatu daerah yang mana Penanganan data yang tidak seimbang dilakukan dengan teknik pengambilan sampel menggunakan teknik *Random Under-sampling* dan *Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)*. Klasifikasi *Random Forest* dilatih pada data sampel untuk memprediksi kasus infeksi kental. Pengklasifikasi *Random Forest* bekerja sangat baik pada data *under-sampling* dan *oversampling*. Pengukuran *performance metrics* menunjukkan bahwa SMOTE memiliki skor lebih unggul 1-2% dibandingkan dengan penggunaan *Random Undersampling*. Selain itu, *Re-call rate* yang merupakan metrik yang ingin kami maksimalkan dalam mengidentifikasi kasus yang menggumpal, lebih unggul saat menggunakan SMOTE dan memiliki presisi yang sedikit lebih baik daripada *Random Undersampling* [15].

3 Metode Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan algoritma CNN untuk proses identifikasi penyakit LSD pada sapi. Berikut adalah metode penelitian yang kami lakukan seperti pada Gambar 1 :



Gambar 1. Metode penelitian identifikasi penyakit LSD pada sapi dengan CNN

A. Dataset & Preprocessing

Salah satu kontribusi kunci dari penelitian yang disajikan dalam makalah ini adalah pengembangan *dataset* [16]. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini adalah kumpulan dari gambar-gambar sapi yang mengidap LSD dan sapi sehat, yang diperoleh dari [17]. Adapun penggunaan *dataset* ini dilakukan agar penelitian ini dapat lebih fokus pada pemilihan arsitektur dari algoritma CNN yang dapat menghasilkan tingkat akurasi yang terbaik dan *loss* yang terendah berdasarkan percobaan yang dilakukan. Sehingga dapat ditentukan arsitektur algoritma CCN yang dapat digunakan untuk Identifikasi penyakit LSD pada Sapi. *Dataset* yang digunakan berjumlah 927 data gambar sapi yang terdiri dari 2 klasifikasi yaitu data gambar sapi yang sehat/ *Healthy Cow* sebanyak 515 gambar dengan contoh seperti pada Gambar 2 dan gambar sapi dengan penyakit LSD sebanyak 412 gambar dengan contoh seperti pada Gambar 3.



Gambar 2. Dataset Gambar Sapi Sehat / Healthy Cow



Gambar 3. Dataset Gambar Sapi dengan penyakit LSD

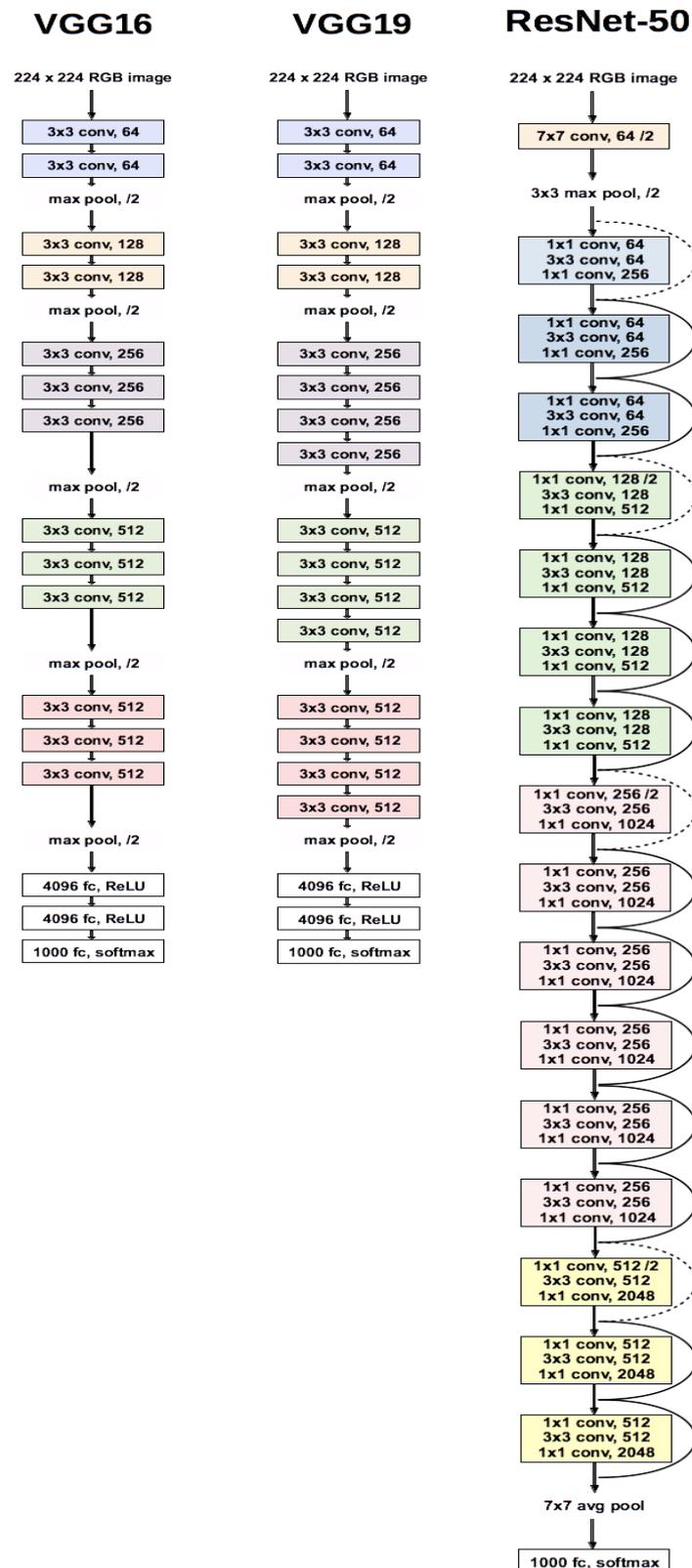
Dari *dataset* yang ada kemudian dilakukan *Image Preprocessing*. *Pre-processing* adalah salah satu langkah yang digunakan untuk mengolah *dataset* agar *mesin learning* dapat berjalan dengan baik. Langkah ini nantinya akan membuat data yang awalnya berbentuk gambar menjadi data berbentuk kumpulan *array* agar dapat dipelajari oleh mesin.

B. Identikasi Arsitektur CNN

CNN adalah pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis *Deep Neural Network* karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Dari sejumlah arsitektur CNN yang ada [18], dalam penelitian ini menggunakan arsitektur CNN VGG-16, VGG-19 dan ResNet-50 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.

Arsitektur VGG adalah Jaringan *Visual Geometry Group* (VGG) dengan 16 lapisan (VGG16) dan dengan 19 lapisan (VGG19) adalah dasar dari pengajuan VGG dalam ImageNet Challenge 2014, di mana tim VGG mengamankan lokasi pertama dan kedua pada *localization* dan *classification* masing-masing. Arsitektur VGG disusun dimulai dengan lima blok lapisan konvolusi diikuti oleh tiga lapisan yang terhubung sepenuhnya. *Convolutional layers* menggunakan 3 X 3 kernel dengan langkah 1 dan bantalan 1 untuk memastikan bahwa setiap peta aktivasi mempertahankan dimensi spasial yang sama dengan lapisan sebelumnya. Aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU) dilakukan tepat setelah setiap konvolusi dan operasi pengumpulan maksimum digunakan di akhir setiap blok untuk mengurangi *spatial dimension*. Dua lapisan yang terhubung penuh dengan 4096 unit yang diaktifkan ReLU kemudian digunakan sebelum 1000 lapisan softmax terakhir yang terhubung sepenuhnya. Kelemahan dari model VGG16 dan VGG19 adalah harganya lebih mahal untuk dievaluasi dan menggunakan banyak memori dan parameter. VGG16 memiliki sekitar 138 juta parameter dan VGG19 memiliki sekitar 143 juta parameter. Sebagian besar dari parameter ini (sekitar 100 juta) berada di lapisan pertama yang terhubung sepenuhnya, dan sejak ditemukan bahwa lapisan yang

terhubung sepenuhnya ini dapat dihapus tanpa penurunan kinerja, secara signifikan mengurangi jumlah parameter yang diperlukan.



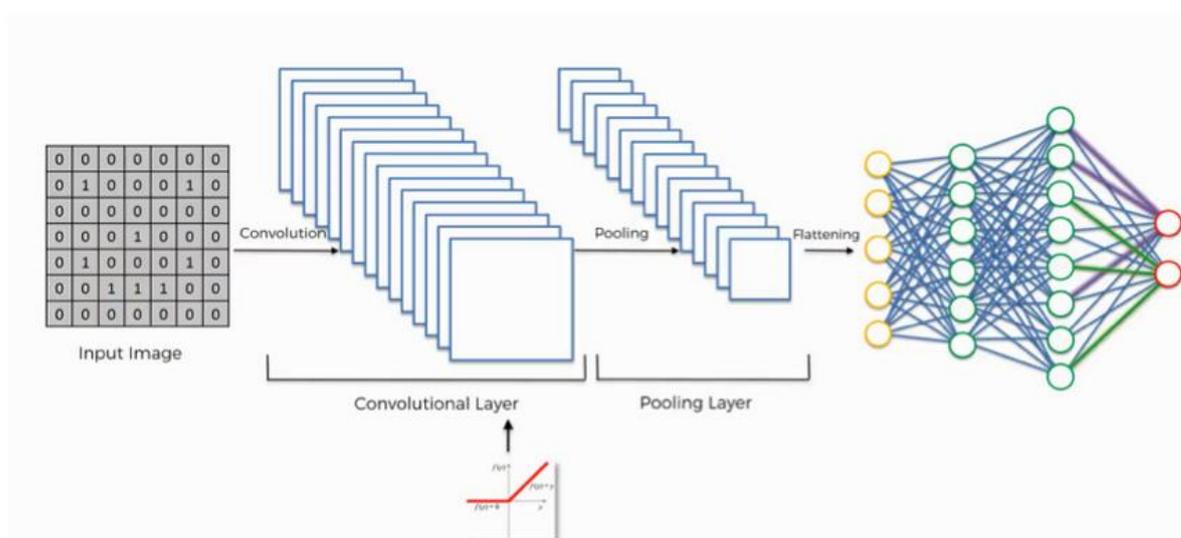
Gambar 4. Arsitektur CNN VGG16, VGG19 dan ResNet-50

Arsitektur *Residual Networks* (ResNet) adalah jaringan konvolusional yang dalam di mana ide dasarnya adalah melewati blok lapisan *convolutional* dengan menggunakan koneksi pintasan untuk

membentuk blok bernama blok residual. Blok sisa yang ditumpuk ini sangat meningkatkan efisiensi pelatihan dan sebagian besar menyelesaikan masalah degradasi yang ada di *Deep Network*. Dalam arsitektur ResNet-50, blok dasar mengikuti dua aturan desain sederhana: (i) untuk ukuran peta fitur keluaran yang sama, layer memiliki jumlah filter yang sama; dan (ii) jika ukuran peta fitur dibelah dua, jumlah filter menjadi dua kali lipat. *Down sampling* dilakukan langsung oleh *convolutional layer* yang memiliki langkah 2 dan normalisasi *batch* dilakukan tepat setelah setiap konvolusi dan sebelum aktivasi ReLU. Ketika *input* dan *output* memiliki dimensi yang sama, pintasan identitas digunakan. Saat dimensi bertambah, pintasan proyeksi digunakan untuk menyesuaikan dimensi 1 1 konvolusi. Dalam kedua kasus tersebut, saat pintasan melintasi peta fitur dengan dua ukuran, pintasan dilakukan dengan langkah 2. Jaringan diakhiri dengan 1.000 lapisan yang terhubung sepenuhnya dengan aktivasi softmax. Jumlah total lapisan berbobot adalah 50, dengan 23.534.592 parameter yang dapat dilatih.

C. CNN Model Development

CNN Model Development diproses dengan tahapan seperti pada Gambar 5. Adapun tahapan adalah dimulai dari proses data *input / dataset* kemudian dilakukan proses *convolution* yang menghasilkan *convolutional layer*, kemudian dari *convolutional layer* dilakukan proses *pooling* yang menghasilkan *pooling layer* dan terakhir adalah flattening dengan hasil akhir *full connection*.



Gambar 5. CNN Model Development

D. CNN Model Optimazation / Tuning

Model *Tuning/Optimization* adalah proses penyesuaian parameter dari model-model CNN yang telah dikembangkan sehingga dapat meningkatkan performa dari model-model tersebut. *Tuning* juga dilakukan apabila model yang telah dikembangkan *overfitting / underfitting*. Setelah dilakukan tuning dan performa dari model-model meningkat, akan dilakukan proses model selection atau pemilihan model dengan performa terbaik.

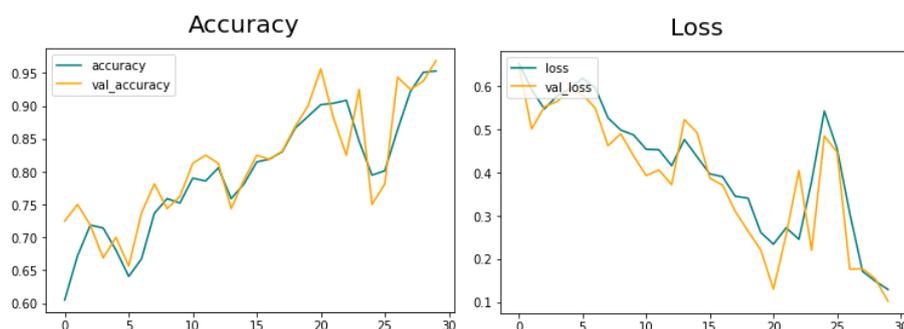
4 Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis keberadaan LSD pada sapi menggunakan CNN, kami menggunakan tiga arsitektur yang berbeda, yaitu VGG16, VGG19, dan ResNet50. Dari *dataset* yang didapat kemudian dilakukan *pre-processing* data seperti pada Gambar 6.



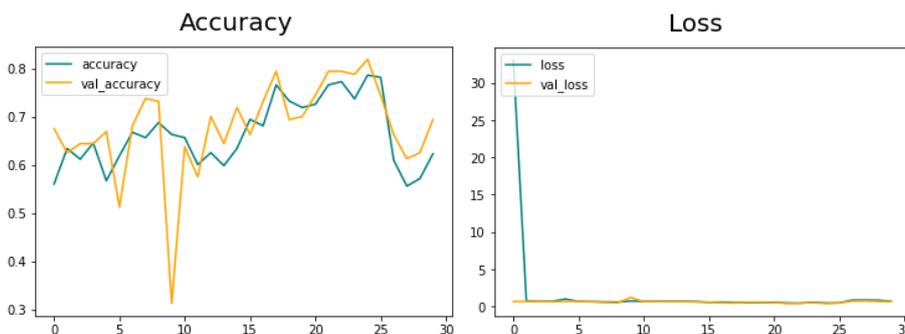
Gambar 6. Pre-processing Data LSD pada Sapi

Hasil penelitian dengan menggunakan VGG16 seperti yang terlihat pada Gambar 7, nilai akurasi pelatihan sebesar 95,31% dan nilai *loss* sebesar 0,1292. Sedangkan pada saat menguji model, nilai akurasi sebesar 96,88% dan nilai *loss* sebesar 0,102. Nilai akurasi yang tinggi pada kedua tahap tersebut menunjukkan bahwa model tersebut mampu dengan baik dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi. Selain itu, nilai *loss* yang rendah juga menunjukkan bahwa model tersebut dapat dengan baik dalam memprediksi keberadaan LSD pada sapi.



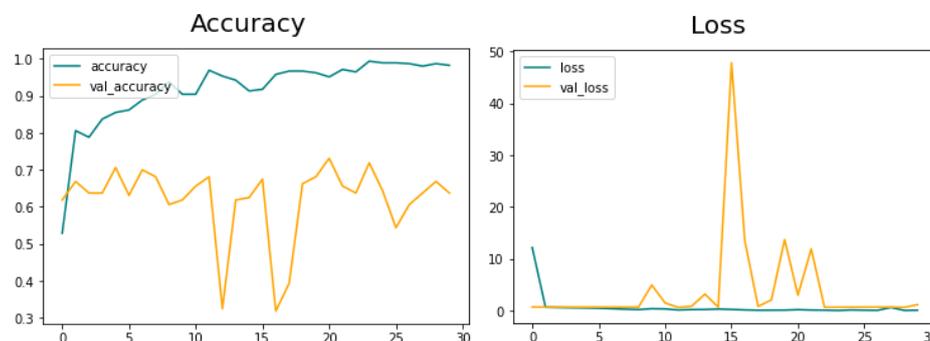
Gambar 7. Hasil proses data dengan menggunakan arsitektur CNN VGG16

Sedangkan pada penelitian dengan menggunakan arsitektur CNN VGG19 seperti pada Gambar 8, nilai akurasi pelatihan sebesar 62,28% dan nilai *loss* sebesar 0,6644. Sementara pada saat menguji model, nilai akurasi sebesar 69,38% dan nilai *loss* sebesar 0,6389. Sedangkan pada ResNet50, nilai akurasi pelatihan sebesar 98,21% dan nilai *loss* sebesar 0,0838. Namun pada saat menguji model, nilai akurasi sebesar 63,75% dan nilai *loss* sebesar 1,1524. Nilai akurasi yang rendah serta nilai *loss* yang tinggi pada kedua arsitektur tersebut menunjukkan bahwa kedua arsitektur tersebut kurang efektif dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi.

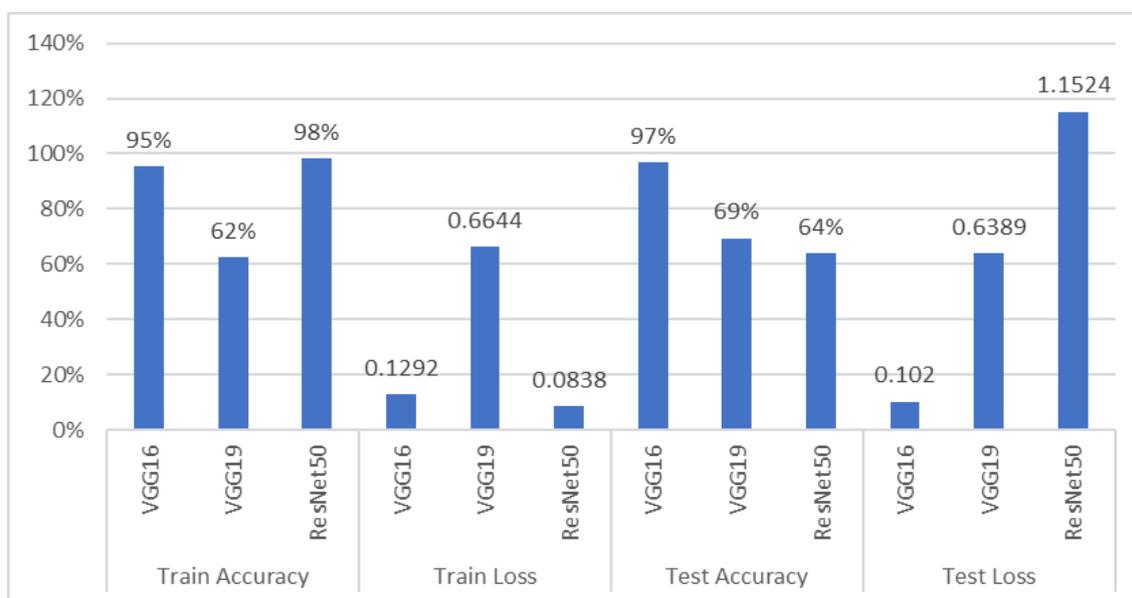


Gambar 8. Hasil proses data dengan menggunakan arsitektur CNN VGG19

Berbeda dengan hasil penelitian dengan menggunakan arsitektur CNN VGG16 dan VGG19, ResNet50 kurang efektif dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi. Seperti terlihat pada Gambar 9, VGG19 memiliki jumlah lapisan yang lebih banyak dibandingkan dengan VGG16, namun tidak terlalu efektif dalam meningkatkan akurasi. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh adanya *overfitting* pada model tersebut. Sedangkan ResNet50 memiliki jumlah lapisan yang lebih sedikit dibandingkan dengan VGG16 dan VGG19, namun tidak mampu menghasilkan nilai akurasi yang tinggi. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh adanya *underfitting* pada model tersebut



Gambar 9. Hasil proses data dengan menggunakan arsitektur CNN Restnet50



Gambar 10. Perbandingan hasil proses data LSD dengan menggunakan arsitektur algoritma CNN VGG16, VGG19 dan RestNet50

Seperti terlihat pada Gambar 10, hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa VGG16 merupakan arsitektur yang terbaik dibandingkan dengan VGG19 dan ResNet50. Hal ini dapat dilihat dari nilai akurasi dan *loss* pada saat melakukan pelatihan serta pada saat menguji model.

VGG16 mampu menghasilkan nilai akurasi yang tinggi pada kedua tahap tersebut karena arsitektur tersebut menggunakan banyak lapisan konvolusi dan lapisan *fully connected*. Hal ini membuat model tersebut mampu menangkap fitur-fitur yang lebih spesifik dari citra, sehingga mampu dengan baik dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi. Selain itu, VGG16 juga memiliki jumlah parameter yang cukup besar, sehingga model tersebut memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur-fitur yang lebih kompleks. Hal ini menjadikan VGG16 lebih efektif dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi dibandingkan dengan arsitektur lain.

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan untuk menganalisis keberadaan LSD pada sapi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN), terdapat tiga arsitektur yang digunakan yaitu VGG16, VGG19, dan ResNet50. Hasil dari percobaan tersebut menunjukkan bahwa VGG16 merupakan arsitektur yang paling efektif dibandingkan dengan VGG19 dan ResNet50, dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 95,31% dan nilai *loss* sebesar 0,1292, serta nilai akurasi pengujian model sebesar 96,88% dan nilai *loss* sebesar 0,102. Nilai akurasi yang tinggi pada kedua tahap tersebut, serta nilai *loss* yang rendah, menunjukkan bahwa VGG16 mampu dengan baik dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi. Berbeda dengan VGG16, VGG19 dan ResNet50 kurang efektif dalam mengidentifikasi keberadaan LSD pada sapi, hal ini disebabkan oleh adanya *overfitting* pada VGG19 dan tidak mampunya ResNet50 untuk mempelajari fitur-fitur yang lebih kompleks. Berdasarkan hasil tersebut, disarankan untuk menggunakan arsitektur VGG16 dalam menganalisis keberadaan LSD pada sapi menggunakan CNN. Disarankan juga untuk mencoba berbagai pilihan arsitektur lain dan membandingkan hasilnya untuk menentukan pilihan terbaik serta memperhatikan pemilihan arsitektur jaringan saraf tiruan dan jumlah *epoch* yang sesuai untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu agar hasil klasifikasi lebih akurat, disarankan untuk menggunakan data latih yang cukup banyak dan representatif serta melakukan validasi secara teratur untuk mengevaluasi performa model.

Ucapan Terima Kasih

Puji dan syukur kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmatnya, sehingga kami dapat menyelesaikan karya tulis ilmiah ini. Penulisan karya tulis ilmiah ini dilakukan dalam rangka untuk menyelesaikan tugas mata kuliah Data Science di kelas S2 PJJ Teknik Informatika di Universitas Amikom Yogyakarta. Kami menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, cukup sulit bagi kami untuk menyelesaikan karya tulis ilmiah ini. Oleh karena itu kami mengucapkan terimakasih kepada ibu Prof. Dr. Kusriani, M.Kom selaku Dosen Matakuliah Data Science Universitas Amikom Yogyakarta dan bapak Kusnawi, S.kom, M.Eng selaku Tutor Matakuliah Data Science Universitas Amikom Yogyakarta. Penulis menyadari bahwa dalam karya tulis ilmiah ini masih terdapat kekurangan, untuk itu diharapkan kritik dan saran yang membangun untuk dapat menyempurnakan karya tulis ilmiah ini. Akhir kata, penulis mengucapkan terima kasih dan semoga karya tulis ilmiah ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Referensi

- [1] A. Sugihandono, Kusriani, and H. A. Fatta, "Case Base Reasoning Sebagai Alat Bantu Diagnosis Penyakit Ternak Sapi menggunakan Sorenson Coeficient (Studi Kasus: Di Kabupaten Pati)," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 14, no. 2, pp. 31–42, 2019, doi: doi.org/10.35842/jtir.v14i2.285.
- [2] Z. S. Barly, F. F. Coastera, and M. Yusa, "Implementasi K-Means Clustering dan Cosine Similarity pada Case Base Reasoning untuk Diagnosis Penyakit Sapi," *Jurnal Pseudocode*, vol. 9, no. 2, pp. 88–94, 2022, doi: 10.33369/pseudocode.9.2.88-94.
- [3] J. H. Tomasoey and Y. Malelak, "Penerapan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) untuk Menentukan Penyakit pada Ternak Sapi Potong," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 2, pp. 66-72, 2018, doi: 10.52972/hoaq.vol10no2.p66-72.
- [4] O. Arjkumpa, M. Suwannaboon, M. Boonrawd, I. Punyawan, P. Laobannu, S. Yantaphan, A. Bungwai, V. Ponyium, N. Suwankitwat, P. Boonpornprasert, B. Nuansrichay, S. Kaewkalong, D. Ounpomma, W. Charoenlarp, N. Pamaranon, R. Prakotcheo, N. Buameetooop, V. Punyapornwithaya, and T. Songkasupa, "First Emergence of Lumpy Skin Disease in Cattle in Thailand," *Transboundary and Emerging Diseases*, no. 1-3, 2021, doi: doi.org/10.1111/tbed.14246.
- [5] T. Gupta, V. Patial, D. Bali, S. Angaria, M. Sharma, and R. Chahota, "A review: Lumpy skin disease and its emergence in India," *Vet Res Commun*, vol. 44, pp. 111-118, 2020, doi: 10.1007/s11259-020-09780-1.

- [6] G. Lu, J. Xie, J. Luo, R. Shao, K. Jia, and S. Li, "Lumpy skin disease outbreaks in China, since August 3, 2019," *Transboundary and Emerging Diseases*, vol. 68, no. 2, pp. 216-219, 2020, doi: doi.org/10.1111/tbed.13898.
- [7] 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.
- [8] D. Yustendi, S. Rahmazana, Yusuf, and E. Rosa, "Manajemen Pencegahan Penularan Penyakit Foot and Mouth Disease (FMD) dan Lumpy Skin Disease (LSD) di Puskesmas Baitussalam Kabupaten Aceh Besar," in *Prosiding SEMDI-UNAYA*, vol. 5, no. 1, pp. 164-172, 2022.
- [9] S. Anis, "Review Literatur: Penularan Virus Lumpy Skin Disease," *Repositori Publikasi Kementerian Pertanian*, 2022. [Online]. Available: <http://repository.pertanian.go.id/handle/123456789/16410>.
- [10] I. Mudzakir and T. Arifin, "Klasifikasi Penggunaan Masker dengan Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur MobileNetv2," *EXPERT*, vol. 12, no. 1, pp. 76-81, 2022, doi: 10.36448/expert.v12i1.2466.
- [11] L. Alzubaidi, J. Zhang, A. J. Humaidi, A. Dujaili, Y. Duan, O. A. Shamma, J. Santamaria, M. A. Fadhel, M. A. Amidie, and L. Farhan, "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *J Big Data*, vol. 8, no. 53, pp. 1-74, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [12] N. F. Mohamad and N. S. Suriani, "Skin Disease Classification using Convolutional Neural Network via Android Smartphone Application," *Evolution in Electrical and Electronic Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 125-135, 2022.
- [13] B. Lake, F. Getahun, and F. T. Teshome, "Application of Artificial Intelligence Algorithm in Image Processing for Cattle Disease Diagnosis," *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, vol. 14, no. 4, pp. 71-88, 2022, doi: 10.4236/jilsa.2022.144006.
- [14] G. Rai, Naveen, A. Hussain, A. Kumar, A. Ansari, and N. Khanduja, "A Deep Learning Approach to Detect Lumpy Skin Disease in Cows," *Computer Networks, Big Data and IoT*, vol. 66, pp. 369-377, 2021, doi: 10.1007/978-981-16-0965-7_30.
- [15] Suparyati, E. Utami, and A. H. Muhammad, "Applying Different Resampling Strategies In Random Forest Algorithm To Predict Lumpy Skin Disease," *Jurnal RESTI*, vol. 6, no. 4, pp. 555-562, 2022.
- [16] Kusrini, Suputa, A. Setyanto, and I. M. A. Agastya, "Data augmentation for automated pest classification in Mango farms," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 179, 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105842.
- [17] S. Agarwal, "Cow lumpy disease dataset," [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/shivamagarwal29/cow-lumpy-disease-dataset>, 2022.
- [18] M. M. Leonardo, T. J. Carvalho, E. Rezende, R. Zucchi, and F. A. Faria, "Deep Feature-Based Classifiers for Fruit Fly Identification (Diptera: Tephritidae)," in *Proceedings - 2018 31st SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*, pp. 41-47, 2018, doi: 10.1109/SIBGRAPI.2018.00012.