

## IDENTIFIKASI LUMPY SKIN DISEASE MENGGUNAKAN TENSORFLOW DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURON NETWORK

Nanda Safiq Alfiansyah, Yovi Litanianda

Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Ponorogo.

Jl. Budi Utomo No.10 Ponorogo, Jawa Timur Indonesia

nandasafiqalfiansyah@gmail.com

### ABSTRAK

Penyakit kulit Lumpy Skin Disease (LSD) telah menjadi ancaman serius bagi peternakan sapi di Kabupaten Ponorogo, terutama di kecamatan Sooko, Sampung, dan Pulung, yang dikategorikan sebagai daerah terjangkit dengan 49 sapi positif terkena LSD. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit ini pada hewan ternak menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur DenseNet121. CNN digunakan untuk mengklasifikasi gambar penyakit kulit pada hewan ternak, khususnya sapi yang terinfeksi LSD, dengan akurasi tinggi. Metode ini memanfaatkan koneksi rapat antarblok pada DenseNet121, di mana setiap lapisan menerima masukan dari seluruh lapisan sebelumnya untuk memperoleh representasi fitur yang mendalam. Model yang dikembangkan mencapai tingkat akurasi 80.21% melalui pelatihan intensif dengan TensorFlow sebagai framework utama, yang menawarkan keunggulan dalam komputasi tensor dan dukungan luas untuk pengembangan dan evaluasi model machine learning. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam efisiensi dan akurasi pengenalan penyakit kulit pada hewan ternak.

**Kata kunci :** Identifikasi, Lumpy Skin Disease, TensorFlow, Convolutional Neural Network, DenseNet121

### 1. PENDAHULUAN

Lumpy Skin Disease (LSD), yang juga dikenal sebagai Pseudo-urticaria, Neethling virus disease, exanthema nodularis Bovis, dan knopvelsiekte, merupakan penyakit pada sapi yang dicirikan oleh munculnya nodul-nodul kulit berukuran beragam di seluruh tubuh hewan yang terinfeksi [1].

Penyakit tersebut telah menjadi ancaman serius bagi peternakan sapi Kabupaten Ponorogo, khususnya kecamatan Sooko, Sampung, dan Pulung, dikategorikan sebagai daerah terjangkit dengan 49 sapi positif terkena LSD. Infeksi Penyakit ini ditandai dengan munculnya benjolan di tubuh sapi, demam, dan kehilangan nafsu makan, yang mengakibatkan penurunan berat badan ternak. Penyakit ini menyebar dengan cepat di antara kelompok sapi, Masa inkubasi biasanya antara 2 hingga 5 minggu, tetapi dalam uji coba, gejala demam muncul dalam 6-9 hari setelah inokulasi sementara nodul muncul dalam rentang 4 hingga 20 hari setelah inokulasi. Berdasarkan OIE, masa inkubasi LSD diukur selama 28 hari [2].

Penularan LSD antara sapi terjadi melalui beberapa cara, termasuk kontak langsung antara sapi sehat dan sapi yang terinfeksi, penyebaran oleh serangga seperti nyamuk, kutu, lalat kandang, dan lalat rumah, serta melalui pakan dan air minum yang terkontaminasi oleh air liur sapi yang terinfeksi [3]. Untuk mengatasi tanda-tanda utama penyakit Lumpy Skin Disease (LSD), dibutuhkan teknologi yang mampu memproses mengambil gambar sapi dan mendeteksi penyakit tersebut. Saat ini, identifikasi kondisi kesehatan sapi tetap sangat bergantung pada para ahli, yang memerlukan waktu lama dan dapat menyebabkan keterlambatan dalam penanganan penyakit serta pencegahan penyakit LSD.

Penggunaan algoritma CNN dalam teknik deep learning saat ini sangat diminati dan telah terbukti menghasilkan hasil yang akurat dalam mengklasifikasikan gambar. CNN merupakan representasi yang canggih dari konsep, teori, dan arsitektur dalam domain ini. Keunggulan penggunaan CNN meliputi penggunaan fitur pembagian bobot yang mengurangi jumlah parameter yang perlu dilatih, membantu jaringan dalam meningkatkan generalisasi dan menghindari overfitting. Selain itu, kemampuan CNN untuk mempelajari lapisan ekstraksi fitur dan lapisan klasifikasi secara bersamaan menghasilkan model yang terstruktur dengan baik, yang sangat bergantung pada fitur-fitur yang telah diekstraksi. Implementasi jaringan berskala besar juga lebih mudah dilakukan dengan CNN dibandingkan dengan jaringan saraf lainnya. [4].

Implementasi CNN dapat dilakukan menggunakan framework TensorFlow. Framework ini juga dipakai untuk eksperimen dalam deep learning, melakukan pelatihan model menggunakan dataset yang besar, dan membuat model siap untuk produksi [5].

Dengan demikian, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan kondisi kesehatan hewan ternak sapi melalui klasifikasi gambar sapi. Klasifikasi ini dilakukan dengan menerapkan metode CNN menggunakan kerangka kerja TensorFlow. Penelitian ini bermanfaat untuk mendiagnosis kondisi ternak sapi dengan cepat, Apakah dalam keadaan sehat atau menunjukkan tanda-tanda penyakit Lumpy Skin Disease (LSD).

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Kajian Penelitian terdahulu

Penelitian awal dilakukan oleh [6], untuk mengembangkan aplikasi seluler berbasis Android yang menggunakan jaringan saraf konvolusional untuk mendiagnosis penyakit kulit secara mudah, guna mengatasi keterbatasan metode konvensional Model yang digunakan adalah MobileNet V2, diimplementasikan dengan perpustakaan TensorFlow dan dilatih menggunakan 6318 foto dari sumber dermatologi publik. Fokus deteksi penyakit adalah jerawat, eksim, dan vitiligo. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi ini memiliki akurasi keseluruhan sebesar di atas 90%.

Penelitian berikutnya menunjukkan bahwa penerapan deep learning dalam deteksi penyakit pada sapi sangat berhasil, terbukti dengan tingkat akurasi mencapai 92,5%. Dalam penelitian ini, digunakan berbagai model arsitektur yang sudah terlatih sebelumnya seperti Vgg-16, Vgg-19, dan Inception-v3 untuk ekstraksi fitur, yang kemudian diikuti oleh beberapa pengklasifikasi. [7].

Penelitian berikutnya melibatkan serangkaian tahapan, dimulai dari identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, implementasi algoritma, pengujian, hingga evaluasi kinerja algoritma pada data penyakit sapi. Pengujian dilakukan dengan menggunakan tiga arsitektur Vgg16, Vgg19, dan ResNet50. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Vgg16 adalah arsitektur yang paling efektif dibandingkan dengan Vgg19 dan Resnet50, dengan akurasi pelatihan mencapai 95,31% dan nilai loss 0,1292, serta akurasi pengujian mencapai 96,88% dengan nilai loss 0,102 [8].

Penelitian ini membandingkan kinerja model CNN Vgg16 dan Densenet121 dalam mengidentifikasi jenis hewan. Dataset terdiri dari citra 10 jenis hewan, dengan total 14500 data. Dari jumlah tersebut, 10000 digunakan untuk pelatihan, 2500 untuk validasi, dan 2000 untuk pengujian. Kedua model dilatih selama 30 epoch. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Vgg16 mencapai tingkat akurasi 0,97, presisi 0,90, recall 0,90, dan F1 score 0,90, sedangkan DenseNet121 mencapai tingkat akurasi 0,98, presisi 0,95, recall 0,95, dan F1 score 0,95. Dari analisis ini, dapat disimpulkan bahwa Densenet121 memiliki kinerja yang lebih baik dalam mengklasifikasikan gambar jenis hewan dibandingkan dengan VGG16 [9].

Masalah yang dihadapi adalah kebutuhan untuk meningkatkan efektivitas dalam deteksi penyakit *Lumpy Skin Disease* (LSD) pada sapi. Solusi yang diusulkan adalah dengan menambahkan metode DenseNet121 dalam pembuktian, yang diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih baik dalam klasifikasi jenis hewan dan penyakit yang terkait.

### 2.2. Sapi

Sapi adalah hewan ternak yang sangat penting karena menyediakan daging, susu, tenaga kerja, dan berbagai kebutuhan lainnya. Sapi memenuhi sekitar

50% kebutuhan daging dunia, 95% kebutuhan susu, dan 85% kebutuhan kulit. Hewan ini termasuk dalam famili Bovidae, sama seperti bison, banteng, kerbau (Bubalus), kerbau Afrika (Syncerus), dan Ano [10].

### 2.3. Lumpy Skin Disease (LSD)

Lumpy skin disease (LSD) adalah penyakit viral akut pada sapi yang menyebabkan kerugian ekonomi signifikan. Gejala awal LSD meliputi demam tinggi, keluarnya air mata, dan pembesaran kelenjar getah bening yang bisa diraba. Setelah demam, beberapa nodul kulit dengan ukuran bervariasi muncul di berbagai bagian tubuh. Nodul ini dapat menutupi seluruh tubuh sapi, dan lesi juga dapat ditemukan di mulut, hidung, serta selaput lendir mata [1].

### 2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

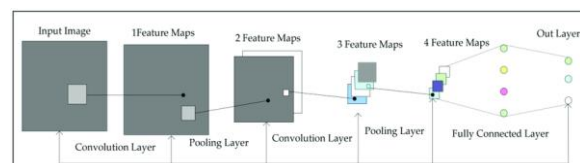
Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang sering digunakan untuk memproses data gambar. CNN sangat efektif dalam menganalisis dan memahami pola yang kompleks, serta dapat digunakan untuk mengenali objek dalam gambar. Teknik ini meniru cara manusia menciptakan persepsi visual, mirip dengan bagaimana mamalia membentuk gambar dan persepsi. Meskipun mirip dengan jaringan saraf tiruan pada umumnya, CNN memiliki neuron dengan bobot, bias, dan fungsi aktivasi [9].

### 2.5. TensorFlow

TensorFlow adalah sebuah framework sumber terbuka yang digunakan untuk mengembangkan dan melatih model machine learning. Dikembangkan oleh Google, TensorFlow menyediakan alat dan library yang komprehensif untuk membangun berbagai jenis model machine learning, termasuk neural network. Framework ini terkenal karena kemampuannya dalam komputasi numerik yang efisien menggunakan representasi data dalam bentuk tensor, serta dukungan untuk melatih model secara distribusi di berbagai platform seperti CPU, GPU, dan TPU.

### 2.6. Model Arsitektur Densenet121

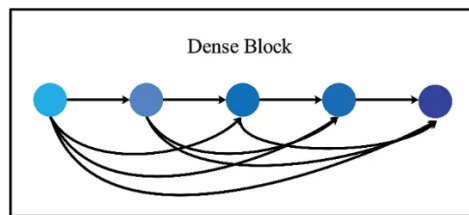
Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah DenseNet121. DenseNet121 adalah sebuah CNN yang menghubungkan semua keluaran dari satu lapisan dan menggunakan kembali keluaran tersebut sebagai masukan pada lapisan berikutnya. Arsitektur model DenseNet121 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Arsitektur DenseNet121

Setiap blok Dense terhubung dengan blok Dense berikutnya, sehingga memungkinkan blok Dense terakhir menggunakan keluaran dari blok Dense

pertama. Ilustrasi bagaimana blok Dense terus terhubung dapat dilihat pada Gambar 2.

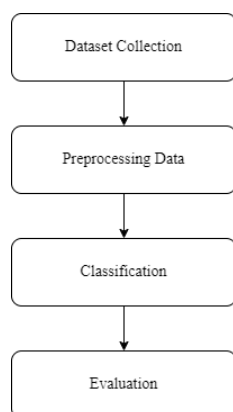


Gambar 2 Ilustrasi Struktur dense block

Dari gambar 2 di atas Setiap blok dalam DenseNet121 menerima input tidak hanya dari blok sebelumnya, tetapi juga dari semua blok sebelumnya. Hal ini memungkinkan informasi yang lebih kaya dan gradien yang lebih mudah untuk berpropagasi melalui jaringan.

### 3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, menggunakan TensorFlow dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi penyakit Lumpy Skin Disease (LSD) pada sapi. Untuk menjelajahi langkah-langkah penelitian, sebagaimana tergambar dalam gambar 3.



Gambar 3. Kerangka Penelitian

Gambar 3 menunjukkan kerangka penelitian yang dilakukan untuk mengidentifikasi penyakit *Lumpy Skin Disease* (LSD) pada sapi menggunakan algoritma CNN dengan penerapan metode TensorFlow. Kerangka penelitian ini terdiri dari empat tahapan: pengumpulan data (*dataset collection*), persiapan data sebelum diproses (*preprocessing data*), klasifikasi citra sapi (*classification*), dan evaluasi metode klasifikasi (*evaluation*). Penjelasan dari setiap tahapan dalam kerangka penelitian yang ditunjukkan pada Gambar 1 akan dijelaskan lebih lanjut sebagai berikut.

#### 3.1. Dataset Collection

*Dataset Collection* merupakan tahap penting dalam penelitian ini yang bertujuan untuk mengumpulkan data yang akan digunakan untuk

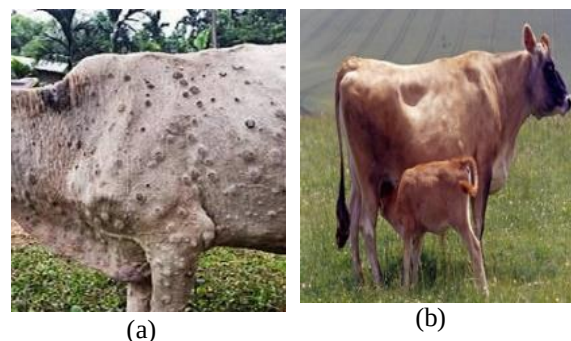
mendeteksi *Lumpy Skin Disease* (LSD). Dataset ini terdiri dari 324 gambar lumpy skin yang diperoleh dari Kaggle, serta 700 gambar normal skin yang merupakan bagian dari Dataset Lumpy Skin Images. Sebagai tambahan (*supervised learning*), di mana proses klasifikasi dilakukan menggunakan data yang sudah tersedia dan memiliki label untuk setiap kelasnya [11].

Table 1. Detail Dataset

| Sampel                    | Jumlah data | Sumber Data                                    |
|---------------------------|-------------|------------------------------------------------|
| <i>lumpy skin images</i>  | 324         | Kaggle<br>( <i>Lumpy Skin Images Dataset</i> ) |
| <i>normal skin images</i> | 700         |                                                |
| Total                     | 1024        |                                                |

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah kumpulan gambar yang disusun dalam struktur direktori, terbagi menjadi dua *subfolder lumpy skin* dan *normal skin* yang diunggah oleh chirag chauhan dan terakhir di rubah 4 Juni 2024. tujuan utama dari penyediaan dataset ini adalah untuk membantu penelitian dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi kulit *lumpy* dan *normal*.

Rincian data disajikan dalam Tabel 1, yang mencakup total keseluruhan data. Data yang telah diuraikan dapat ditemukan dalam tabel tersebut, yang merangkum keseluruhan dataset sebanyak 1024 sampel, Gambar 2 menampilkan contoh citra dari setiap kelas data yang digunakan.



Gambar 4. (a) Lumpy Skin (b) Normal Skin

Gambar 4 terdiri dari dua bagian: Gambar 4 (a) menunjukkan *Lumpy Skin Images*, sementara Gambar 4 (b) menampilkan *Normal Skin Images*. Gambar 4 (a) memperlihatkan kulit hewan yang terinfeksi dengan *Lumpy Skin Disease* (LSD), sebuah penyakit virus yang menyerang ternak, terutama sapi, dan menyebabkan lesi kulit berbentuk benjolan atau nodul [1]. Lesi-lesi ini biasanya keras, bulat, dan menonjol di permukaan kulit, dengan ukuran yang bervariasi dari beberapa milimeter hingga beberapa sentimeter.

Sebaliknya, Gambar 2 (b) menunjukkan kulit hewan yang sehat tanpa infeksi *Lumpy Skin Disease* atau penyakit kulit lainnya. Kulit pada gambar ini tampak halus dan rata, tanpa adanya benjolan atau lesi. Warna kulit konsisten dengan warna alami hewan, teksturnya lebih lembut dan elastis, serta tidak ada tanda-tanda lesi, kerak, ulserasi, atau pembengkakan.

### 3.2. Preprocces

Preprocessing data adalah langkah awal penting yang dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses klasifikasi [12]. Pada tahap persiapan data ini, langkah yang diambil adalah menetapkan jumlah data yang akan digunakan, yaitu sebanyak 1024 gambar yang terbagi ke dalam 2 kelas *Lumpy Skin Images* dan *Normal Skin Images*.

Table 2. Pembagian Datsahet

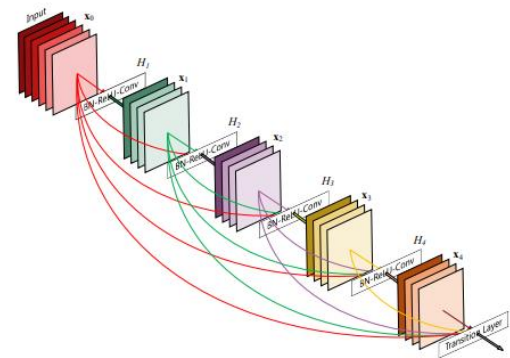
| Dataset                   | Data Training<br>80% | Data Testing<br>20% |
|---------------------------|----------------------|---------------------|
| <i>lumpy skin images</i>  | 259                  | 65                  |
| <i>normal skin images</i> | 560                  | 140                 |
| Total                     | 819                  | 205                 |

Pada tahap persiapan data selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian: 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Kategori *Lumpy Skin Images* terdiri dari 324 gambar, yang dibagi menjadi 259 gambar untuk data *training* dan 65 gambar untuk data testing. Sedangkan kategori *Normal Skin Images* terdiri dari 700 gambar, dengan 560 gambar untuk data training dan 140 gambar untuk data testing. Secara keseluruhan, terdapat 819 gambar yang digunakan untuk pelatihan dan 205 gambar untuk pengujian, menjadikan total dataset sebanyak 1024 gambar. Pembagian ini memastikan bahwa model memiliki cukup data untuk belajar dan diuji dengan proporsi yang memadai.

### 3.3. Classification

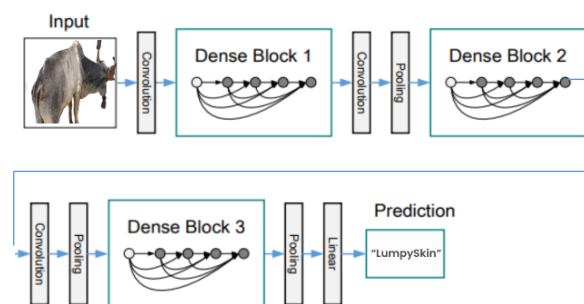
Klasifikasi gambar dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Algoritma CNN merupakan bagian dari metode supervised learning, yang berfungsi untuk mengidentifikasi gambar dengan cara melatih model menggunakan data gambar yang sudah ada dan menetapkan target pada variabel gambar tersebut.

Pada penelitian ini, model yang digunakan adalah DenseNet121, sebuah Convolutional Neural Network (CNN) dengan konektivitas padat. DenseNet121 menghubungkan setiap lapisan keluarannya ke semua lapisan berikutnya, menggunakan kembali keluaran tersebut sebagai masukan. Hal ini memperbaiki aliran informasi dan mengurangi jumlah parameter yang diperlukan. Arsitektur DenseNet121 terdiri dari beberapa blok padat yang dipisahkan oleh lapisan transisi [13]. Setiap blok padat menggabungkan keluaran dari semua lapisan sebelumnya. Struktur lengkapnya dapat dilihat pada gambar di bawah.



Gambar 5. Blok padat 5 lapis dengan tingkat  $k = 4$  pertumbuhan

Pada tahap pertama, gambar yang masuk diproses melalui lapisan konvolusi awal untuk menghasilkan peta fitur awal. Setelah itu, gambar masuk ke dalam Dense Block 1. Blok padat ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang saling terhubung secara padat, artinya setiap lapisan mengambil semua peta fitur dari lapisan sebelumnya sebagai masukan. Dalam contoh gambar di atas, digunakan blok padat 5 lapisan dengan tingkat pertumbuhan  $k = 4$ .



Gambar 6. DenseNet yang dalam dengan tiga blok dense.

Pada gambar di atas menjelaskan Setelah Dense Block 1, terdapat lapisan pooling yang digunakan untuk mengurangi dimensi peta fitur, mengurangi kompleksitas komputasi, dan membantu dalam ekstraksi fitur yang lebih penting. Peta fitur yang telah diperkecil kemudian dimasukkan ke dalam Dense Block 2, yang strukturnya mirip dengan Dense Block 1. Proses ini diulang lagi dengan pooling dan konvolusi sebelum gambar memasuki Dense Block 3. Setelah melalui semua blok padat dan lapisan pooling, peta fitur akhir diproses melalui lapisan linear untuk menghasilkan prediksi akhir, misalnya, identifikasi gambar sebagai "*Lumpy Skin*" (Penyakit *Lumpy Skin Disease*).

Penerapan model CNN ini menggunakan TensorFlow dan diproses melalui beberapa tahapan. Tahapan tersebut dimulai dari proses data input atau dataset. Kemudian, dilakukan proses konvolusi (convolution) yang menghasilkan lapisan konvolusi (convolutional layer). Setelah itu, dari lapisan

konvolusi dilakukan proses pooling yang menghasilkan lapisan pooling (pooling layer). Tahapan terakhir adalah flattening yang menghasilkan koneksi penuh (full connection) Hasil dari pelatihan model dapat dilihat pada Tabel 3.

Table 3. Model DenseNet121 yang diusulkan

| Layer                                | Output Shape         | Param   |
|--------------------------------------|----------------------|---------|
| conv2d_33 (Conv2D)                   | (None, 222, 222, 32) | 896     |
| max_pooling2d_32                     | (None, 111, 111, 32) | 0       |
| conv2d_34 (Conv2D)                   | (None, 109, 109, 64) | 18496   |
| max_pooling2d_33                     | (None, 54, 54, 64)   | 0       |
| conv2d_35 (Conv2D)                   | (None, 52, 52, 128)  | 73856   |
| max_pooling2d_34                     | (None, 26, 26, 128)  | 0       |
| conv2d_36 (Conv2D)                   | (None, 24, 24, 128)  | 147584  |
| max_pooling2d_35                     | (None, 12, 12, 128)  | 0       |
| flatten_8 (Flatten)                  | (None, 18432)        | 0       |
| dropout_7 (Dropout)                  | (None, 18432)        | 0       |
| dense_16 (Dense)                     | (None, 512)          | 9437696 |
| dense_17 (Dense)                     | (None, 2)            | 1026    |
| Total params: 9679554 (36.92 MB)     |                      |         |
| Trainable params: 9679554 (36.92 MB) |                      |         |
| Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)  |                      |         |

Model DenseNet121 dilatih dengan masukan berukuran (224, 224, 3), sesuai dengan format masukan yang digunakan dalam model yang telah dilatih dengan dataset ImageNet. Hal ini dilakukan agar seluruh sampel gambar dapat dimasukkan ke dalam model. Karena ada keterbatasan sumber daya, jumlah epoch yang digunakan dalam pelatihan adalah 10 agar waktu pelatihan tidak terlalu lama saat menggunakan platform Google Colab.

Tabel 3 menunjukkan arsitektur model DenseNet121 yang diusulkan untuk implementasi pada dataset gambar yang sudah dipreproses. Model ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusi untuk mengekstrak fitur dari gambar input, diikuti oleh lapisan flatten, dropout, dan dua lapisan dense untuk klasifikasi akhir. Model ini menggabungkan total 9.679.554 parameter, dengan sebagian besar parameter berada pada lapisan dense terakhir.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

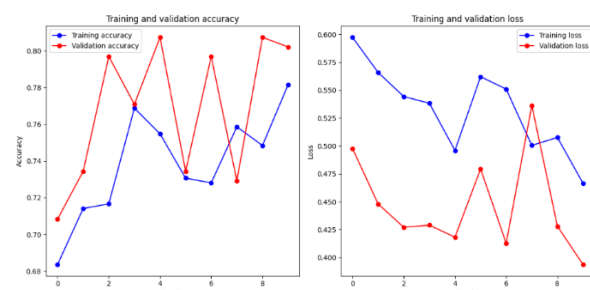
Epoch adalah proses pelatihan pada jaringan neural yang berlangsung hingga kembali ke tahap awal dalam satu siklus ketika seluruh dataset telah diproses. Dalam pelatihan data menggunakan model jaringan neural, hanya menggunakan satu epoch saja bisa terlalu besar dan membebani proses pelatihan pada dataset yang besar. Oleh karena itu, diperlukan pembagian data menjadi beberapa batch (ukuran batch). Dalam penelitian ini, digunakan 32 batch dan jumlah epoch ditentukan dengan menyesuaikan ukuran batch dengan jumlah sampel yang digunakan.

Proses klasifikasi ini dilakukan dengan menggunakan 1024 data citra kulit. Data ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk proses pelatihan model dan 20% untuk pengujian model. Detailnya, terdapat 259 citra "lumpy skin" yang terdiri dari 65 untuk pengujian, serta 560 citra "normal skin" dengan 140 untuk pengujian. Setiap epoch, pengujian dilakukan untuk memvalidasi performa model terhadap data pengujian, memastikan bahwa evaluasi dilakukan secara konsisten selama proses pelatihan. Langkah berikutnya adalah melatih citra daun kentang yang telah dibagi menggunakan model yang sudah disesuaikan. Hasil dari proses penyesuaian model dapat dilihat pada Tabel 4, yang menunjukkan peningkatan nilai akurasi dari epoch 1 hingga epoch 10 baik pada data pelatihan maupun data pengujian.

Table 4. Hasil dari fit model

| Epoch | Data Training |        | Data Testing |          |
|-------|---------------|--------|--------------|----------|
|       | Acc           | Loss   | Val Acc      | Val Loss |
| 1     | 0.5973        | 0.6836 | 0.4976       | 0.7083   |
| 2     | 0.5659        | 0.7141 | 0.4480       | 0.7344   |
| 3     | 0.5443        | 0.7166 | 0.4270       | 0.7969   |
| 4     | 0.5383        | 0.7687 | 0.4290       | 0.7708   |
| 5     | 0.4960        | 0.7548 | 0.4182       | 0.8073   |
| 6     | 0.5620        | 0.7306 | 0.4794       | 0.7344   |
| 7     | 0.5509        | 0.7281 | 0.4127       | 0.7969   |
| 8     | 0.5005        | 0.7586 | 0.5363       | 0.7292   |
| 9     | 0.5076        | 0.7484 | 0.4280       | 0.8073   |
| 10    | 0.4665        | 0.7814 | 0.3937       | 0.8021   |

Tabel di atas menampilkan evaluasi kinerja model selama 10 epoch. Pada setiap epoch, dicatat nilai loss dan akurasi pada data pelatihan, serta nilai loss dan akurasi pada data validasi. Fungsi loss digunakan untuk mengukur seberapa baik hasil terbaik diperoleh pada epoch ke-10 dengan val\_loss sebesar 0.3937 dan val\_accuracy mencapai 0.8021, menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam generalisasi pada data validasi. Hasil ini penting untuk memberikan wawasan terkait kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan citra dalam konteks aplikasi identifikasi objek atau klasifikasi visual lainnya.



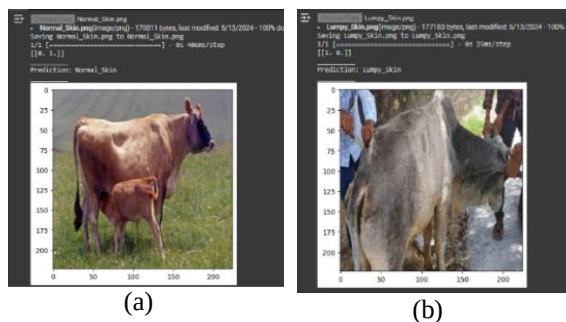
Gambar 7. Nilai Akurasi dan Nilai loss dari data training dan data testing

Grafik di atas menunjukkan hasil pelatihan model machine learning. Grafik kiri menampilkan akurasi pelatihan (garis biru) dan validasi (garis



merah) terhadap jumlah epoch. Terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat secara konsisten, sementara akurasi validasi fluktuatif, menunjukkan ketidakstabilan model dalam generalisasi.

Grafik kanan menampilkan nilai loss pelatihan (garis biru) dan validasi (garis merah) terhadap jumlah epoch. Nilai loss pelatihan menurun seiring bertambahnya epoch, menandakan model belajar dengan baik dari data pelatihan. Namun, nilai loss validasi juga fluktuatif, mengindikasikan adanya overfitting. Secara keseluruhan, meskipun model menunjukkan peningkatan performa pada data pelatihan, fluktuasi pada data validasi menunjukkan bahwa model perlu penyetelan lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuan generalisasi.



Gambar 8. (a) hasil uji model pada Lumpy Skin Images dan (b) hasil uji model pada Normal Skin Images.

Gambar 6 menunjukkan hasil uji model pada dua jenis gambar kulit sapi: (a) Lumpy Skin Images dan (b) Normal Skin Images. Pada Gambar 6 (a), model berhasil mengidentifikasi kulit sapi dengan Lumpy Skin Disease, ditandai dengan prediksi "Lumpy\_Skin". Gambar ini menunjukkan sapi dengan benjolan khas penyakit tersebut. Pada Gambar 6 (b), model mengidentifikasi kulit sapi yang normal dengan prediksi "Normal\_Skin". Gambar ini menunjukkan sapi dengan kulit yang halus tanpa tanda-tanda penyakit. Hasil uji ini menunjukkan bahwa model mampu membedakan antara kulit sapi yang sehat dan yang terinfeksi dengan baik, mendukung penggunaannya untuk deteksi dini penyakit kulit pada sapi.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menghadirkan sebuah implementasi yang menarik dalam penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur DenseNet121 untuk klasifikasi gambar kulit sapi antara yang sehat dan terinfeksi dengan penyakit Lumpy Skin Disease. Melalui dataset yang terdiri dari 1024 citra kulit sapi, pelatihan model dilakukan dengan baik dengan mencapai akurasi validasi sebesar 80.21% pada epoch ke-10.

Meskipun demikian, adanya fluktuasi pada data validasi juga menunjukkan adanya overfitting yang memerlukan perbaikan lebih lanjut untuk meningkatkan generalisasi model pada data yang

belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan demikian, model CNN dengan DenseNet121 menjanjikan dalam klasifikasi gambar kulit sapi, namun perlu penyetelan lanjutan untuk mengatasi overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi. Prospek pengembangan ke depan dapat meliputi penambahan teknik augmentasi data, eksplorasi arsitektur model yang berbeda, serta penyetelan hiperparameter untuk meningkatkan kinerja dan stabilitas model secara keseluruhan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Sameeh M., "Lumpy Skin Disease (Knopvelsiekte, Pseudo-Urticaria, Neethling Virus Disease, Exanthema Nodularis Bovis)," B. Jagadeesh, Ed., Cham: Springer International Publishing, pp. 309–326.
- [2] T. Eeva S. M. *et al.*, "Characterization of sheep pox virus vaccine for cattle against lumpy skin disease virus," *Antiviral Res.*, vol. 109, pp. 1–6, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.antiviral.2014.06.009.
- [3] A. Saiful, "Review Literatur : Penularan Virus Lumpy Skin Disease," Jul. 2022.
- [4] A. Laith *et al.*, "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *J. Big Data*, vol. 8, p. 53, Mar. 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [5] P. Muftah Afrizal and B. Hendra, "Analisis Performa dan Pengembangan Sistem Deteksi Ras Anjing pada Gambar dengan Menggunakan Pre-Trained CNN Model," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 4, pp. 341–348, Aug. 2018.
- [6] M. Nurul Fatimah and S. Nor Surayhani, "Skin Disease Classification using Convolutional Neural Network via Android Smartphone Application," *Evol. Electr. Electron. Eng.*, vol. 3, pp. 125–135, Jun. 2022.
- [7] R. Gaurav, H. Aquib, K. Amit, A. Akbar, and K. Namit, "A Deep Learning Approach to Detect Lumpy Skin Disease in Cows," P. A. Pasumpon, F. Xavier, and I. Syed Mohammed Shamsul, Eds., Singapore: Springer, pp. 369–377. doi: 10.1007/978-981-16-0965-7\_30.
- [8] S. Thedjo, A. Fachri, T. Virginia, W. Sabda Sastra, K. Kusri, and K. Kusnawi, "Identification of Lumpy Skin Disease in Cattle with Image Classification using the Convolutional Neural Network Method," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 13, pp. 864–873, May 2024, doi: 10.32520/stmsi.v13i3.2569.
- [9] K. Wahyu Wijaya, I. R. Rizal, and F. Adnan, "Analisis Perbandingan Model CNN VGG16 dan DenseNet121 Menggunakan Kerangka Kerja TensorFlow untuk Deteksi Jenis Hewan," *J. Tek. Komput.*, vol. 1, pp. 141–147, Jan. 2023, doi: 10.14710/jtk.v1i4.37009.
- [10] S. Swono, "SISTEM PAKAR DIAGNOSA PENYAKIT SAPI DENGAN METODE CERTAINTY FACTOR BERBASIS

- ANDROID,” *J. TIMES*, vol. 4, pp. 35–39, [Online]. Available: <https://ejournal.stmik-time.ac.id/index.php/jurnalTIMES/article/view/232>
- [11] I. Sarirotul and N. Agung, “Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, pp. 49–56, Aug. 2018, doi: 10.32528/justindo.v3i2.2254.
- [12] R. Abdul Jalil, S. Andi, and A. M. rudyanto, “Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, pp. 22–31, Mar. 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.263.
- [13] H. Gao, L. Zhuang, van der M. Laurens, and W. Kilian Q., “Densely Connected Convolutional Networks.” Jan. 2018. doi: 10.48550/arXiv.1608.06993.