

# Deteksi Penyakit Ayam berdasarkan Citra Feses dengan Model EfficientNetV2L

## *Chicken Disease Detection based on Fases Image using EfficientNetV2L Model*

<sup>1</sup>Ali Mustopa\*, <sup>2</sup>Agung Sasongko, <sup>3</sup>Hendri Mahmud Nawawi, <sup>4</sup>Siti Khotimatul Wildah, <sup>5</sup>Sarifah Agustiani

<sup>1</sup>Teknik Informatika Kampus Kota Pontianak, Fakultas Teknik dan Informatika, Univeristas Bina Sarana Informatika

<sup>2</sup>Sistem Informasi Kampus Kota Pontianak, Fakultas Teknik dan Informatika, Univeristas Bina Sarana Informatika

<sup>3</sup>Prodi Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Nusa Mandiri

<sup>4,5</sup>Teknologi Komputer, Fakultas Teknik dan Informatika, Univeristas Bina Sarana Informatika

<sup>1245</sup>Jalan Kramat Raya No.98, Kwitang, Kec. Senen, Kota Jakarta Pusat, DKI Jakarta

<sup>3</sup>Jalan Raya Jatiwaringin No.2, Cipinang Melayu, Kec. Makasar, Kota Jakarta Timur, DKI Jakarta

\*e-mail: [alimustopa.aop@bsi.ac.id](mailto:alimustopa.aop@bsi.ac.id)

(received: 30 Maret 2023, revised: 22 Mei 2023, accepted: 25 Mei 2023)

### Abstrak

Peternakan membutuhkan inovasi teknologi untuk meningkatkan produktivitas dan efisiensi. Ayam adalah hewan ternak yang memiliki prospek pasar yang baik. Namun, tidak semua peternak memahami tentang penyakit dan tanda-tanda ayam yang sakit. Pendeteksian penyakit pada ayam dapat dilakukan dengan berbagai metode, salah satunya adalah dengan melihat dari bentuk tinja yang dihasilkan ayam. Citra pada feses dapat dideteksi dengan menggunakan *machine learning*. *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk mempercepat prediksi penyakit. *Transfer learning* digunakan untuk memanfaatkan pengetahuan yang sudah dipelajari oleh model sebelumnya. Pada penelitian ini, kami mengusulkan model arsitektur CNN sendiri dan memaparkan penelitian dengan membangun sebuah model baru untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada ayam melalui fesesnya. Proses pelatihan model dilakukan dengan memasukkan data latih dan data validasi, jumlah *epoch*, dan objek *checkpoint* yang sudah dibuat. Tahap mengubah *hyperparameter* dilakukan untuk meningkatkan tingkat akurasi model. Penelitian dilakukan dengan menguji dataset yang didapatkan dari repositori kaggle yang memiliki citra *coccidiosis*, *salmonella*, *newcastle*, dan feses yang sehat. Pada hasil penelitian menunjukkan bahwa model usulan hanya mendapatkan akurasi sebesar 93% sedangkan untuk akurasi terbaik pada penelitian menggunakan model EfficientNerV2L dengan *optimizer RMSProp* yaitu 97%.

**Kata kunci:** Peternakan, Ayam, Citra feses, Convolutional Neural Network (CNN), Transfer learning.

### Abstract

*Livestock farming requires technological innovation to increase productivity and efficiency. Chickens are a livestock animal with good market prospects. However, not all farmers understand about chicken diseases and signs of sickness. Detection of chicken diseases can be done through various methods, one of which is by looking at the shape of the chicken's feces. Images in feces can be detected using machine learning. Convolutional Neural Networks (CNN) are used to speed up disease prediction. Transfer learning is used to leverage knowledge that has been learned by previous models. In this study, we propose our own CNN architecture model and present research by building a new model to detect and classify diseases in chickens through their feces. The model training process is carried out by inputting training data and validation data, the number of epochs, and the created checkpoint object. The hyperparameter tuning stage is carried out to increase the accuracy rate of the model. The research is conducted by testing datasets obtained from the Kaggle repository*

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

which has images of *coccidiosis*, *salmonella*, *Newcastle*, and *healthy feces*. The results of the study show that our proposed model only achieves an accuracy rate of 93%, while the best accuracy rate in the study is achieved by using the *EfficientNetV2L* model with the *RMSProp* optimizer, which is 97%.

**Keywords:** *Livestock*, *Chicken*, *Faecal imagery*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Transfer learning*.

## 1 Pendahuluan

Peternakan memerlukan inovasi teknologi untuk meningkatkan produktivitas dan efisiensi [1]. Ayam merupakan salah satu hewan ternak yang memiliki prospek pasar yang sangat baik untuk diterima di masyarakat [2]. Meski demikian, tidak semua peternak memahami tentang penyakit dan tanda-tanda ayam yang sakit sehingga akan sulit mendeteksinya. Penyakit yang sering terjadi pada ayam biasanya ditandai melalui feses dari ayam tersebut. Salah satu penyakit yang sering diderita pada ayam yaitu *Coccidiosis*, *Newcastle* dan *Salmonella* [3].

Pendeteksian penyakit pada ayam dapat dilakukan dengan berbagai metode salah satunya adalah melihat dari bentuk tinja yang dihasilkan ayam tersebut [4]. Pada kasus lain biasanya penyakit pada ayam yang terinfeksi melalui pakan yang diberikan oleh peternak. Hal ini tentunya akan mempengaruhi pencernaan pada ayam sehingga tanda penyakit dapat dilihat dari warna atau bentuk kotorannya [5]. Penelitian ini berfokus pada pendeteksian penyakit pada tinja ayam. Salah satu citra yang dihasilkan dari penyakit *Newcastle* adalah diare yang berwarna putih hijau [6], *coccidiosis* adalah feses yang berwarna coklat [7], *salmonella* adalah feses yang berwarna putih sedangkan untuk feses ayam yang sehat biasanya berwarna coklat atau hijau tua dengan tekstur padat dan konsistensi yang mudah hancur [8].

Citra pada feses untuk mendeteksi penyakit ayam dapat dideteksi dengan menggunakan machine learning. Machine learning menjadi tren dalam teknologi informasi yang masuk kedalam berbagai sektor salah satunya bidang peternakan. Penerapan machine learning pada bidang kesehatan bertujuan untuk mempercepat prediksi penyakit, sehingga dokter atau ahli kesehatan dapat segera mengambil tindakan atau penanganan yang diperlukan [9]. Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan *Convolution Neural Network (CNN)*.

*Convolutional Neural Networks (CNN)* memungkinkan komputer untuk memahami objek data yang diambil (ekstraksi fitur dan representasi) dengan tujuan melakukan klasifikasi, lokalisasi, dan pengenalan secara otomatis [10]. Penggunaan CNN dapat melakukan pemrosesan multi-layer sehingga prosesnya lebih cepat untuk mengoptimalkan fitur yang diekstraksi. Selain itu, penerapan CNN membutuhkan komputasi daya yang lebih sedikit. Pembelajaran ini telah digunakan untuk deteksi dini penyakit pada hewan [11]. Pada CNN terdapat transfer learning untuk memanfaatkan pengetahuan yang sudah dipelajari oleh model sebelumnya.

Transfer learning adalah teknik di pembelajaran mesin di mana model yang telah dilatih pada tugas tertentu. Pada transfer learning beberapa layer dari model asli yang telah dilatih diubah dan digunakan sebagai pengenalan fitur yang telah dipelajari, dan lapisan pengenalan fitur tersebut dapat dihubungkan dengan beberapa layer terakhir yang baru ditambahkan dan dilatih ulang untuk tugas yang berbeda [12]. Transfer learning membantu dalam mempercepat proses pelatihan model baru dan meningkatkan akurasi model baru [13]. Model pra-pelatihan paling dikenal dan umum yaitu VGG, Resnet, Inception, EfficientNet dan model yang lainnya [14]. Pada penelitian ini kami menggunakan model Transfer Learning dan mengusulkan model arsitektur CNN sendiri.

Pada paper ini kami memaparkan penelitian dengan membangun sebuah model baru untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada ayam melalui fesesnya. Penelitian dilakukan dengan menguji dataset yang didapatkan dari repositori kaggle yang memiliki citra yaitu 2476 citra *coccidiosis*, 2625 citra *salmonella*, 562 citra *Newcastle* dan 2404 citra feses yang sehat [15].

## 2 Tinjauan Literatur

Penelitian terdahulu telah dilakukan terkait deteksi penyakit ayam yang dilakukan oleh Hope Mbelwa, dkk[16] yang berjudul "Deep Convolutional Neural Network for Chicken Diseases Detection" dengan jumlah 3 kelas citra dimana citra tersebut yaitu sehat, *salmonella* dan *coccidiosis* yang mana peneliti mengusulkan arsitektur CNN yang memiliki akurasi sebesar 93,67%. Hasil

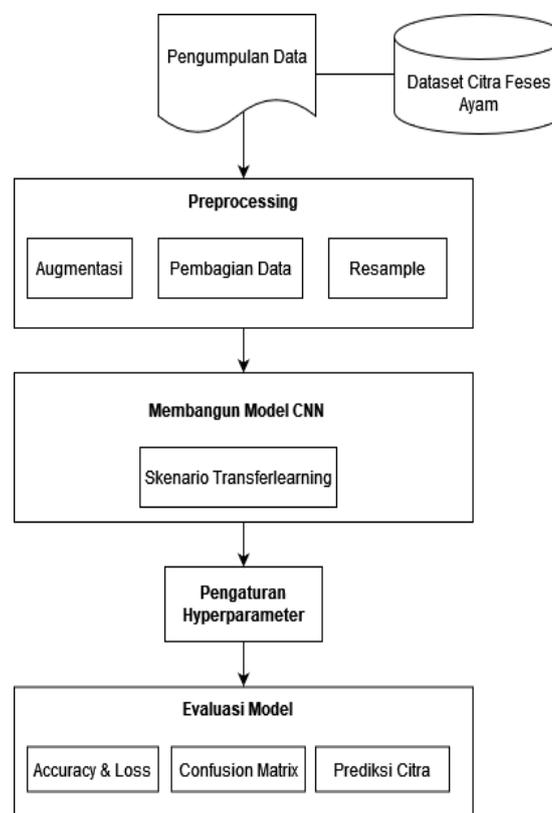
menunjukkan bahwa metode XceptionNet pra-pelatihan memiliki kinerja akurasi prediksi tertinggi 94%, dan dapat cocok untuk aplikasi deteksi penyakit ayam.

Penelitian lain dilakukan untuk kelenjar getah bening dengan EfficientNet yang dilakukan oleh Jun Wang, dkk[17] yang berjudul “Boosted efficientnet: Detection of lymph node metastases in breast cancer using convolutional neural networks” dengan membandingkan beberapa model transferlearning seperti EfficientNet, Resnet50 dan DensNet121. Hasil menunjukkan bahwa hasil dari EfficientNet lebih unggul dibanding metode lainnya dengan akurasi sebesar 97,96%.

Berdasarkan hasil penelitian terkait, kami ingin mengusulkan model CNN dengan Model arsitektur CNN yang diusulkan terdiri feature learning berjumlah 5 convolution layers dengan filter 16x16, 32x32, 64x64, 128x128 dan 256x256. Selain itu, kami melakukan fine tuning pada transferlearning seperti EfficientNetV2L, EfficientB7, MobileNetV2, Resnet50 dan VGG16 yang akan melatih bobot dari model sebelumnya. Hasil Eksperimen dilakukan dengan berbagai tahapan preprocessing sehingga dapat melihat mana model yang cocok mendeteksi penyakit ayam dari citra feses.

### 3 Metode Penelitian

Tahapan gambaran umum memberikan penjelasan alur yang dilakukan pada proses eksperimen yang dilakukan. Proses penentuan gambaran umum dilakukan dengan mempersiapkan data citra feses ayam yang diperoleh dari kaggle repository. Kemudian citra yang didapatkan dilakukan *preprocessing* agar data yang kita gunakan untuk eksperimen siap dilakukan. Setelah itu, eksperimen dilakukan dengan menggunakan model CNN yang diusulkan untuk prediksi penyakit ayam dari citra feses ayam sehingga menghasilkan model CNN dengan evaluasi yang terbaik. Secara garis besar metode penelitian dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

#### 3.1. Dataset Penelitian

Pada tahapan ini adalah langkah awal dalam melakukan penelitian, di mana dilakukan pemilihan dan pengumpulan data yang akan digunakan untuk analisis dan penelitian selanjutnya. Data yang dikumpulkan harus diperiksa kebenarannya dan keandalannya agar dapat digunakan secara

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

efektif dalam analisis dan penelitian. Dataset yang digunakan diambil dari repositori Kaggle [15] dengan jumlah total citra sebanyak 8.046 yang dibagi menjadi empat kategori.

### 3.2. Preprocessing

Pada tahapan preprocessing data merupakan tahapan implementasi CNN. Pada tahapan ini dimaksudkan untuk mempersiapkan data yang akan dijadikan penelitian dapat diproses dengan baik[18].

#### 1. Augmentasi Citra

Tahapan augmentasi citra dilakukan untuk mendapatkan citra tambahan. Proses ini dilakukan penelitian karena ketidakseimbangan (*imbalance*) citra terutama pada citra *Newcastle* yang jumlahnya lebih sedikit dibandingkan citra lainnya.

#### 2. Pembagian Data

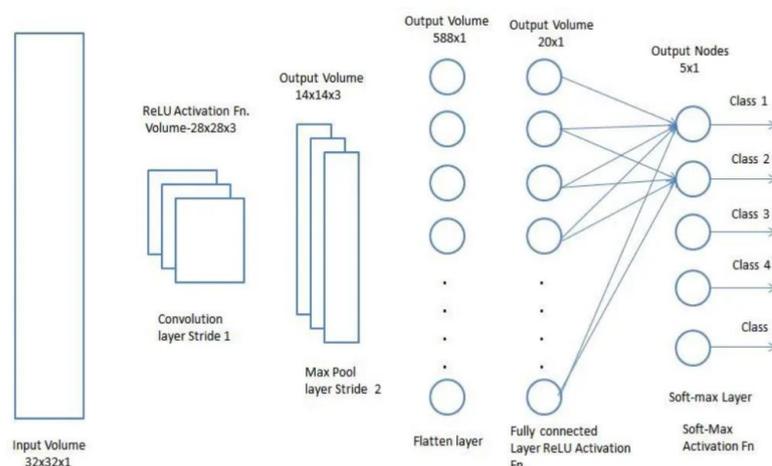
Tahapan pembagian data dilakukan dalam proses penerapan pada algoritma pembelajaran yang digunakan. Dalam proses tersebut tentunya pada saat pembagian data memiliki peranan untuk proses pembelajaran model dengan dilakukannya ujicoba (*tes*) pada data untuk membuktikan keakuratan serta performa model yang digunakan. Pada penelitian dilakukan dengan membagi data citra dengan perbandingan 8:1:1 dimana 8 untuk *train*, 1 *testing* dan 1 validasi.

#### 3. Resample

Resampling citra adalah proses mengubah ukuran atau resolusi citra dengan cara memilih kembali titik-titik sampel dari citra asli dan mengekstrapolasinya untuk menghasilkan citra yang lebih besar atau lebih kecil. Fungsi dari *resampling* citra adalah untuk memperbaiki kualitas dan ukuran citra, serta untuk mengoptimalkan penggunaan memori dan kecepatan pengolahan komputer. Pada penelitian ini dilakukan jumlah sampel diatur dengan jumlah 500 citra perkelas sehingga tidak ada *imbalance class* yang dilakukan *training* maupun *testing*. Selain itu, ukuran citra yang dilakukan ujicoba berukuran 224x224 piksel.

### 3.3. Skenario Transfer Learning

Pada tahapan ini dilakukan percobaan untuk menguji model CNN yang tepat dengan mempertimbangkan tahapan pemilihan model dan menggunakan arsitekturnya. Dengan tahapan model CNN terdapat beberapa skenario yang diusulkan dalam pembuatan model CNN. pada penelitian ini untuk mengolah dan memprediksi citra feses ayam. Skenario eksperimen yang akan dibangun yakni berjumlah 4 skenario antara lain skenario membangun *fully connected layer (classification)*, membangun arsitektur *transfer learning* sebagai *feature learning*-nya, mengubah *hyperparameter* berupa mengubah *dropout & optimizer* dan melakukan evaluasi terhadap arsitektur *transfer learning*. Pada penelitian ini skenario yang dipilih menggunakan *transfer learning*.



Gambar 2. Arsitektur CNN Transfer Learning [19]

### 3.4. Pengaturan Hyperparameter

Tahap mengubah *hyperparameter* ini akan dilakukan apabila sudah diketahui arsitektur *transfer learning* yang mempunyai tingkat akurasi tertinggi pada tahap sebelumnya. *Hyperparameter* yang akan diubah yakni *dropout* dan *optimizer*. Untuk *hyperparameter dropout* akan dibuat skenario untuk membandingkan antara arsitektur asli dari *transfer learning* yang mempunyai tingkat akurasi tertinggi dengan arsitektur yang diubah bobot *dropout* nya dan tanpa menggunakan *dropout*. Dan untuk *hyperparameter optimizer* akan dibuat skenario mengubah *optimizer* dari *transfer learning* yang mempunyai tingkat akurasi tertinggi dengan yakni *optimizer RMSprop* dengan *optimizer Adam*, *Adagrad*, *Adadelata* dan *SGD*.

### 3.5. Training Model

Proses pelatihan model dimana penelitian dilakukan dengan memasukkan data latih dan data validasi, jumlah *epoch*, dan objek *checkpoint* yang sudah dibuat. *Checkpoint* dilakukan untuk memasukkan *Model Checkpoint* yang merupakan sebuah *class callback* dalam keras yang bertujuan untuk menyimpan model terbaik saat pelatihan. Penyimpanan model terbaik disimpan dalam format \*.h5 untuk memuat dan menyimpan bobot (*weights*) model terbaik.

### 3.6. Evaluasi Model

Setelah mendapatkan arsitektur *transfer learning* yang paling optimal dan mempunyai akurasi tertinggi selanjutnya akan dilakukan tahap evaluasi menggunakan matriks performasi. Serta akan dilakukan memprediksi citra dengan menggunakan data testing, dan terakhir akan dilakukan perbandingan tingkat akurasi antara penelitian yang sudah dilakukan dengan penelitian yang sudah dilakukan oleh peneliti lain. Setelah eksperimen dilakukan, tahap selanjutnya adalah melihat hasil performasi dari eksperimen tersebut, maka diperlukan matriks performasi untuk mengevaluasi eksperimen yang telah dilakukan. Metriks performasi yang akan dipakai pada penelitian ini adalah grafik *accuracy*, *loss* dan *confusion matrix*.

## 4 Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian menampilkan pemaparan mengenai model selection serta pengujian dari model CNN yang diusulkan berdasarkan metode penelitian yang telah dirancang pada metodologi penelitian. Dari hasil pengujian yang telah didapatkan, selanjutnya diberikan pembahasan dan analisis dari setiap pengujian yang dilakukan dengan tujuan untuk mendapatkan hasil dari penelitian, sehingga mendapatkan kesimpulan yang diberikan pada pembahasan selanjutnya.

#### a. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan penelitian ini bersumber dari dataset publik kaggle.com di link <https://www.kaggle.com/allandclive/chicken-disease-1> dengan jumlah 8.067 Citra. Citra ini merupakan kumpulan data diagnostik penyakit unggas beranotasi untuk peternak unggas skala kecil hingga menengah yang dijelaskan dari citra feses ayam. Citra yang dihasilkan memiliki kelas *coccidiosis*, *newcastle*, *salmonella* dan *healty* dengan ukuran citra sebesar 224x224 piksel.

Tabel 1. Dataset Citra

Nama Kelas	Hasil Citra	Jumlah
<i>Coccidiosis</i>		2476
<i>Healty</i>		2404

Newcastle		562
Salmonella		2625

b. *Pre Processing*

Pada Tahap Pre processing tehnik augmentasi digunakan dengan tujuan agar untuk memperbesar ukuran kelas minoritas guna mengoptimalkan performa model dan menghindari *overfitting*. Selain itu, augmentasi tidak mempengaruhi distribusi label dataset asli dan meningkatkan *variance*.

Proses augmentasi citra ini dilakukan dengan *rotation\_range=45*, *sheare\_range=0.2*, *horizontal\_flip= true*, *fill\_mode = nearest*. Hasil augmentasi citra bisa dilihat pada Gambar 3.

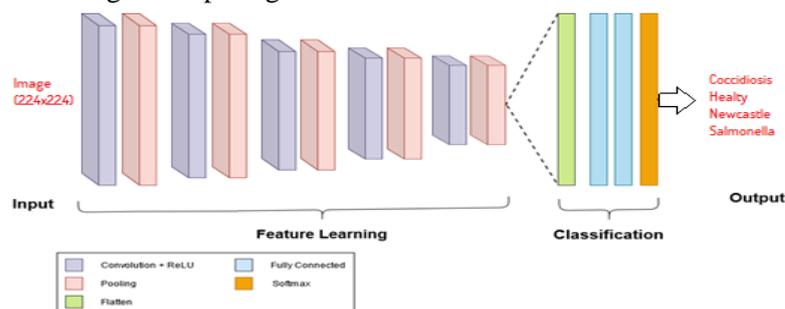


**Gambar 3. Hasil Augmentasi Citra**

Pada Gambar 3 dapat dilihat hasil augmentasi citra dimana setiap citra sudah memiliki label, berdasarkan pengaturan citra tersebut nantinya akan dipilih secara acak untuk dilakukan augmentasi sesuai dengan label dan nilai augmentasi yang ditentukan.

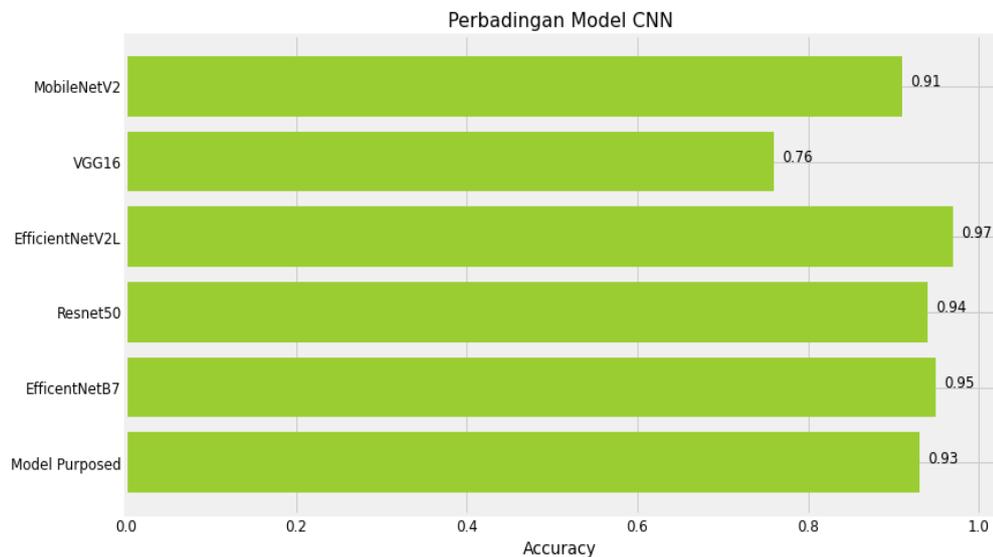
c. *Model CNN Transfer Learning*

Pada tahap ini model CNN digunakan untuk melakukan pengujian terhadap dataset dimana setiap citra dibandingkan untuk mendapatkan akurasi terbaik, Citra yang diuji akan dibandingkan dengan citra yang ada pada data *training* untuk diklasifikasikan berdasarkan tingkat kemiripan berdasarkan karakter yang sudah ditentukan apakah *Coccidiosis*, *Healthy*, *Newcastle* atau *Salmonella*. Jika di analogikan seperti gambar 4.



**Gambar 4. Model CNN Transfer Learning**

Tahap selanjutnya membandingkan model usulan yang dibuat dengan model *transfer learning*. Pada penelitian ini model CNN yang dipilih diantaranya *mobileNetV2*, *VGG16*, *EfficientNetV2L*, *Resnet50*, *EfficientNet87* dan *Model purposed*. Nilai yang dihasilkan dari pengujian dengan CNN *Transfer Learning* tersebut pada Gambar 5.

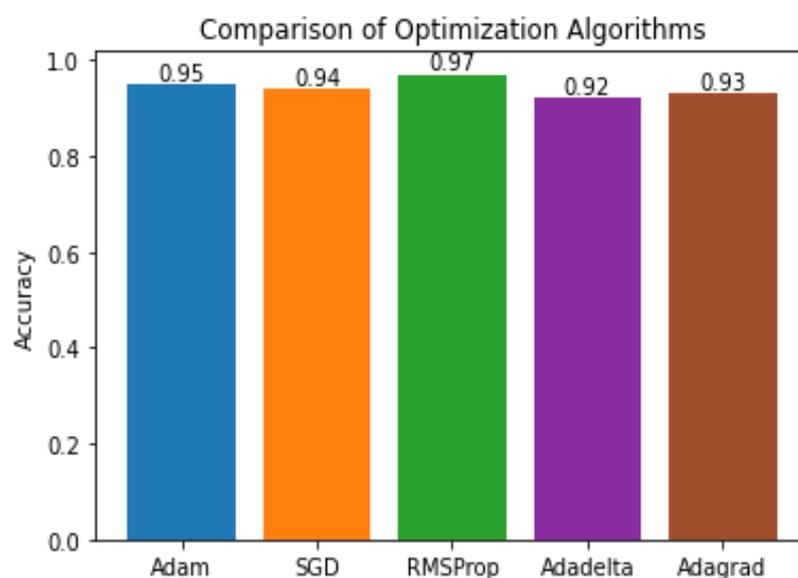


**Gambar 5. Hasil Pengujian Model CNN dengan *Transfer Learning***

Gambar 5 menunjukkan bahwa model *EfficientNetV2L* lebih baik daripada model CNN *transfer learning* lainnya yang diujikan dengan nilai akurasi sebesar 0,97 dan paling rendah adalah VGG16 dengan nilai akurasi sebesar 0,76.

d. Pengaturan *Hyperparameter*

Pengaturan *hyperparameter* digunakan untuk menguji parameter paling baik dengan melihat nilai akurasi yang dihasilkan dari parameter-parameter yang digunakan pada model CNN, pada penelitian ini *hyperparameter optimizer* akan dibuat skenario mengubah *optimizer* dari *transfer learning hyperparameter* yang diuji pada penelitian ini diantaranya *optimizer RMSprop*, *optimizer Adam*, *Adagrad*, *Adadelata* dan *SGD*. Hasil dari masing-masing *optimizer* pada Gambar 6.



**Gambar 6. Hasil Pengujian Model CNN dengan *Hyperparameter***

Nilai yang dihasilkan dari pengujian model CNN dan *hyperparameter* pada Gambar 6 didapatkan kesimpulan bahwa *hyperparameter optimizer* RMSProp lebih baik daripada parameter-parameter lainnya yang diujikan dengan nilai akurasi 0,97 dan paling rendah adalah *hyperparameter optimizer* Adadelta dengan nilai akurasi sebesar 0,92.

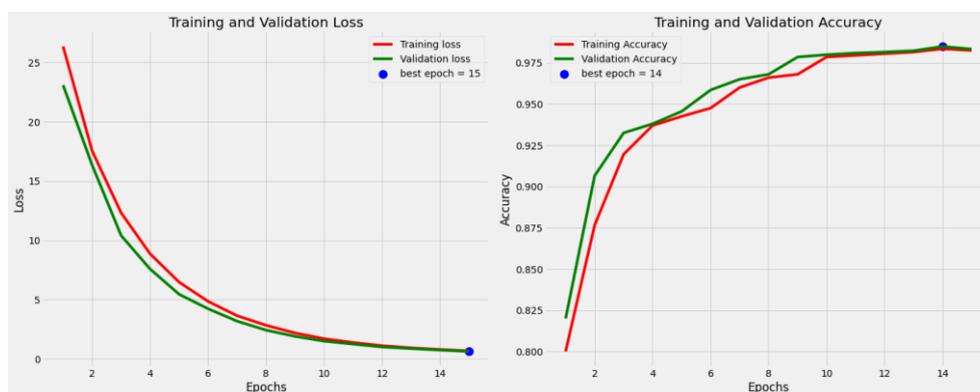
e. Evaluasi Model

1. Akurasi dan Loss

**Tabel 2. Hasil Pengolahan Citra dengan Model CNN**

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>support</i>
<i>Coccidiosis</i>	0,9917	0,9597	0,9754	124
<i>Healty</i>	0,9531	0,9760	0,9644	125
<i>Newcastle</i>	0,9333	1.0000	0,9655	28
<i>Salmonella</i>	0,9840	0,9762	0,9801	126
<i>Accuracy</i>			0,9727	403
<i>Macro avg</i>	0,9655	0,9780	0,9714	403
<i>Weight avg</i>	0,9733	0,9727	0,9728	403

Pada tabel 2 nilai akurasi yang didapatkan dari dataset prediksi penyakit ayam berdasarkan citra feses dengan menggunakan model CNN dan optimasi *RMSProp* memiliki nilai akurasi 0,9727. Grafik akurasi dan *loss* berdasarkan hasil pengolahan data *training* dan data *testing* pada Gambar 7.

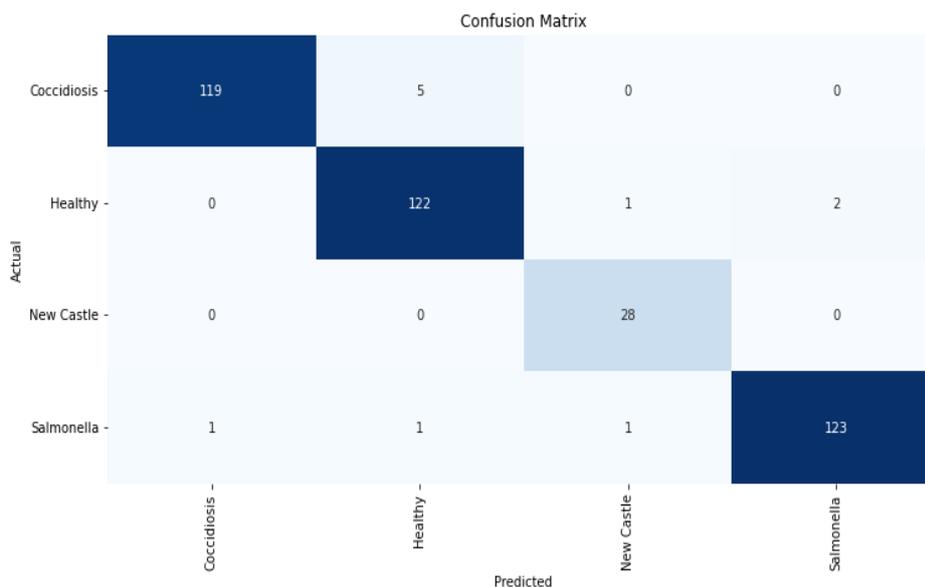


**Gambar 7. Hasil Grafik Accuracy dan Loss**

Berdasarkan grafik pada Gambar 7, disimpulkan bahwa nilai akurasi pada setiap *epoch* pada data latih atau data train rata-rata mengalami kenaikan yang cukup stabil mulai dari *epoch* pertama dengan nilai akurasi sebesar 0.8022 hingga pada epoch ke-15 dengan nilai akurasi sebesar 0.9825. *Best epoch* terjadi pada epoch ke-14 dengan nilai akurasi sebesar 0.9835. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar nilai akurasi yang dihasilkan, maka semakin baik model yang diusulkan. Selain itu, *loss* dari setiap *epoch* rata-rata semakin menurun mulai dari *epoch* pertama dengan nilai 26.352 hingga pada *epoch* ke-15 dengan nilai *loss* sebesar 0.675. Artinya, semakin kecil nilai *loss* yang dihasilkan, semakin kecil pula tingkat error yang dialami.

2. *Confussion Matriks*

*Confussion matriks* digunakan untuk melihat prediksi dari masing-masing kelas berdasarkan hasil penelitian *Confussion matriks* yang diperoleh untuk deteksi penyakit ayam berdasarkan Citra Feses dengan Model *EfficientNetV2L* dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Confussion Matriks

Pada Gambar 8 dapat disimpulkan berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confussion matriks* berasarkan prediksi citra feces terhadap penyakit ayam yang diperkirakan *Coccidiosis* 119 Citra memprediksi benar bahwa citra dari feces ayam sesuai antara gambar dengan prediksinya sedangkan 5 citra yang diprediksi *Coccidiosis* tetapi hasilnya *Helathy* ada 5. Pada prediksi *Healty* 122 menunjukkan kesesuaian antara prediksi dengan hasil realnya, sedangkan yang diprediksi *healty* tetapi hasilnya *New Castle* ada 1 citra dan citra *Salmonella* ada 2. Kemudian pada klasifikasi penyakit *Newcastle* menunjukkan 28 citra yang sesuai antara prediksi dengan realnya dan citra yang diprediksi *salmonella* dan realnya *salmonella* ada 123 citra sedangkan citra yang diprediksi *salmonella* terdapat 1 citra *Healthy* dan 1 citra *New Castle*.

### 3. Prediksi Citra

Untuk melihat hasil prediksi yang dihasilkan berikut adalah hasil prediksi citra dengan *class nya*. Pada Gambar 9 terdapat beberapa citra dari hasil augmentasi kemudian diprediksi dengan menggunakan *model EfficientNetV2L* dengan optimasi *optimizer RMSprop* menunjukkan hasil dari 24 citra yang dijadikan *sample* 23 Citra dinyatakan sama antara prediksi dengan realnya sedangkan 1 citra yang diprediksi sebagai *healty* faktanya adalah *salmonella*.



Gambar 9. Hasil Prediksi Citra

## 5 Kesimpulan

Dalam penelitian ini, kami menggunakan *machine learning* untuk mendeteksi citra pada feses dan memprediksi penyakit pada ayam. Kami menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk meningkatkan kecepatan prediksi dan *transfer learning* untuk memanfaatkan pengetahuan yang sudah dipelajari oleh model sebelumnya. Kami mengusulkan model arsitektur CNN sendiri dan membangun sebuah model baru untuk mengklasifikasikan penyakit pada ayam melalui fesesnya. Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan data latih dan data validasi, serta melakukan tuning pada jumlah *epoch* dan objek *checkpoint* yang sudah dibuat. Kami juga melakukan perubahan *hyperparameter* untuk meningkatkan tingkat akurasi model pada dataset yang kami gunakan dalam penelitian ini berasal dari repositori kaggle yang memiliki citra dengan klasifikasi *coccidiosis*, *salmonella*, *newcastle*, dan *Healthy*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model usulan memiliki akurasi sebesar 93%, sedangkan untuk akurasi terbaik pada penelitian yang kami usulkan menggunakan model EfficientNetV2L dengan *optimizer RMSProp* mendapatkan nilai akurasi sebesar 97%.

## Referensi

- [1] D. Yulianto, I. Idris, I. Wasiso, and K. Kusri, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Ayam Berbasis Web Menggunakan Certainty Factors," *Res. Comput. Inf. Syst. Technol. Manag.*, vol. 3, no. 1, p. 16, 2020.
- [2] J. Bere, J. Dedy Irawan, and F. Ariwibisono, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Pada Ayam Menggunakan Metode Certainty Factor," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 5, no. 1, pp. 217–224, 2021.
- [3] T. S. Desin, W. Köster, and A. A. Potter, "Salmonella vaccines in poultry: Past, present and future," *Expert Review of Vaccines*, vol. 12, no. 1, pp. 87–96, 2013.
- [4] G. Grilli, F. Borgonovo, E. Tullo, I. Fontana, M. Guarino, and V. Ferrante, "A pilot study to detect coccidiosis in poultry farms at early stage from air analysis," *Biosyst. Eng.*, vol. 173, pp. 64–70, 2018.
- [5] D. Y. Fitri, A. L. D. Agustin, K. Kholik, and M. Janah, "Deteksi Koksidiosis pada Ayam Layer di Sesaot, Kecamatan Narmada, Kabupaten Lombok Barat," *Media Kedokt. Hewan*, vol. 32, no. 3, p. 97, 2021.
- [6] E. D. Nurcahya, "Klasifikasi Penyakit Ayam Menggunakan Metode Support Vector Machine," *VOLT J. Ilm. Pendidik. Tek. Elektro*, vol. 2, no. 1, p. 45, 2017.
- [7] A. J. Fatoba and M. A. Adeleke, "Diagnosis and control of chicken coccidiosis: a recent update," *Journal of Parasitic Diseases*, vol. 42, no. 4, pp. 483–493, 2018.
- [8] Y. O. Adesiji, A. O. Coker, and J. K. Oloke, "Detection of Arcobacter in feces of healthy chickens in Osogbo, Nigeria," *J. Food Prot.*, vol. 74, no. 1, pp. 119–121, 2011.
- [9] A. Mustopa *et al.*, "Ekstraksi Fitur dengan Classifier Random Forest untuk Memprediksi Covid 19 Berdasarkan Hasil Rontgen Thorax Feature Extraction with Random Forest Classifier to Predict Covid 19 Based on Results Thorax X - ray," *J. Sist. Inf.*, vol. 11, pp. 515–525, 2022.
- [10] S. Kumar, S. K. Singh, R. Singh, and A. K. Singh, "Deep Learning Framework for Recognition of Cattle Using Muzzle Point Image Pattern," in *Animal Biometrics*, 2017, pp. 163–195.
- [11] A. Wijaya *et al.*, "Aplikasi Mobile Deteksi Penyakit Demodekosis Pada Anjing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Spektrum*, vol. 8, no. 2, pp. 138–148, 2021.
- [12] H. Lee, S. Eum, and H. Kwon, "Is Pretraining Necessary for hyperspectral image classification?," in *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2019, pp. 3321–3324.
- [13] H. K. Jeon, S. Kim, J. Edwin, and C. S. Yang, "Sea fog identification from GOCI images using CNN transfer learning models," *Electron.*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [14] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017.
- [15] allandclive, "Chicken Disease Image Classification," *Kaggle Repository*, 2021. .
- [16] H. Mbelwa, D. Machuve, and J. Mbelwa, "Deep Convolutional Neural Network for Chicken

- Diseases Detection,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 12, no. 2, pp. 759–765, 2021.
- [17] J. Wang, Q. Liu, H. Xie, Z. Yang, and H. Zhou, “Boosted efficientnet: Detection of lymph node metastases in breast cancer using convolutional neural networks,” *Cancers (Basel)*, vol. 13, no. 4, pp. 1–14, 2021.
- [18] M. R. Fauzi, P. Eosina, and D. Primasari, “Deteksi Coronavirus Disease Pada X-Ray Dan Ct-Scan Paru Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Junal Sains dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, 2020.
- [19] S. Saha, “A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way,” *Kaggle Repository*, 2023. .