

Penerapan model InceptionV3 dalam klasifikasi penyakit ayam

Muhammad Salimy Ahsan^{*1}, Kusrini Kusrini², and Dhani Ariatmanto³

1-3 Universitas AMIKOM Yogyakarta

Jl. Padjajaran, Ring Road Utara, Kel. Condongcatur, Kec. Depok,
Kab. Sleman, Prop. Daerah Istimewa Yogyakarta

msalimyahsan@students.amikom.ac.id; kusrini@amikom.ac.id; dhaniari@amikom.ac.id

Abstrak

Penyakit ayam merupakan salah satu permasalahan yang dapat memberikan dampak yang sangat signifikan bagi para peternak ayam, selain memberikan dampak bagi peternakan itu sendiri, penyakit ayam juga dapat memberikan dampak bagi lingkungan sekitar. Kurangnya pengetahuan terhadap gejala maupun penyakit yang terjadi pada ayam, membuat sebagian dari peternak ayam mengobati dan mengatasi penyakit dengan cara yang masih tradisional. Cara tersebut seringkali memakan waktu yang lama dan rawan terhadap kesalahan. Pada penelitian ini akan menggunakan teknologi untuk melakukan proses klasifikasi terhadap penyakit ayam dengan memanfaatkan model deep learning dari arsitektur Convolutional Neural Network, yaitu InceptionV3. Dalam melakukan proses klasifikasi penyakit ayam, menggunakan dataset citra feses ayam dengan jumlah 8067 Sehat, Salmonella, Coccidiosis, dan penyakit Newcastle. Pada proses penelitian dilakukan tiga skenario percobaan dengan menggunakan 20 epoch, 50 epoch dan 100 epoch. Dari hasil percobaan, penggunaan nilai 100 epoch menghasilkan nilai akurasi paling tinggi dengan nilai 94.05%.

Kata Kunci transfer learning, inceptionv3, klasifikasi gambar, penyakit ayam, peternakan

Digital Object Identifier 10.36802/jnalanloka.2023.v4-no02-55-62

1 Pendahuluan

Peternakan merupakan salah satu faktor penyumbang kebutuhan protein hewani yang sangat penting bagi pertumbuhan populasi di dunia. Hasil produksi peternakan berkontribusi besar terhadap kebutuhan nutrisi setiap orang di seluruh dunia. Oleh karena itu pada sektor peternakan harus terus meningkatkan kualitas dan menjaga efisiensi dari produksinya agar sebanding dengan permintaan protein hewani yang dibutuhkan oleh manusia. Setiap tahun, terdapat 69 miliar ayam yang dipelihara di seluruh dunia untuk memenuhi kebutuhan daging dan telur [1], dengan meningkatnya kebutuhan protein dapat memberikan tekanan pada sumber daya alam dan lingkungan, sehingga diperlukan sebuah pendekatan dalam produksi protein hewani agar sebanding dengan permintaan konsumsi yang dibutuhkan manusia [2].

Salah satu sumber protein hewani yang paling banyak diminati dan mudah untuk ditemui berasal dari sektor peternakan ayam. Daging dan telur ayam banyak diminati dan dikonsumsi oleh semua kalangan karena kaya akan protein, rendah lemak dan rendah kolesterol dibandingkan dengan jenis ayam lainnya [3]. Peternakan ayam sendiri merupakan salah satu sektor yang mudah untuk dikembangkan dan memiliki prospek pasar yang besar di

* Corresponding author.

Indonesia [4]. Dalam memperoleh kualitas hasil ayam yang baik dan keuntungan yang cukup besar seperti daging ayam maupun telur ayam, peternak harus mampu memelihara dan merawat ayam agar tidak mudah terserang penyakit. Tujuan utama pada industri bidang peternakan ayam adalah untuk menghasilkan produksi tinggi, kualitas produk yang baik dan yang paling penting adalah untuk pengendalian penyakit ayam [5].

Penyakit ternak merupakan salah satu kendala utama bagi produktivitas pertanian, dimana dapat menyebabkan hilangnya mata pencaharian yang signifikan bagi para peternak, dan berdampak negatif terhadap kenyamanan dan kualitas pangan [6]. Terdapat beberapa faktor yang dapat menyebabkan muncul dan meningkatnya penyakit ayam diantaranya kurangnya biosecuriti, cakupan vaksinasi yang rendah, pengelolaan unggas yang tidak baik, terdapat banyak ayam yang tidak sejahtera dan tidak adanya campur tangan dokter hewan dalam peternakan tersebut [7, 8]. Penyakit ayam yang paling umum dan sering ditemukan pada peternakan seperti kolera, infestasi cacing, salmonella, coccidiosis, dan penyakit Newcastle[9, 10]. Dampak dari penyakit yang dialami oleh ayam dapat menyebabkan penurunan jumlah konsumsi makanan dan air rendah. Penurunan berat badan, penurunan produksi telur, dan penurunan kualitas ayam. Hal tersebut sangat merugikan bagi para peternak karena menyebabkan tingkat persentase unggas yang tampak tidak sehat cukup tinggi dan dapat menyebabkan kematian. Tujuan utama pada industri bidang perunggasan adalah untuk menghasilkan produksi tinggi, kualitas produk yang baik dan yang paling penting adalah untuk pengendalian penyakit unggas.

Penelitian [11] mengusulkan penggunaan teknologi untuk melakukan proses deteksi terhadap gejala penyakit serta dapat memantau status kesehatan unggas secara terus menerus dan otomatis, serta berpotensi membantu dalam proses pengambilan keputusan peringatan dini terhadap kesehatan unggas. Pada saat ini proses deteksi penyakit unggas dapat dilakukan berdasarkan karakteristik suara, karakteristik suhu tubuh, karakteristik feses, karakteristik produksi, karakteristik aktivitas dan karakteristik postur tubuh unggas. Deep learning menjadi sebuah terobosan yang luar biasa dalam bidang deteksi objek [12]. Sekarang ini deteksi citra digital pada deep learning telah diangkat secara luas pada seluruh bidang computer vision, citra digital pada deteksi objek sendiri merupakan sebuah teknologi yang terkait pada bidang computer vision dan image processing [13]. Dengan meningkatnya kemajuan teknologi *computer vision* dalam bidang *artificial intelligence* untuk mendeteksi sebuah objek, menyebabkan minat beberapa bidang industri terutama dalam bidang medis untuk digunakan dalam membantu diagnosa penyakit. Terdapat beberapa algoritma yang digunakan dalam teknologi computer vision, salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Algoritma CNN merupakan *multi layer perceptron* yang dirancang secara khusus dalam mengidentifikasi sebuah objek dua dimensi atau gambar [14]. Pada Convolutional Neural Network memungkinkan komputer menginterpretasikan objek data yang diambil (ekstraksi dan representasi fitur) untuk klasifikasi, lokalisasi, dan pengenalan untuk dipelajari secara otomatis.

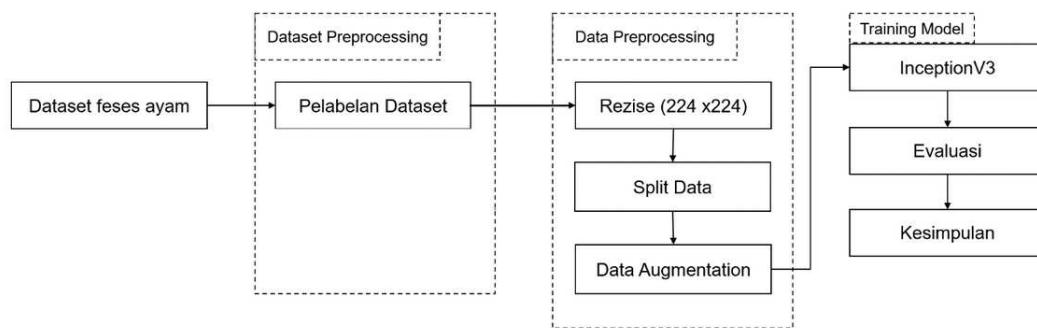
Dengan ketersediaan jumlah data yang sangat besar memungkinkan untuk melakukan prediksi penyakit yang terjadi pada unggas dengan menggunakan teknologi deep learning sehingga menjadi sebuah terobosan teknologi yang baru [15]. Dengan berkembangnya sistem *computer vision*, terdapat beberapa penelitian yang dilakukan untuk diagnosa penyakit ayam dengan teknologi *deep learning*. Penelitian yang dilakukan dalam [16] mengusulkan sebuah kerangka untuk melakukan proses segmentasi terhadap objek atau citra ayam dengan menggunakan model MSAnet dari CNN untuk melakukan proses klasifikasi dalam memantau dan mengawasi ayam, kemudian [17] menggunakan *deep learning* dengan menerapkan modal algoritma CNN berdasarkan citra gambar untuk mendeteksi ayam broiler yang sakit. Pada

penelitian [18] menggunakan citra feses ayam untuk mendeteksi penyakit dengan menerapkan algoritma CNN.

Pada penelitian ini menerapkan algoritma dari CNN untuk mengembangkan sebuah sistem yang digunakan untuk melakukan analisa dan klasifikasi penyakit ayam melalui citra feses ayam. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem computer vision otomatis yang mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan penyakit ayam melalui analisis dari citra feses ayam. Untuk mencapai tujuan ini, peneliti menggunakan algoritma InceptionV3 dalam proses deteksi dan klasifikasi penyakit ayam.

2 Metodologi

Penerapan model deep learning dengan convolution neural network merupakan suatu model sering digunakan untuk proses klasifikasi. Pada penelitian ini menggunakan model InceptionV3 untuk proses klasifikasi citra kotoran ayam dalam memprediksi tiga penyakit unggas yang paling sering terjadi: *Salmonella*, *Coccidiosis*, dan *New Castle Disease*. Dalam mengembangkan model untuk proses klasifikasi citra feses dalam menentukan penyakit ayam terdapat beberapa langkah meliputi: pengumpulan dan pemrosesan awal kumpulan data (dataset preprocessing), proses *preprocessing* data, pelatihan serta pengujian model *deep learning*, dan proses analisis. Penelitian ini memiliki alur atau tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur penelitian.

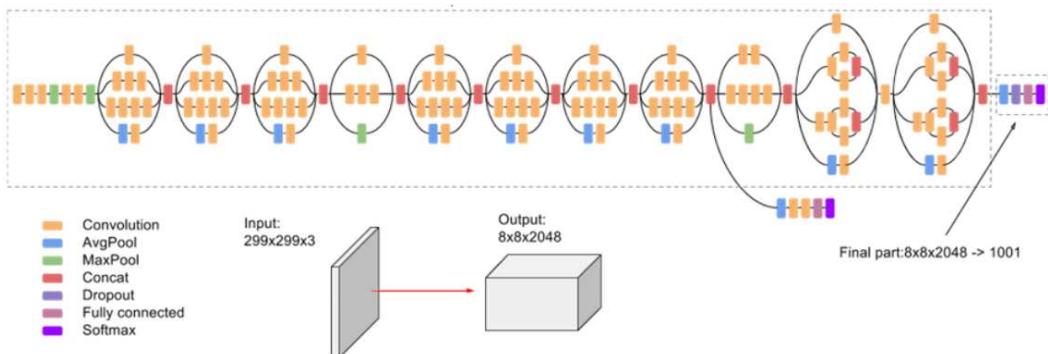
Dataset citra feses ayam yang digunakan diperoleh dari [19] dengan total gambar 8067. Pada dataset tersebut terdapat empat kelas dan jumlah yang bervariasi diantaranya: Sehat 2404, *Salmonella* 2625, *Coccidiosis* 2476, dan penyakit *Newcastle* 562. Gambar 2 merupakan contoh dari dataset yang digunakan. Dataset tersebut diambil di wilayah Arusha dan Kilimanjaro di Tanzania pada rentang waktu September 2020 dan Februari 2021.

Tahapan preprocessing data merupakan tahapan yang digunakan untuk mengolah dan mengelola data sehingga dapat digunakan. Pada tahapan ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas data agar data yang diperoleh dapat digunakan secara maksimal dalam proses klasifikasi [20]. Tahapan pertama yang digunakan yaitu melakukan proses *resize* citra menjadi 224x224 pixel. Pada proses ini berguna untuk menyesuaikan data masukan pada sistem agar tidak terjadi sebuah kesalahan karena ketidakseimbangan ukuran pada data. Tahapan kedua melakukan proses split data dengan membagi dataset sebesar 80% untuk data training, 10% untuk data testing dan 10% untuk validasi data. Selanjutnya merupakan tahapan data augmentasi yang dilakukan untuk membuat variasi dalam data pelatihan yang ada. Augmentasi yang dilakukan adalah *rotation range*, *zoom range* dan *vertical flip*.



Gambar 2 Citra feses penyakit ayam.

Model arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini adalah InceptionV3 [21]. Model InceptionV3 memiliki 42 lapisan layer yang menggunakan *Label Smoothing*, *Factorized 7 x 7 convolutions*, dan menggunakan *classifier* tambahan untuk menyebarkan informasi label ke bawah jaringan. Model arsitektur itu sendiri terdiri dari beberapa blok bangunan simetris dan asimetris, termasuk konvolusi, rata-rata *pooling*, *max pooling*, *concatenations*, *dropout*, dan layer yang terhubung penuh. Kemudian batch normalization digunakan secara luas ke seluruh model dan diterapkan pada input aktivasi yang digambarkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Arsitektur InceptionV3.

Setelah menentukan model arsitektur yang akan digunakan dengan dataset yang telah disediakan, serta telah melakukan pemrosesan data agar dataset dapat digunakan, pada tahapan ini bertujuan untuk melatih model agar memberikan nilai performa tingkat akurasi yang tinggi. Pada tahap ini dilakukan dengan mengubah nilai epoch dalam melatih data. Nilai epoch yang digunakan yaitu 20, 50 dan 100.

Tahapan evaluasi dilakukan untuk mengukur dan menilai tingkat kinerja dari model yang digunakan, apakah hasil perhitungan sudah sesuai dengan percobaan atau bertolak belakang. Perhitungan tingkat kinerja dari model algoritma akan dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung nilai akurasi.

3 Hasil dan pembahasan

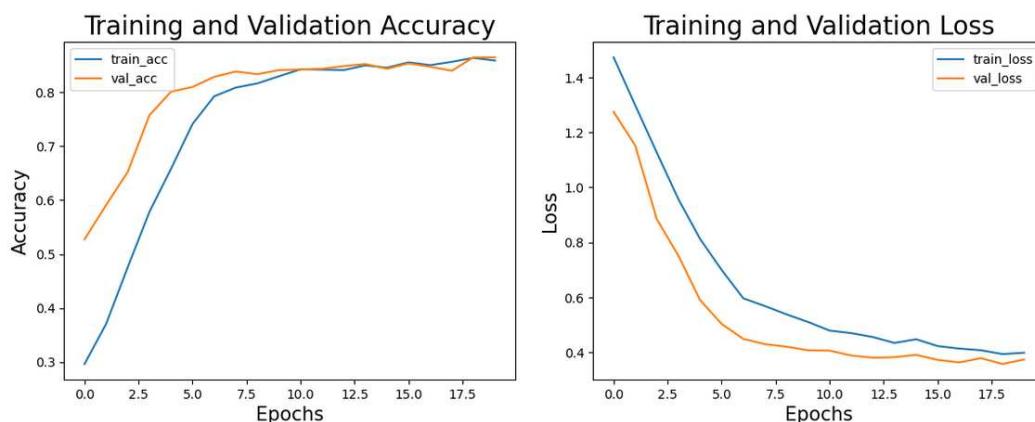
Penelitian yang dilakukan dengan menggunakan dataset citra feses ayam dengan jumlah 8067 data, selanjutnya data tersebut akan diolah dan dikelola agar dapat digunakan dalam proses klasifikasi penyakit ayam. Peneliti membagi jumlah dataset yang akan digunakan sebesar 80% untuk data training, 10% untuk data validasi dan 10% untuk data testing.

Model arsitektur yang digunakan adalah InceptionV3 dengan penggunaan epoch 20, 50 dan 100. Hasil penerapan penggunaan epoch dengan nilai yang berbeda dapat dilihat pada tabel 1.

■ **Tabel 1** Hasil penelitian

epoch	training		validasi	
	accuracy	loss	accuracy	loss
20	86.99%	3.93%	86.50%	3.57%
50	92.07%	2.76%	92.54%	2.47%
100	94.05%	1.90%	93.62%	2.30%

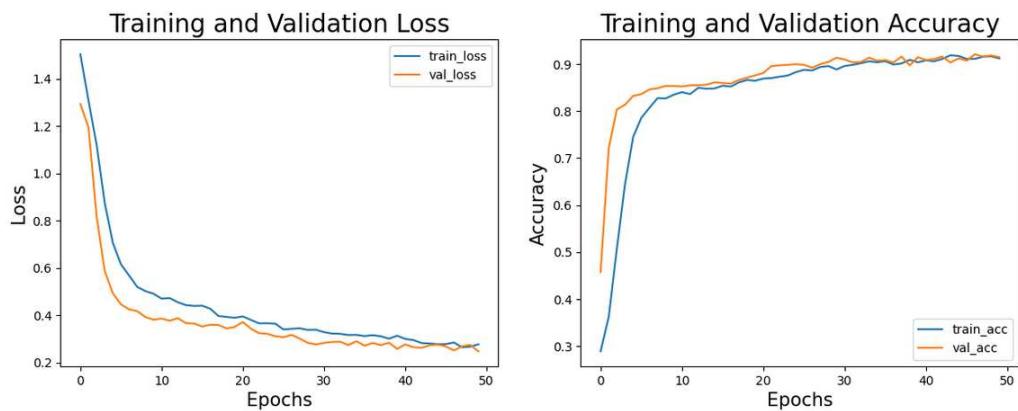
Pada skenario pertama dengan menggunakan 20 epoch diperoleh jumlah akurasi pada data training sebesar 86.99% dan akurasi pada data validasi sebesar 86.50%. Nilai loss untuk data training adalah 3.93% dan nilai loss pada data validasi sebesar 3.57%. Pada gambar 4 menunjukkan grafik untuk perbandingan nilai akurasi dan loss pada data training dan data validasi.



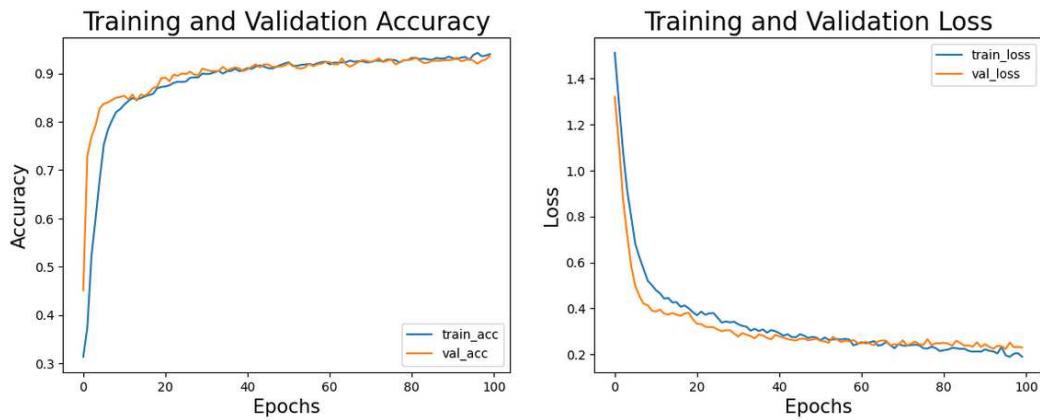
■ **Gambar 4** Model akurasi dan Loss 20 epoch.

Pada skenario kedua dengan menggunakan 50 epoch diperoleh jumlah akurasi pada data training sebesar 92.07% dan akurasi pada data validasi sebesar 92.54%. Nilai loss untuk data training adalah 2.76% dan nilai loss pada data validasi sebesar 2.47%. Pada gambar 5 menunjukkan grafik untuk perbandingan nilai akurasi dan loss pada data training dan data validasi. Penggunaan 50 epoch diketahui dapat memberikan jumlah kenaikan pada nilai akurasi yang cukup besar dibandingkan dengan penggunaan 20 epoch.

Pada ketiga pertama dengan menggunakan 100 epoch diperoleh jumlah akurasi pada data training sebesar 94.05% dan akurasi pada data validasi sebesar 93.62%. Nilai loss untuk data training adalah 1.90% dan nilai loss pada data validasi sebesar 2.30%. Pada gambar 6 menunjukkan grafik untuk perbandingan nilai akurasi dan loss pada data training dan data validasi. Penggunaan 100 epoch memberikan nilai akurasi yang paling tinggi dibandingkan dengan penggunaan 20 dan 50 epoch, dan memberikan nilai loss paling rendah.



Gambar 5 Model akurasi dan Loss 50 epoch.



Gambar 6 Model akurasi dan Loss 100 epoch.

4 Kesimpulan

Berdasarkan dari penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan nilai epoch yang berbeda dapat memengaruhi dan menghasilkan nilai akurasi dan nilai loss. Pada skenario pertama menggunakan 20 epoch, skenario kedua dengan menggunakan 50 epoch dan skenario ketiga dengan menggunakan 100 epoch. Penggunaan 100 epoch dalam melakukan proses klasifikasi penyakit ayam dengan menggunakan citra feses memberikan nilai akurasi terbesar dengan nilai 94.05%. sedangkan penggunaan 20 epoch dan 50 epoch memiliki nilai akurasi sebesar 86.99% dan 92.07%. Beberapa saran yang dapat dijadikan pedoman dalam melakukan pengembangan penelitian ini yaitu dengan mencoba menerapkan data dan menggunakan nilai batch size yang berbeda. Selain itu, juga dapat menambahkan beberapa hyperparameter.

Pustaka

- 1 H. Ritchie, P. Rosado, dan M. Roser, “Meat and dairy production,” *Our world in data*, 2017.
- 2 M. Herrero, D. Mason-D’Croz, P. K. Thornton, J. Fanzo, J. Rushton, C. Godde, A. Bellows, A. de Groot, J. Palmer, J. Chang, H. van Zanten, B. Wieland, F. DeClerck,

- S. Nordhagen, T. Beal, C. Gonzalez, dan M. Gill, *Livestock and Sustainable Food Systems: Status, Trends, and Priority Actions*. Cham: Springer International Publishing, 2023, pp. 375–399. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-3-031-15703-5_20
- 3 A.-J. A. M. Ahmed dan A.-Q. M. A. Abdulaziz, “Analysis of operations of poultry farm using iot technology,” in *2021 2nd International Conference on Big Data Economy and Information Management (BDEIM)*. IEEE, 2021, pp. 336–339.
 - 4 A. Setiadi, S. I. Santoso, S. Nurfadillah, K. Prayoga, E. Prasetyo *et al.*, “Production and marketing system of kampong chicken in batang regency, central java, indonesia,” *Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture*, vol. 35, no. 2, pp. 326–336, 2020.
 - 5 H. M. Hafez dan Y. A. Attia, “Challenges to the poultry industry: Current perspectives and strategic future after the covid-19 outbreak,” *Frontiers in veterinary science*, vol. 7, p. 516, 2020.
 - 6 F. S. Nuvey, G. Fink, J. Hattendorf, G. I. Mensah, K. K. Addo, B. Bonfoh, dan J. Zinsstag, “Access to vaccination services for priority ruminant livestock diseases in ghana: Barriers and determinants of service utilization by farmers,” *Preventive Veterinary Medicine*, vol. 215, p. 105919, 2023.
 - 7 A. B. Ekiri, B. Armonson, K. Adebowale, I. Endacott, E. Galipo, R. Alafiatayo, D. L. Horton, A. Ogwuche, O. N. Bankole, H. M. Galal *et al.*, “Evaluating disease threats to sustainable poultry production in africa: Newcastle disease, infectious bursal disease, and avian infectious bronchitis in commercial poultry flocks in kano and oyo states, nigeria,” *Frontiers in Veterinary Science*, vol. 8, p. 730159, 2021.
 - 8 T. Van Limbergen, S. Sarrazin, I. Chantziras, J. Dewulf, R. Ducatelle, I. Kyriazakis, P. McMullin, J. Méndez, J. K. Niemi, S. Papasolomontos *et al.*, “Risk factors for poor health and performance in european broiler production systems,” *BMC veterinary research*, vol. 16, pp. 1–13, 2020.
 - 9 Y. Asfaw, G. Ameni, G. Medhin, G. Alemayehu, dan B. Wieland, “Infectious and parasitic diseases of poultry in ethiopia: a systematic review and meta-analysis,” *Poultry science*, vol. 98, no. 12, pp. 6452–6462, 2019.
 - 10 A. Zegeye, W. Temesgen, W. Molla, H. Setotaw, dan M. Lakew, “Epidemiology of newcastle disease in chickens of ethiopia: A systematic review and meta-analysis,” *Tropical Animal Health and Production*, vol. 54, no. 5, p. 328, 2022.
 - 11 P. He, Z. Chen, H. Yu, K. Hayat, Y. He, J. Pan, dan H. Lin, “Research progress in the early warning of chicken diseases by monitoring clinical symptoms,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 11, p. 5601, 2022.
 - 12 L. Liu, W. Ouyang, X. Wang, P. Fieguth, J. Chen, X. Liu, dan M. Pietikäinen, “Deep learning for generic object detection: A survey,” *International journal of computer vision*, vol. 128, pp. 261–318, 2020.
 - 13 L. Jiao, F. Zhang, F. Liu, S. Yang, L. Li, Z. Feng, dan R. Qu, “A survey of deep learning-based object detection,” *IEEE access*, vol. 7, pp. 128 837–128 868, 2019.
 - 14 R. Primartha, *Algoritma Machine Learning*. Informatika, 2021.
 - 15 J. Astill, R. A. Dara, E. D. Fraser, dan S. Sharif, “Detecting and predicting emerging disease in poultry with the implementation of new technologies and big data: A focus on avian influenza virus,” *Frontiers in veterinary science*, vol. 5, p. 263, 2018.
 - 16 W. Li, Y. Xiao, X. Song, N. Lv, X. Jiang, Y. Huang, dan J. Peng, “Chicken image segmentation via multi-scale attention-based deep convolutional neural network,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 61 398–61 407, 2021.
 - 17 X. Zhuang dan T. Zhang, “Detection of sick broilers by digital image processing and deep learning,” *Biosystems Engineering*, vol. 179, pp. 106–116, 2019.

- 18 J. Wang, M. Shen, L. Liu, Y. Xu, dan C. Okinda, “Recognition and classification of broiler droppings based on deep convolutional neural network,” *Journal of Sensors*, vol. 2019, pp. 1–10, 2019.
- 19 D. Machuve, E. Nwankwo, N. Mduma, H. Mbelwa, E. Maguo, dan C. Munisi, “Machine learning dataset for poultry diseases diagnostics,” *Zenodo*, 2021.
- 20 C. Fan, M. Chen, X. Wang, J. Wang, dan B. Huang, “A review on data preprocessing techniques toward efficient and reliable knowledge discovery from building operational data,” *Frontiers in Energy Research*, vol. 9, p. 652801, 2021.
- 21 C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, dan Z. Wojna, “Rethinking the inception architecture for computer vision,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 2818–2826.