

IDENTIFIKASI TELUR AYAM FERTIL DAN INFERTIL MELALUI CITRA CANDLING MENGGUNAKAN ALGORITMA VISION TRANSFORMER

Muhammad Fadhil Akmal B. Paloloang¹⁾, Nouval Trezandy Lapatta^{*2)}, Mohammad Yazdi³⁾, Yusuf Anshori⁴⁾

1. Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tadulako, Indonesia
2. Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tadulako, Indonesia
3. Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tadulako, Indonesia
4. Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Tadulako, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Telur Fertil dan Infertil; *Vision Transformer*; CLAHE; Identifikasi; *Confusion Matrix*; ROC AUC

Keywords: Fertility Egg; Vision Transformer; CLAHE; Identification; Confusion Matrix; ROC AUC

Article history:

Received 12 Agustus 2024

Revised 22 September 2024

Accepted 3 Oktober 2024

Available online 1 September 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v10i3.6298>

* Corresponding author.

Nouval Trezandy Lapatta

E-mail address:

nouval@untad.ac.id

ABSTRAK

Telur ayam merupakan salah satu komoditas utama dalam industri peternakan unggas. Pengelolaan telur menjadi masalah yang perlu mendapat perhatian khusus agar terhindar dari kerugian, salah satunya yaitu dengan melakukan pengecekan kesuburan telur. *Candling* merupakan metode konvensional yang kerap digunakan untuk melakukan pengecekan, akan tetapi rawan akan terjadinya kesalahan dalam mengidentifikasi karena menggunakan cara manual dan tentunya akan menghabiskan waktu. Oleh karena itu diperlukan sebuah sistem untuk dapat membantu peternak dalam melakukan identifikasi secara otomatis guna meningkatkan kualitas produksi telur. Dataset pada penelitian ini menerapkan teknik *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) untuk meningkatkan kontras dan mempertegas pola embrio pada citra telur. Sistem identifikasi dibangun menggunakan algoritma *Vision Transformer* (ViT), yang merupakan arsitektur berbasis *Transformer* yang dapat memahami hubungan atau relasi diantara berbagai bagian gambar. Dataset terbagi atas dua kelas dengan total keseluruhan dataset berjumlah 228 citra, dengan hasil akurasi pelatihan yang didapatkan sebesar 99,77% dan akurasi validasi sebesar 98,03%. Pengujian *confusion matrix* dan ROC AUC dilakukan menggunakan data baru diluar dari data pelatihan, model mampu menentukan kelas telur fertil dan infertil dengan baik, dengan nilai akurasi dan *recall* sebesar 95%, dan nilai ROC AUC sebesar 99,68%. Hasil dari penelitian ini dapat membantu dan mempermudah peternak dalam mengidentifikasi telur fertil dan infertil agar kualitas produksi telur senantiasa terjaga dan dapat memastikan bahwa kondisi telur tetap berkembang.

ABSTRACT

Chicken eggs are one of the main commodities in the poultry farming industry. Egg management is a problem that needs special attention in order to avoid losses, one of which is by checking egg fertility. Candling is a conventional method that is often used to check, but it is prone to errors in identifying because it uses manual methods and will certainly consume time. Therefore, a system is needed to be able to assist farmers in conducting automatic identification to improve the quality of egg production. The dataset in this study applies the *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) technique to increase contrast and emphasize the embryo pattern in the egg image. The identification system is built using the *Vision Transformer* (ViT) algorithm, which is a Transformer-based architecture that can understand the relationship between various parts of the image. The dataset is divided into two classes with a total of 228 images, with the results of training accuracy obtained of 99.77% and validation accuracy of 98.03%. Confusion matrix and ROC AUC tests were conducted using new data outside of the training data, the model was able to determine the fertile and infertile egg classes well, with an accuracy and recall value of 95%, and a ROC AUC value of 99.68%. The results of this study can help and facilitate farmers in identifying fertile and infertile eggs so that the quality of egg production is always maintained and can ensure that the condition of the eggs continues to develop.

I. PENDAHULUAN

TELUR ayam merupakan salah satu pangan hewani yang digemari banyak orang dan menjadi salah satu komoditas utama dalam industri peternakan unggas [1]. Kandungan protein dan asam amino esensial didalamnya menjadikan telur sebagai tolak ukur untuk memenuhi nutrisi harian dengan harga yang terjangkau [2]. Hal ini tentu saja mengakibatkan permintaan untuk pasokan telur akan selalu meningkat seiring dengan pertumbuhan penduduk serta meningkatnya kesadaran masyarakat akan pentingnya gizi yang seimbang bagi kesehatan.

Dalam industri peternakan, ada hal yang harus diperhatikan dalam pengelolaan telur, yaitu masalah kesuburan telur ayam yang terbagi atas dua kategori yaitu telur fertil dan infertil. Telur fertil merupakan telur yang mengalami perkembangan embrio atau telur yang dibuahi oleh sperma jantan sehingga dapat ditetaskan dan berkembang menjadi anak ayam [3]. Sedangkan telur infertil merupakan telur yang tidak dapat ditetaskan atau yang tidak dibuahi oleh pejantan sehingga tidak mengalami perkembangan embrio di dalamnya [4].

Periode penetasan telur merupakan tahap pertama dari produksi peternakan, karena periode ini akan menghasilkan bibit ternak untuk dikembangkan. Pada proses ini seringkali terjadi kegagalan atau kematian dini pada embrio yang mengakibatkan berkurangnya bibit ternak yang akan dihasilkan [5]. Perkembangan embrio dimulai saat telur dimasukkan ke inkubator atau biasa disebut mesin tetas. Pada embrio telur ayam umur 0 sampai 1 hari inkubasi, telur belum dapat terpisah antara jaringan embrio dengan *yolk* (kuning telur), namun pada umur 2 sampai 7 hari inkubasi menunjukkan adanya perkembangan struktur histologis telur ayam secara aktif, seperti terbentuknya pembuluh darah, jantung, organ mata, hingga pembentukan jaringan reproduksi [6]. Tantangan inilah yang harus dihadapi oleh peternak agar senantiasa menjaga produksi telur dan dapat memastikan bahwa kondisi telur tetap berkembang guna menjaga kualitas telur dan mengelola sumber daya dengan lebih efisien dan ekonomis [7].

Metode identifikasi tradisional yang kerap dilakukan untuk mengidentifikasi kesuburan atau fertilitas telur yaitu metode *candling*. *Candling* adalah proses pengecekan embrio pada telur dengan cara meneropong telur menggunakan cahaya lampu, yang dilakukan secara manual atau melalui penglihatan manusia [8]. Metode ini banyak dilakukan oleh peternak dalam melakukan proses penyortiran antara telur fertil dan infertil karena tidak membutuhkan biaya peralatan yang mahal. Oleh karena itu metode tradisional *candling* bersifat subjektif dan sangat bergantung pada kemampuan penglihatan dan keterampilan dari peternak sehingga rawan akan terjadinya kesalahan [9]. Hal tersebut juga akan memakan waktu dalam mengidentifikasi kesuburan telur dan dapat mengakibatkan kerugian finansial.

Untuk mengatasi kekurangan yang terdapat pada metode tradisional *candling*, teknologi *computer vision* dapat menjadi solusi untuk membantu peternak menangani tugas dalam membedakan telur fertil maupun infertil. Salah satu teknik yang sering digunakan untuk *computer vision* yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan salah satu metode dalam pembelajaran mesin yang digunakan untuk mengeksplorasi pola visual dalam gambar dan mengubahnya menjadi fitur yang dapat dianalisa, walaupun dengan pola yang kompleks sehingga memungkinkan mesin untuk dapat mengenali pola dari citra [10].

Convolutional Neural Network (CNN) telah menjadi standar dalam melakukan tugas *computer vision*. Namun saat ini sangat banyak pengembangan model dilakukan untuk meningkatkan kinerja dari model-model sebelumnya, salah satunya adalah pengembangan model *Vision Transformer* (ViT). Model ViT merupakan modifikasi dari arsitektur *Transformer* yang digunakan untuk *Natural Language Processing* (NLP) [11]. ViT memodifikasi *input* gambar dan menambahkan *positional embedding* sehingga model ViT dapat dengan efektif menangani kasus pengenalan gambar dengan memanfaatkan kekuatan *self-attention* untuk memahami informasi spasial dalam gambar [11].

Berbeda dengan CNN, ViT memanfaatkan mekanisme *attention* yang umumnya digunakan dalam NLP untuk diterapkan dalam tugas *computer vision*. Mekanisme tersebut memungkinkan model untuk dapat fokus pada karakteristik atau memahami hubungan yang kompleks antar citra yang terkait dengan kesuburan telur, seperti jaringan pembuluh darah, perkembangan embrio, dan struktur lainnya yang mungkin tidak terlihat jelas melalui mata telanjang. Oleh karena itu penggunaan algoritma *Vision Transformer* diharapkan mampu untuk mengidentifikasi kesuburan telur dengan baik sehingga dapat mengurangi kesalahan manusia dan dapat memberikan hasil yang konsisten daripada metode *candling* dalam mengklasifikasikan telur fertil dan infertil.

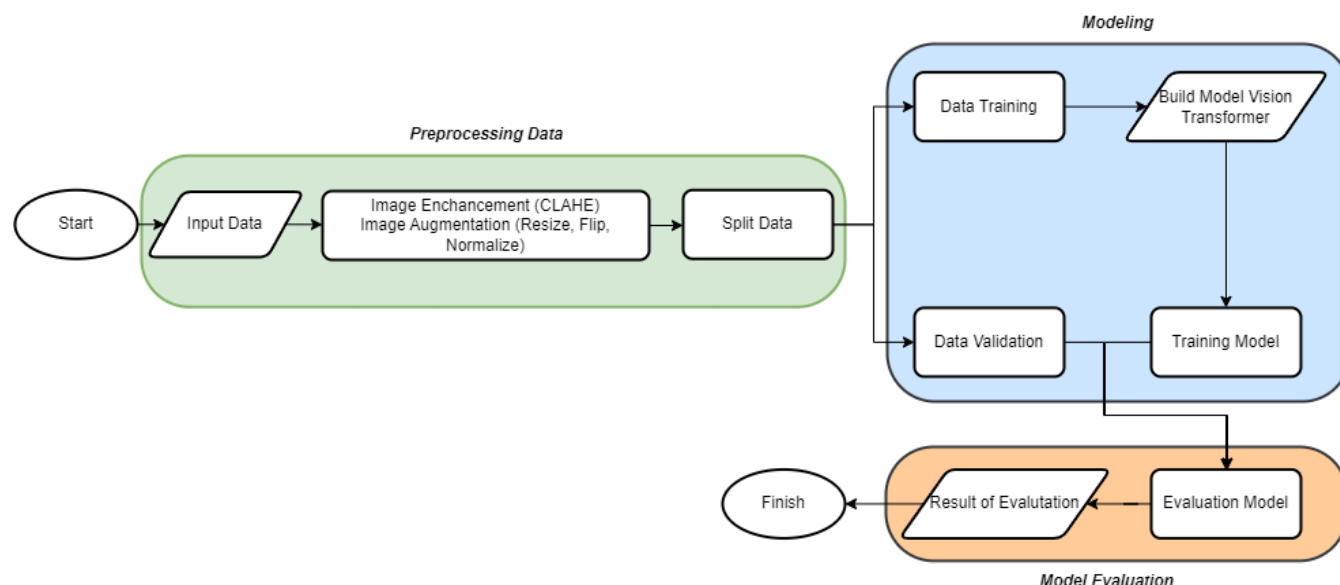
Vision Transformer saat ini banyak dipilih sebagai algoritma untuk pengembangan penelitian diberbagai bidang, karena kemampuannya dalam memproses dan menganalisis data citra, seperti penerapan dalam pengenalan bahasa isyarat. *Hand gesture recognition* atau pengenalan bahasa isyarat yang dilakukan oleh [12] dibangun dengan menggunakan dataset *american sign language* dengan tujuan untuk menangani masalah kemiripan di antara gestur tangan, memperoleh akurasi sebesar 99,98%. Dalam bidang medis, ViT digunakan untuk mengklasifikasikan

penyakit kanker kulit yang dianggap paling mematikan di dunia, sehingga penelitian tersebut mengembangkan model *Medical Vision Transformer* yang dibangun menggunakan dataset *human against machine* (HAM10000) dan memperoleh akurasi sebesar 96,14%, *recall* sebesar 96,5%, dan *precision* sebesar 96% [13]. Arsitektur ViT juga dapat digunakan dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang dan memperoleh dengan nilai akurasi sebesar 0,916 [14]. Hal tersebut menunjukkan bahwa model ViT dapat memberikan performa yang optimal dan tidak kalah dengan arsitektur CNN.

Meskipun performa dari model *Vision Transformer* telah terbukti efektif untuk melakukan tugas klasifikasi, akan tetapi untuk kasus spesifik seperti identifikasi telur fertil dan infertil melalui citra *candling* belum diketahui secara pasti bagaimana kinerjanya, karena penelitian-penelitian terdahulu menggunakan algoritma *machine learning* ataupun *deep learning* seperti CNN dalam membuat model klasifikasinya. Penelitian terkait identifikasi kesuburan telur dibangun menggunakan arsitektur CNN seperti Vgg16, ResNet50, InceptionNet, dan MobileNet, seperti pada penelitian yang dilakukan oleh [15] yang memperoleh hasil akurasi sebesar 98%, dengan performa yang stabil pada model InceptionNet. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh [16] dalam mengidentifikasi telur fertil dan infertil menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), dengan akurasi sebesar 84,57%. Oleh karena itu penelitian ini menghadirkan inovasi dalam membuat sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi kesuburan telur ayam yang terbagi atas dua kategori, yaitu telur fertil dan infertil menggunakan algoritma *Vision Transformer* (ViT), sehingga nantinya model tersebut diharapkan dapat memberikan wawasan baru atau kontribusi terhadap peningkatan efisiensi dan produktivitas dalam industri peternakan unggas.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan atau alur kerja dari penelitian ini terbagi atas tiga bagian utama, yaitu *preprocessing data*, *modeling*, dan *model evaluation*. Pada tahap awal citra telur akan melalui *preprocessing*, yang meliputi *image enhancement* menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan *image augmentation*. Lalu algoritma yang digunakan untuk tahap *modeling* yaitu arsitektur *Vision Transformer* (ViT). Tahap akhir untuk melihat kinerja model dilakukan evaluasi untuk melihat nilai akurasi dan *recall* dari model.

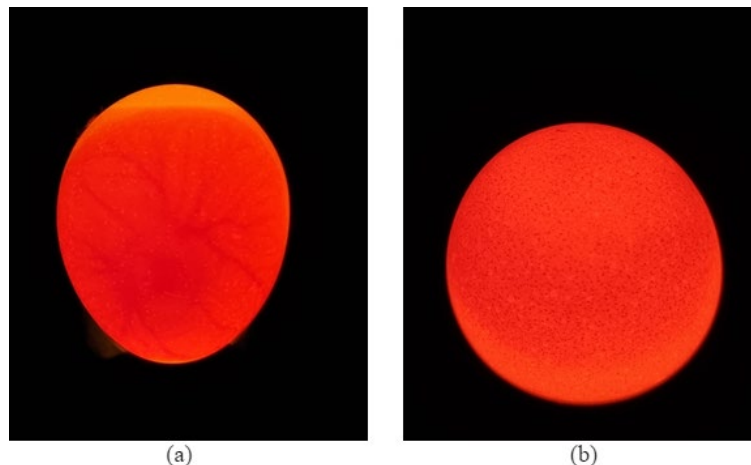


Gambar. 1. Tahap Penelitian

A. Preprocessing Data

1) Input Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu berupa citra telur ayam yang terbagi atas dua kategori, yaitu telur fertil dan infertil. Data telur diperoleh dari peternak yang ada di Kecamatan Palu Utara, Palu, Sulawesi Tengah, yang difoto menggunakan kamera *smartphone* dengan ISO rendah dan diteropong dengan menggunakan senter di ruangan yang minim akan cahaya atau biasa disebut dengan metode *candling*. Telur yang digunakan dalam penelitian ini yaitu telur ayam ras broiler dengan usia 3 sampai 7 hari inkubasi. Pemilihan usia tersebut dilakukan agar pola atau pembentukan embrio di dalam telur dapat terlihat dengan jelas dan dapat ditangkap dengan kamera. Data citra telur yang berhasil dikumpulkan pada penelitian ini untuk masing-masing kategori yaitu 114 data citra, sehingga total keseluruhan dataset berjumlah 228 gambar.



(a) (b)
Gambar. 2. Dataset: (a) Telur Fertil, (b) Telur Infertil

2) Image Enhancement

Image processing merupakan tahapan penting yang berpengaruh terhadap keoptimalan dari model. Proses ini akan membuat dataset menjadi lebih berguna karena dapat mengekstrak informasi lebih dari data visual sehingga mendapatkan pola tersembunyi dalam gambar. Tujuan dari tahapan ini yaitu mengubah gambar menjadi sebuah format digital dan melakukan beberapa operasi, salah satunya yaitu penguatan gambar (*image enhancement*). *Image enhancement* adalah teknik untuk meningkatkan kualitas dari gambar, seperti memperbaiki kontras dan kecerahannya [17]. Salah satu teknik yang banyak digunakan untuk meningkatkan kontras dari suatu gambar yaitu *histogram equalization* (HE) [18]. *Histogram equalization* bekerja dengan cara menuliskan kembali nilai piksel pada gambar menjadi sebuah nilai baru agar terdistribusi merata, sehingga akan meregangkan histogram gambar dan gambar yang dihasilkan memiliki kontras yang lebih tinggi dibandingkan sebelumnya [17]. Namun penggunaan metode ini sering kali menghasilkan gambar yang tidak sesuai harapan jika menangani gambar dengan perbedaan besar antara daerah gelap dan terang, karena teknik ini meratakan keseluruhan distribusi piksel dari suatu gambar sehingga biasanya menyebabkan *noise amplification*. Untuk mengatasi kekurangan tersebut, teknik *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dapat menjadi solusi untuk menghindari terjadinya *over-amplification* kontras sehingga menghasilkan gambar yang lebih optimal [19].

CLAHE merupakan teknik yang digunakan untuk memperbaiki kontras dari suatu gambar. Hal ini disebabkan karena mekanisme kerja CLAHE yaitu dengan menerapkan pembatasan kontras pada setiap bagian (*tile*) yang dipecah [20]. Setelah itu, kontras masing-masing dari bagian gambar tersebut akan ditingkatkan secara independen, menyesuaikan dengan tingkat kecerahan yang diperlukan untuk setiap potongan gambar, sehingga tingkat kepekatan kontras dari gambar akan meningkat dan menghasilkan gambar yang optimal.

Metode CLAHE banyak digunakan untuk memperbaiki citra, terutama pada citra yang memiliki perbedaan besar antara daerah gelap dan terang. Pada penelitian yang dilakukan oleh [20] untuk membandingkan kinerja metode *Histogram Equalization* (HE), *Adaptive Histogram Equalization* (AHE), dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dalam melakukan identifikasi citra parasit malaria, dilakukan pengukuran untuk membuktikan bagaimana kinerja dari ketiga metode tersebut dengan menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR). Nilai MSE dan PSNR pada metode CLAHE terbukti mendapatkan nilai yang lebih tinggi dibandingkan metode HE dan AHE, serta secara visual CLAHE juga memberikan detail yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. Dalam menangani kasus kesuburan telur, CLAHE juga diterapkan untuk memperbaiki kontras citra telur. Penelitian yang dilakukan oleh [21] menggunakan metode CLAHE untuk meningkatkan visualisasi distribusi pembuluh darah atau embrio telur serta mengurangi bayangan pada citra, dan terbukti CLAHE dapat meningkatkan performa model dengan akurasi yang dihasilkan sebesar 99%.

3) Image Augmentation

Image augmentation atau augmentasi data merupakan metode untuk meningkatkan keragaman atau variasi dari data dengan melakukan manipulasi transformasi dimensi pada citra [22]. Proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan *library torchvision* yang dieksekusi di dalam memori. Terdapat setidaknya tiga transformasi yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu *resize* untuk mengubah ukuran atau dimensi citra. *Resize* harus dilakukan untuk memastikan bahwa *input size* memiliki ukuran data yang sesuai dengan ketentuan model, seperti pada model *Vision Transformer* yang mengharuskan gambar *input* berukuran 224x224 piksel. Selanjutnya *random horizontal flip* untuk melakukan *flip* citra secara *horizontal*, dengan tujuan menambah variasi dari gambar sehingga membantu model dalam belajar untuk mengenali objek telur. Dan yang terakhir adalah *normalize* yang digunakan untuk menormalisasikan nilai piksel pada gambar dalam rentang nilai yang sama sehingga dapat meningkatkan stabilitas

pelatihan. Dengan menggunakan ketiga transformasi tersebut diharapkan dapat mencegah terjadinya *overfitting* ketika melakukan pelatihan model dan tetap mempertahankan fitur utama dalam citra tanpa mengurangi representasi data asli [23].

4) Split Data

Split data merupakan metode untuk membagi dataset. Dataset akan dipecah menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data validasi. Metode yang kerap digunakan untuk membagi data adalah *train test split*. Rasio pembagian dataset tidak memiliki ketentuan khusus, namun mesti dipastikan bahwa model harus belajar dan mengevaluasi kinerja model dengan baik. Penelitian yang dilakukan oleh [24] menunjukkan bahwa rasio pembagian 80:20 merupakan rasio yang paling ideal dan menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan rasio pembagian 70:30. *Split* data yang ideal akan dapat memastikan bahwa model memiliki data atau informasi yang cukup untuk belajar dan dapat dievaluasi dengan cara yang representatif. Oleh karena itu dalam penelitian ini dataset akan dibagi menjadi data pelatihan 80% dan data validasi 20% yang dilakukan secara acak untuk setiap kelas.

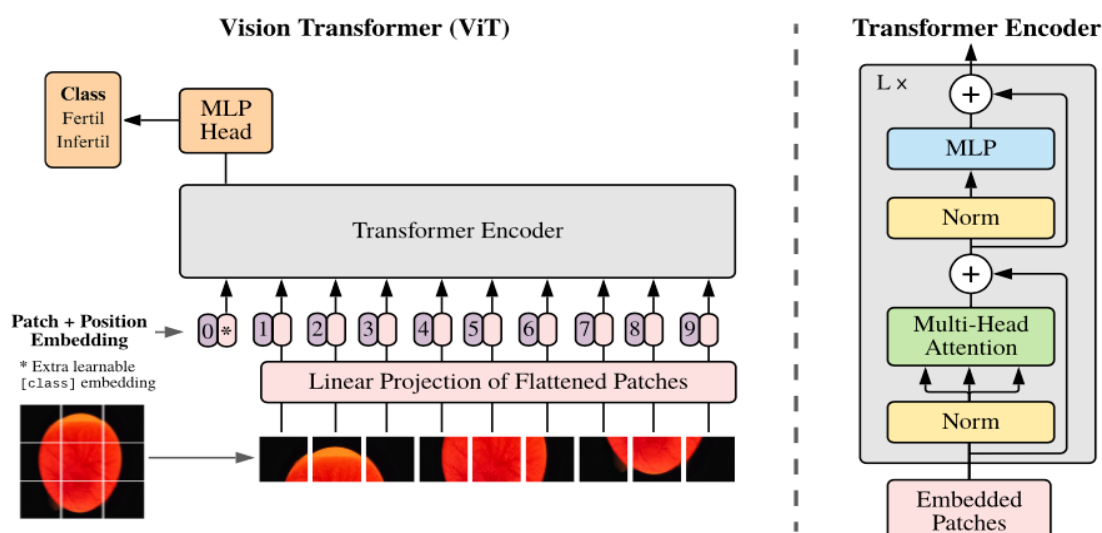
B. Modeling

1) Data Pelatihan dan Data Validasi

Data pelatihan dan data validasi merupakan hasil dari *split* data. Data pelatihan digunakan dalam melatih model dengan tujuan untuk mempelajari pola dan relasi sehingga dapat membuat prediksi yang akurat. Sedangkan data validasi merupakan data yang digunakan untuk membandingkan hasil atau menguji performa dari model. Apabila nilai akurasi dan *loss* antara pelatihan dan validasi menghasilkan performa yang tidak sejalan, maka hal tersebut dapat menjadi indikator untuk menilai bahwa model yang dibangun memiliki kinerja yang tidak optimal.

2) Vision Transformer (ViT)

Vision Transformer (ViT) merupakan algoritma yang menjadi perhatian karena algoritma ini merupakan perkembangan dari *Transformer* untuk *Natural Language Processing* (NLP). Konsep utama dari *Transformer* yaitu *Self-attention* yang memungkinkan model memahami hubungan atau relasi diantara berbagai bagian gambar. Hal ini membantu model memahami gambar dengan lebih baik dan melakukan berbagai tugas yang berkaitan dengan *computer vision*. Struktur dari model ViT terdiri dari tiga komponen, yaitu *patch embedding*, *transformer encoder* dan *classification head*.



Gambar. 3. Arsitektur Vision Transformer

Proses algoritma ViT terbagi atas beberapa tahap, pertama gambar akan dipecah menjadi bagian-bagian kecil yang disebut *patch*. Proses selanjutnya yaitu *patch embeddings*, yang dimana *patch* tersebut diratakan (*flatten*) dari vektor 2d menjadi vektor 1d atau *lower dimensional vector* [11]. Proses ini akan menghasilkan informasi vektor yang berdimensi lebih rendah, yang tujuannya agar model dapat lebih memperhatikan fitur-fitur atau informasi penting dari citra. Setelah itu *position encoding* dilakukan ke setiap *patch* 1d agar diposisikan sesuai dengan tempatnya.

Transformer encoder terdiri dari dua mekanisme, yaitu *multi-head attention* yang memungkinkan setiap *patch* memperhatikan dan mendapatkan informasi lebih dari *patch* lain sehingga mendapatkan relasi antar *patch*, dan *multilayer perceptron* yang berfungsi untuk meningkatkan kompleksitas atau memperkaya fitur agar dapat

memastikan model ViT dapat mengidentifikasi objek dengan akurat. Di antara proses tersebut terdapat *normalization layer* yang bertugas untuk menormalkan distribusi dari nilai *output*. Lalu masuk ke *MLP Head* yang merupakan tahap akhir pelatihan setelah informasi dari seluruh *patch* didapatkan, *MLP Head* akan mengambil input dari *output class embedding* yang merupakan hasil dari model *transformer*, lalu seluruh informasi tersebut akan menjadi representasi global citra dan membuat prediksi akhir untuk menentukan keputusan klasifikasi [25].

3) Training Model

Training model atau proses pelatihan merupakan tahap model untuk melakukan pembelajaran terhadap dataset. Dalam proses pelatihan, perlu dilakukan penyesuaian *hyperparameter*, yang berfungsi sebagai *controller* dalam pembelajaran. Nilai *hyperparameter* tidak memiliki ketentuan khusus sehingga dapat diatur sesuai dengan keinginan. Oleh karena itu untuk menentukan *hyperparameter* yang tepat, dilakukan uji coba terhadap setiap kombinasi yang ada dan proses ini dikenal juga dengan *hyperparameter tuning*. Terdapat beberapa *hyperparameter* yang perlu diperhatikan karena pengaruhnya yang dapat membuat model akan kesulitan melatih data jika tidak diatur dengan baik.

Epoch merupakan *hyperparameter* yang mengatur banyaknya iterasi pelatihan yang dilakukan. Lalu terdapat *batch size* yang berfungsi untuk menentukan banyaknya data yang masuk ke pelatihan sesuai dengan nilai yang diatur, seperti 16, 32, 64, atau 128. *Learning rate* merupakan *hyperparameter* yang digunakan untuk mengatur seberapa besar langkah pembelajaran dari model. Pengaturan *learning rate* harus menjadi perhatian khusus, karena jika diatur terlalu besar maka akan terjadi perpindahan gradien yang terlalu besar sehingga mengakibatkan performa dari model menjadi tidak stabil. Setelah itu terdapat *optimizer* yang merupakan metode untuk menyesuaikan setiap parameter bobot dan bias sehingga dapat mengurangi *loss*. *Adaptive moment optimization* (Adam) merupakan salah satu *optimizer* yang sering digunakan untuk melatih model, karena mempunyai kemampuan untuk merubah-ubah *learning rate* pada saat pelatihan tergantung dari gradien yang dihasilkan dari *epoch* yang sebelumnya [26].

C. Model Evaluation

Confusion matrix merupakan salah satu teknik evaluasi yang dilakukan untuk mengetahui bagaimana kinerja dari model yang dibuat. Berdasarkan informasi dari *confusion matrix* dapat dilakukan analisis untuk menunjukkan distribusi prediksi salah atau benar, sehingga teknik evaluasi ini menjadi teknik yang paling mudah untuk dimengerti dan menjadi evaluasi yang paling umum digunakan untuk membandingkan kinerja dari suatu model. Informasi yang didapatkan dari *confusion matrix* yaitu nilai akurasi, *precision*, dan *recall* [27]. Akurasi merupakan metrik yang menggambarkan seberapa dekat nilai prediksi dari manusia dengan nilai prediksi dari model [28], *precision* merupakan metrik yang mengukur seberapa banyak prediksi yang sesuai dengan informasi yang dicari, dan *recall* adalah metrik yang mengukur banyaknya data kelas dan berhasil diprediksi dengan sesuai atau untuk mengetahui keberhasilan dalam menemukan kembali informasi dengan benar [29]. Ketiga metrik tersebut akan menjadi fokus dalam penelitian ini agar dapat memberikan evaluasi yang menyeluruh dan mudah untuk dimengerti dalam menilai performa model *Vision Transformer*. Namun metrik *recall* menjadi acuan yang sangat penting untuk menilai kinerja model, karena metrik tersebut digunakan untuk memastikan bahwa model mampu mengidentifikasi seluruh telur fertil yang ada. Jika nilai *recall* rendah, maka akan banyak telur fertil yang terlewat oleh model sehingga akan berdampak buruk dalam proses penyortiran kesuburan telur ayam.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Keterangan:

TP = True Positive

TN = True Negative

FN = False Negative

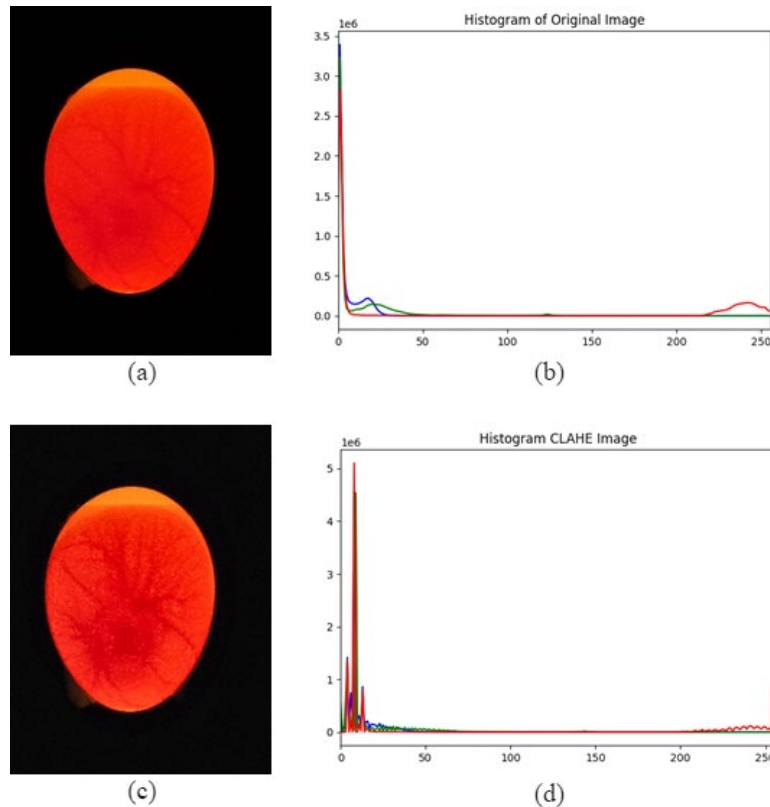
FP = False Positive

Setelah itu untuk menampilkan informasi dari performa model dalam bentuk grafik, *Receiver Operating Characteristic* (ROC) akan digunakan sebagai visualisasi yang menggambarkan bagaimana kinerja dari model, yang didapat berdasarkan perhitungan antara *false positive rate* (FPR) dengan *true positive rate* (TPR) [30]. Lalu untuk mendapatkan skor performa dari perhitungan tersebut, dilakukan perhitungan luas area dibawah grafik ROC, yang dinamakan *Area Under Curve* (AUC). ROC AUC digunakan sebagai metrik penilaian untuk melihat perspektif lebih tentang performa model karena memiliki kemampuan diskriminasi model dan akan memvisualisasikan seluruh *threshold* klasifikasi yang ada [30].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Image Processing

Tahap *image processing* merupakan salah satu proses krusial untuk menghasilkan data yang berkualitas sehingga meningkatkan performa dari model. Pada penelitian ini, teknik yang dilakukan untuk meningkatkan kualitas dari gambar yaitu *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE).



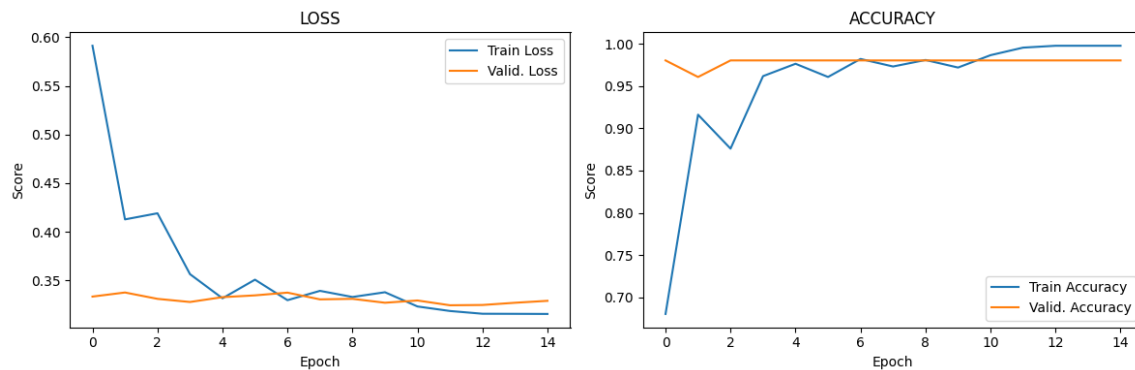
Gambar. 4. Hasil *Image Processing*, (a) Gambar Asli, (b) Histogram Gambar Asli, (c) Gambar dengan CLAHE, (d) Histogram Gambar dengan CLAHE

Berdasarkan hasil *image enhancement* Gambar 4, histogram gambar asli Gambar 4 (b) menunjukkan sebagian besar persebaran piksel berada pada rentang intensitas yang rendah dan puncak garis histogram mendekati 0, sehingga gambar tersebut cenderung gelap dengan kontras yang rendah dan pola embrio pada telur tidak terlihat begitu jelas. Sedangkan pada histogram gambar dengan CLAHE Gambar 4 (d) menunjukkan persebaran piksel yang lebih merata dan tidak terpusat pada intensitas yang rendah seperti gambar sebelumnya. Hal ini tentunya akan meningkatkan visibilitas detail gambar, yang dalam hal ini adalah detail embrio pada telur dapat terlihat lebih jelas dibandingkan dengan sebelumnya.

B. Hasil Pelatihan Model Vision Transformer (ViT)

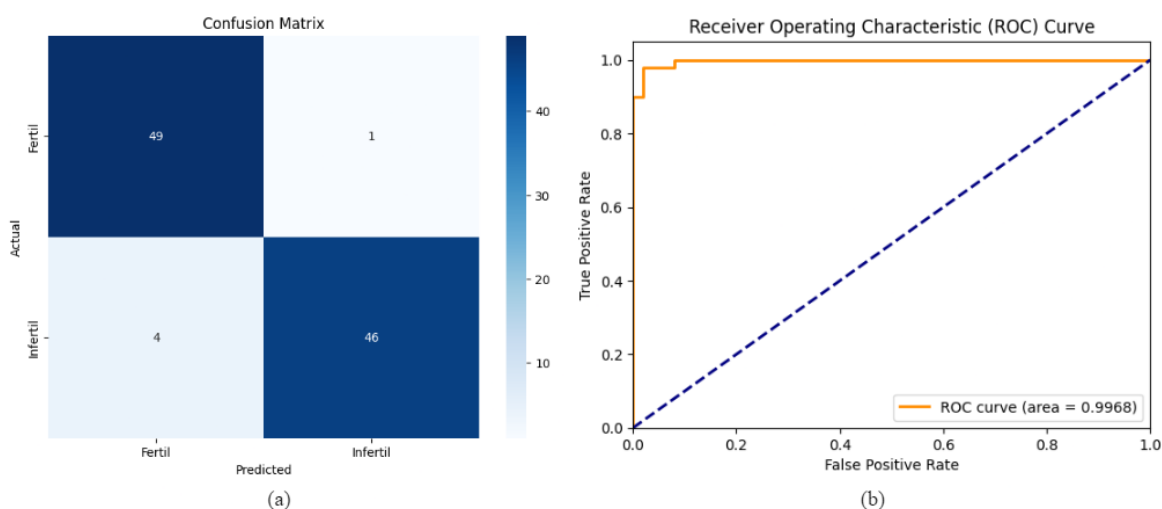
Pada penelitian ini model *computer vision* dibangun menggunakan arsitektur *Vision Transformer* (ViT) dengan *framework* Pytorch, tujuannya yaitu untuk melakukan identifikasi fertilitas telur atau kesuburan telur. Dataset terbagi atas dua kelas yaitu telur fertil dan infertil, untuk masing-masing kategori yaitu 114 data gambar telur, sehingga total keseluruhan dataset berjumlah 228 gambar, dengan perbandingan 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data validasi. Setelah itu dilakukan *transform* data untuk meningkatkan kualitas data, seperti *resize*, *flip*, dan *normalize*.

Untuk mendapatkan performa yang optimal, beberapa percobaan dilakukan dalam pembuatan model ini. Sebelum masuk ke proses pelatihan, ukuran data diubah sesuai dengan ketentuan *input* gambar pada model ViT yang digunakan yaitu 224x224x3. *Hyperparameter* yang diatur sebagai *controller* untuk digunakan dalam pelatihan yaitu *learning rate* sebesar 0,0001, *optimizer* Adam, dan *batch size* sebesar 64. Parameter tersebut merupakan yang terbaik setelah melalui beberapa kali proses *tuning*. *Baseline* model yang digunakan pada penelitian ini adalah ViT-B/16, yang dilatih sebanyak 15 *epoch*. Performa model yang dihasilkan oleh model ini cukup baik, yang ditandai dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 99,77% dan akurasi validasi sebesar 98,03%. Lalu untuk nilai *loss* pada data pelatihan sebesar 0,316 dan pada data validasi sebesar 0,327, seperti yang terlihat pada Gambar 5.



Gambar. 5. Visualisasi Hasil Pelatihan Model Vision Transformer (ViT-B/16)

Selanjutnya model yang telah dilatih akan dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk melihat akurasi, *recall*, *precision*, dan juga menggunakan metode ROC untuk melihat nilai AUC (*Area Under Curve*). Data yang digunakan untuk masing-masing kelas yaitu 50 data gambar telur, sehingga total seluruhnya yaitu 100 gambar. Data yang digunakan dalam evaluasi merupakan data diluar dari data pelatihan, yang dimana data tersebut memiliki pencahayaan yang bervariasi dan diambil dari berbagai sudut pandang, sehingga 100 gambar yang digunakan tersebut dapat merepresentasikan keadaan dilapangan dan dapat menjadi acuan penilaian untuk mengevaluasi kinerja model ViT. Hasil yang konsisten antara validasi dan pengujian akan menunjukkan bahwa model memiliki generalisasi yang baik.



Gambar. 6. Evaluasi: (a) *Confusion Matrix*, (b) *ROC Curve*

Berikut skor yang dihasilkan dari setiap metrik:

Accuracy = 95%

Recall = 95%

Precision = 95,16%

ROC AUC = 99,68%

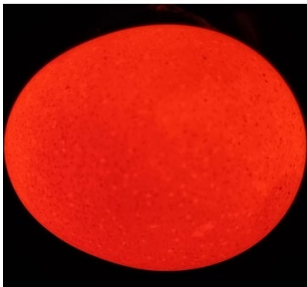
Berdasarkan informasi *confusion matrix* Gambar 6 (a), nilai akurasi dan *recall* yang dihasilkan yaitu masing-masing sebesar 95%. Untuk metrik *precision* juga memiliki skor yang tinggi yaitu 95,16%. Tingginya nilai akurasi dan *precision* mengindikasikan bahwa model ViT dapat memberikan hasil prediksi yang akurat. Begitupun nilai yang dihasilkan pada metrik *recall*, menandakan bahwa model yang dibangun menggunakan algoritma *Vision Transformer* (ViT) sangat peka dalam mengklasifikan gambar sesuai dengan kelasnya, yakni telur fertil dan infertil. Selanjutnya untuk visualisasi *Receiver Operating Characteristic* (ROC) Gambar 6 (b), nilai bawah kurva atau *Area Under Curve* (AUC) yang didapatkan yaitu sebesar 99,68% atau mendekati 1, yang artinya model yang telah dilatih memiliki kemampuan untuk membedakan antara kelas positif dan negatif. Berdasarkan informasi tersebut bisa terlihat bahwa nilai AUC memiliki skor yang lebih tinggi dibandingkan dengan akurasi, walaupun tidak begitu jauh. Perlu diketahui bahwa akurasi merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa besar persentase

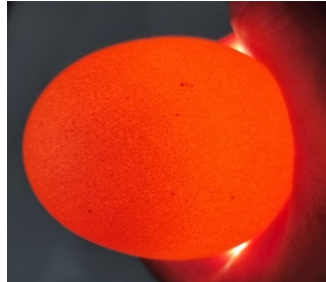
prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi, sedangkan AUC untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan kelas positif dan negatif pada berbagai ambang batas atau *threshold*. Jika nilai akurasi dan AUC memiliki perbedaan yang signifikan, umumnya dikarenakan dataset memiliki distribusi *imbalanced* atau tidak seimbang. Akan tetapi dataset yang digunakan dalam penelitian ini memiliki distribusi kelas yang seimbang, sehingga perbedaan tersebut bisa terjadi karena akurasi tidak mampu untuk menangkap performa pada *threshold* yang berbeda. sedangkan AUC dapat memiliki nilai yang tinggi karena mempertimbangkan kinerja di setiap *threshold*.

Dari hasil yang telah didapatkan, membuktikan bahwa penelitian ini memiliki keunggulan jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang juga membahas topik yang sama. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [16] dibangun dengan menggunakan model *Support Vector Machine* (SVM) dan menerapkan metode kombinasi CLAHE dan HE untuk meningkatkan kualitas citra telur dengan menggunakan *image enhancement*. Pengujian pada penelitian tersebut dilakukan dengan menggunakan 50 citra telur, yang memiliki persentase keberhasilan sebesar 84,57% dalam mengidentifikasi telur ayam fertil dan infertil. Jika dibandingkan pada penelitian ini, model *Vision Transformer* (ViT) dengan penerapan CLAHE untuk perbaikan kontras citra, memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model *machine learning* SVM. Pada penelitian lain yang dilakukan oleh [15] menggunakan arsitektur *convolutional neural network* (CNN), yang terdiri dari Vgg16, ResNet50, MobileNet, dan InceptionNet, nilai metrik AUC untuk masing-masing model yaitu pada model Vgg16 memiliki nilai sebesar 78%, ResNet50 sebesar 80%, MobileNet sebesar 84%, dan InceptionNet sebesar 98%. Jika dibandingkan pada penelitian ini yang menggunakan ViT, nilai AUC yang didapatkan yaitu sebesar 99,68%, lebih tinggi dibandingkan dengan seluruh model CNN. Namun akurasi yang dihasilkan pada seluruh model CNN tersebut memperoleh nilai 98%, sedangkan pada penelitian dengan model ViT memiliki akurasi 95%. Meskipun model ViT memiliki nilai akurasi yang sedikit lebih rendah dari seluruh model CNN tersebut, akan tetapi model ViT memiliki nilai AUC yang lebih tinggi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model ViT memiliki kemampuan diskriminasi yang lebih baik dalam membedakan antara kelas telur fertil dan telur infertil, dan juga dapat mempertahankan performa yang stabil disetiap *threshold* meskipun menggunakan citra dengan kondisi lingkungan yang berbeda.

Pengujian tambahan juga dilakukan terhadap 6 data gambar baru yang tidak digunakan dalam proses pelatihan ataupun validasi. Dari 6 data tersebut, seluruhnya teridentifikasi sesuai dengan kelasnya masing-masing, dengan nilai *confidence* atau tingkat keyakinan yang cukup tinggi. Pengujian ini dilakukan dengan tujuan hanya untuk melihat seperti apa kinerja model jika memprediksi *input* gambar baru. Performa model yang baik ini mengindikasikan bahwa model yang dibangun memiliki potensi untuk diaplikasikan jika dikembangkan lebih lanjut, karena hasil menunjukkan meskipun mencoba untuk mengidentifikasi menggunakan data baru dengan *environment* yang berbeda, model tetap dapat mengklasifikasikan telur ayam fertil dan infertil dengan baik.

TABEL I
PENGUJIAN

No.	Testing	Input	Output	Confidence	Keterangan
1.		Fertil	Fertil	73%	Valid
2.		Infertil	Infertil	57,60%	Valid

No.	Testing	Input	Output	Confidence	Keterangan
3.	Prediction: Fertile Confidence: 73.03% 	Fertile	Fertile	73,03%	Valid
4.	Prediction: Infertile Confidence: 73.07% 	Infertile	Infertile	73,07%	Valid
5	Prediction: Infertile Confidence: 57.30% 	Infertile	Infertile	57,30%	Valid
6.	Prediction: Fertile Confidence: 61.60% 	Fertile	Fertile	61,60%	Valid

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dalam mengidentifikasi telur ayam fertil dan infertil menggunakan arsitektur *Vision Transformer* (ViT), yang terdiri dari dua kategori dengan total 228 data citra mendapatkan hasil sangat baik dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 99,77% dan akurasi validasi sebesar 98,03%. *Loss* pelatihan sebesar 0,316 dan *loss* validasi sebesar 0,327. Hal ini didukung dengan evaluasi yang dilakukan menggunakan *confusion matrix* terhadap data diluar dari data pelatihan. Kinerja model yang didapatkan yaitu untuk metrik akurasi dan *recall* memiliki nilai 95% dan untuk *precision* memiliki nilai sebesar 95,16%, sedangkan nilai AUC sebesar 99,68%. Tingginya skor dari setiap metrik tersebut menandakan bahwa model yang dibangun menggunakan arsitektur *Vision Transformer*

(ViT) dapat mengidentifikasi fertilitas telur ayam dengan baik.

Performa model ini juga dipengaruhi dari *image processing* yang digunakan, yaitu *image enhancement* menggunakan teknik CLAHE. CLAHE dapat meningkatkan kontras dan kualitas dari gambar guna mendapatkan informasi lebih dari pola embrio yang terdapat pada telur ayam. Hal ini dapat terlihat ketika melakukan prediksi menggunakan 6 data baru, seluruh dari gambar tersebut dapat teridentifikasi oleh model ViT sesuai dengan kelasnya, meskipun gambar yang diuji memiliki *environment* yang berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Nurlaili and B. U. Aulia, "Penentuan Lokasi Sentra Produksi Komoditas Telur Ayam Ras di Kabupaten Blitar," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 8, no. 2, Feb. 2020, doi: 10.12962/j23373539.v8i2.46980.
- [2] D. R. Siwi, R. H. Pratiwi, and S. Noer, "Analisa Kandungan Bakteri Salmonella sp. pada Telur Ayam dari Pasar Tradisional di Jakarta Selatan," *Bioscientist : Jurnal Ilmiah Biologi*, vol. 11, no. 2, p. 1041, Dec. 2023, doi: 10.333394/bioscientist.v11i2.8375.
- [3] B. P. Suciati, L. Herlina, and S. Kuswaryan, "Manajemen Penetasan Telur Tetes Ayam Sentul (Studi Kasus di UPTD. Balai Pengembangan Perbibitan Ternak Unggas (BPPTU) Jatiwangi)," *Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Peternakan*, vol. 26, no. 2, pp. 80–88, Nov. 2023, doi: 10.22437/jiip.v26i2.25954.
- [4] K. Assersohn, A. F. Marshall, F. Morland, P. Brekke, and N. Hemmings, "Why do eggs fail? Causes of hatching failure in threatened populations and consequences for conservation," Aug. 01, 2021, *John Wiley and Sons Inc.* doi: 10.1111/acv.12674.
- [5] U. Usman, N. Kusrianty, S. Supamri, and N. Nilasari, "Pengaruh Pemberian Minyak Cengkeh Terhadap Daya Tetes dan Mortalitas Telur Itik," *JAGO TOLIS : Jurnal Agrokompleks Tolis*, vol. 2, no. 1, p. 14, Jan. 2022, doi: 10.56630/jago.v2i1.185.
- [6] F. Fitriani, H. Husmimi, D. Masyitha, and M. Akmal, "Histologis Perkembangan Embrio Ayam pada Masa Inkubasi Satu sampai Tujuh Hari," *Jurnal Agripet*, vol. 21, no. 1, Apr. 2021, doi: 10.17969/agripet.v21i1.18449.
- [7] K. K. Çevik, H. E. Koçer, and M. Boğa, "Deep Learning Based Egg Fertility Detection," *Vet Sci*, vol. 9, no. 10, Oct. 2022, doi: 10.3390/vetsci9100574.
- [8] C. A. Hall, D. A. Potvin, and G. C. Conroy, "A new candling procedure for thick and opaque eggs and its application to avian conservation management," *Zoo Biol*, vol. 42, no. 2, pp. 296–307, Mar. 2023, doi: 10.1002/zoo.21730.
- [9] M. R. Firdaus, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network dalam Klasifikasi Telur Ayam Fertel dan Infertil Berdasarkan Hasil Candling," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 563, Dec. 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.8556.
- [10] D. S. Prasvita, M. M. Santoni, R. Wirawan, and N. Trihasuti, "KLASIFIKASI POHON KELAPA SAWIT PADA DATA FUSI CITRA LIDAR DAN FOTO UDARA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 6, no. 2, pp. 406–415, Dec. 2021, doi: 10.29100/jipi.v6i2.2437.
- [11] A. Dosovitskiy et al., "An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale," Oct. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2010.11929>
- [12] C. K. Tan, K. M. Lim, R. K. Y. Chang, C. P. Lee, and A. Alqahtani, "HGR-ViT: Hand Gesture Recognition with Vision Transformer," *Sensors*, vol. 23, no. 12, p. 5555, Jun. 2023, doi: 10.3390/s23125555.
- [13] S. Aladhadh, M. Alsanea, M. Aloraini, T. Khan, S. Habib, and M. Islam, "An Effective Skin Cancer Classification Mechanism via Medical Vision Transformer," *Sensors*, vol. 22, no. 11, Jun. 2022, doi: 10.3390/s22114008.
- [14] A. Pangestu, B. Purnama, and R. Risnandar, "Vision Transformer untuk Klasifikasi Kematangan Pisang," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 1, pp. 75–84, Feb. 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241117389.
- [15] S. Saifullah et al., "Nondestructive Chicken Egg Fertility Detection Using CNN-Transfer Learning Algorithms," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)*, vol. 9, no. 3, pp. 854–871, 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i3.26722.
- [16] S. Saifullah and A. P. Suryotomo, "Identification of chicken egg fertility using SVM classifier based on first-order statistical feature extraction," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 13, no. 3, pp. 285–293, Dec. 2021, doi: 10.33096/ilkom.v13i3.937.285-293.
- [17] S. Saifullah, "Segmentasi Citra Menggunakan Metode Watershed Transform Berdasarkan Image Enhancement Dalam Mendeteksi Embrio Telur," *Systemic: Information System and Informatics Journal*, vol. 5, no. 2, pp. 53–60, Mar. 2020, doi: 10.29080/systemic.v5i2.798.
- [18] M. Opoku, B. A. Weyori, A. F. Adekoya, and K. Adu, "CLAHE-CapsNet: Efficient retina optical coherence tomography classification using capsule networks with contrast limited adaptive histogram equalization," *PLoS One*, vol. 18, no. 11 November, Nov. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0288663.
- [19] S. Sanagavarapu, S. Sridhar, and T. V. Gopal, "COVID-19 Identification in CLAHE Enhanced CT scans with class imbalance using ensembled ResNets," in *2021 IEEE International IOT, Electronics and Mechatronics Conference, IEMTRONICS 2021 - Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Apr. 2021, doi: 10.1109/IEMTRONICS52119.2021.9422556.
- [20] D. Setyawan, A. Wuryandari, and R. A. Wibowo, "PENINGKATAN KUALITAS CITRA MALARIA MENGGUNAKAN METODE CONTRAST ENHANCEMENT BERBASIS HISTOGRAM," *Jurnal Informatika dan Komputer) Akreditasi KEMENRISTEKDIKTI*, vol. 5, no. 3, 2022, doi: 10.33387/jiko.
- [21] E. Park, S. Lohumi, and B. K. Cho, "Line-scan imaging analysis for rapid viability evaluation of white-fertilized-egg embryos," *Sens Actuators B Chem*, vol. 281, pp. 204–211, Feb. 2019, doi: 10.1016/J.SNB.2018.10.109.
- [22] J. Sanjaya and M. Ayub, "Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, Aug. 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2688.
- [23] Q. Zheng, M. Yang, X. Tian, N. Jiang, and D. Wang, "A full stage data augmentation method in deep convolutional neural network for natural image classification," *Discrete Dyn Nat Soc*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/4706576.
- [24] M. R. A. Yudianto, K. Kusriani, and H. Al Fatta, "Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 182–191, Dec. 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1319.
- [25] R. Uthama, Yuhandri, and Billy Hendrik, "Vision Transformer untuk Identifikasi 15 Variasi Citra Ikan Koi," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 5, no. 1, pp. 159–168, May 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i1.6711.
- [26] S. Asy Syifa and I. Amelia Dewi, "Arsitektur Resnet-152 dengan Perbandingan Optimizer Adam dan RMSProp untuk Mendeteksi Penyakit Paru-Paru," *Journal MIND Journal | ISSN*, vol. 7, no. 2, pp. 139–150, 2022, doi: 10.26760/mindjournal.v7i2.139-150.
- [27] M. Heydarian, T. E. Doyle, and R. Samavi, "MLCM: Multi-Label Confusion Matrix," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 19083–19095, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3151048.
- [28] M. Azhari, Z. Situmorang, and R. Rosnelly, "Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, p. 640, Apr. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2937.
- [29] N. L. W. S. R. Ginantra, C. P. Yanti, G. D. Prasetya, I. B. G. Sarasvananda, and I. K. A. G. Wiguna, "Analisis Sentimen Ulasan Villa di Ubud Menggunakan Metode Naive Bayes, Decision Tree, dan K-NN," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 11, no. 3, pp. 205–215, Dec. 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i3.49450.
- [30] K. Kristiawan and A. Widjaja, "Perbandingan Algoritma Machine Learning dalam Menilai Sebuah Lokasi Toko Ritel," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 1, Apr. 2021, doi: 10.28932/jutisi.v7i1.3182.