

# Deteksi Kualitas Telur Bebek Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Modified K-Nearest Neighbor

Pavita Sherintama Giantoro<sup>1\*</sup>, Bernadus Anggo Seno Aji, S.Kom., M.Kom<sup>2</sup>, Yohanes Setiawan, S.Si., M.Kom<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Teknologi Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Bisnis, Institut Teknologi Telkom Surabaya, Surabaya

<sup>1,2,3</sup>Jl. Ketintang No. 156, Kota Surabaya, 60231, Indonesia

email: <sup>1</sup>[pavita.sherintama@student.ittelkom-sby.ac.id](mailto:pavita.sherintama@student.ittelkom-sby.ac.id), <sup>2</sup>[bernadus.seno@ittelkom-sby.ac.id](mailto:bernadus.seno@ittelkom-sby.ac.id), <sup>3</sup>[yohanes@ittelkom-sby.ac.id](mailto:yohanes@ittelkom-sby.ac.id)

*Abstract – Duck eggs are one of the highest protein-producing foods that make market demand for duck egg production also high. In distinguishing good and bad duck eggs, many duck egg producers still use manual methods (candling). Based on these problems, it is necessary for a system to help detect the quality of duck eggs more accurately. In this study the authors created a system with the help of a website and LCD to display the prediction results of the M-KNN method. Color image data used to determine the quality of good and bad duck eggs is taken by the author himself from the age of duck eggs day 1 to day 40. Color images that have passed the feature extraction stage (resize and HSV), pre-processing (Standard Scaler), and processing (PCA) are then trained using M-KNN. The accuracy obtained at the validation testing stage with an optimal K of 6 is 95%, Precision 93%, Recall 92%, and F-1 Score is 93% for good data and the accuracy obtained when testing new data is 84% with Precision 83%, Recall 82%, and F-1 Score is 83% for good data. The expected result is that this system can help producers to check the eggs to be sold in determining the quality of good duck eggs.*

*Abstrak – Telur bebek merupakan salah satu makanan penghasil protein tertinggi yang membuat permintaan pasar terhadap produksi telur bebek juga ikut tinggi. Dalam membedakan telur bebek yang baik dan buruk produsen telur bebek banyak yang masih menggunakan cara manual (candling). Berdasarkan permasalahan tersebut, maka perlu sebuah sistem untuk membantu mendeteksi kualitas telur bebek yang lebih akurat. Pada penelitian ini penulis membuat sistem dengan bantuan website dan LCD untuk menampilkan hasil prediksi metode M-KNN. Data citra warna yang digunakan untuk menentukan kualitas telur bebek baik dan buruk diambil sendiri oleh penulis dari umur telur bebek hari 1 hingga hari 40. Citra warna yang telah melewati tahap ekstraksi fitur (resize dan HSV), pre-processing (Standard Scaler), dan processing (PCA) selanjutnya dilatih menggunakan M-KNN. Akurasi yang didapatkan pada tahap pengujian validasi dengan K optimal 6 yaitu 95%, Presisi 93%, Recall 92%, dan F-1 Score yaitu 93% untuk data baik dan akurasi yang didapatkan saat pengujian data baru yaitu 84% dengan Presisi 83%, Recall 82%, dan F-1 Score yaitu 83% untuk data baik. Hasil yang diharapkan adalah sistem ini dapat membantu produsen untuk mengecek telur yang akan dijual dalam menentukan kualitas telur bebek yang baik.*

**Kata Kunci** – Citra Warna, M-KNN, Precision, Recall, Telur Bebek

## I. PENDAHULUAN

Telur bebek memiliki signifikansi gizi dan protein dalam konsumsi manusia [1]. Penentuan kualitas telur melibatkan faktor eksternal dan internal seperti berat, ukuran, dan Haugh Unit [2]. Metode tradisional seperti candling atau memecah telur memiliki keterbatasan akurasi dan efisiensi [3]. Upaya

untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi melalui pengembangan sistem deteksi kualitas telur telah dilakukan menggunakan SVM dan KNN [4][5].

Dalam penelitian ini, terfokus pada KNN dan pengembangannya menjadi M-KNN [6][7]. Proses pengembangan model deteksi kualitas telur bebek meliputi beberapa tahap. Pertama, pengambilan citra menggunakan ESP32 Cam dan penyimpanan data dalam Cloud. Proses ekstraksi fitur melibatkan model warna HSV dan penyesuaian ukuran citra menjadi array piksel (128,128) untuk meningkatkan resolusi. Pre-processing dilakukan melalui normalisasi menggunakan Standard Scaler.

Langkah berikutnya adalah processing, di mana data normalisasi diolah melalui PCA untuk reduksi dimensi. Data dibagi menjadi data latih dan uji dengan rasio 80%:20% menggunakan train-test split. Tahap terakhir adalah klasifikasi M-KNN, yang mencakup perhitungan jarak Euclidean, validitas, dan Weight Voting [8].

Diharapkan sistem ini memberikan kemudahan bagi pembeli rumahan dalam menilai kualitas telur bebek yang dibeli. Teknologi ini mencerminkan inovasi dalam pertanian dan pangan untuk menjawab tantangan gizi dan keamanan pangan di dunia modern.

**\*) penulis korespondensi:** Bernadus Anggo Seno Aji, S.Kom., M.Kom

Email: [bernadus.seno@ittelkom-sby.ac.id](mailto:bernadus.seno@ittelkom-sby.ac.id)

## II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Studi ini mengacu pada sejumlah penelitian terdahulu yang menjadi landasan dalam pengembangan penelitian ini. Pertama, penelitian [4] berfokus pada pendeteksian kualitas telur ayam ras berdasarkan variasi warna kerabang menggunakan SVM. Dengan fitur warna RGB, berhasil mengklasifikasikan telur ke tiga kelas, mencapai akurasi 80% dari 30 citra per kelas. Meskipun demikian, disarankan untuk mencari metode klasifikasi lain guna meningkatkan akurasi.

Selanjutnya, penelitian [5] mengusulkan deteksi kualitas telur ayam ras melalui informasi warna dan tekstur kerabang dengan GLCM dan KNN. Dengan tetangga 8, akurasi tertinggi adalah 82,3%. Namun, klasifikasi telur mutu II dan III sulit karena intensitas warna yang serupa. Penelitian [6] mengenai deteksi mutu telur ayam melalui warna kerabang menggunakan HSV dan KNN. Pada  $K = 7$ , akurasi mencapai 80%, namun kesalahan klasifikasi terjadi karena kemiripan dengan mutu lain.

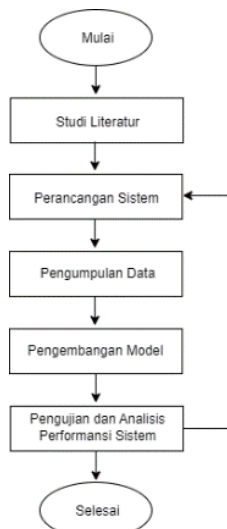
Penelitian [9] berfokus pada klasifikasi telur itik yang terfertilisasi menggunakan Raspberry Pi. Akurasi pendeteksian

mencapai 90% dan 95%. Rekomendasi termasuk penggunaan kamera dengan resolusi lebih tinggi, perangkat keras yang lebih baik, dan penerapan kecerdasan buatan.

Penelitian [10] menggunakan KNN dalam deteksi mutu telur bebek melalui warna kerabang. Melalui Computer Vision, akurasi mencapai 98%. Validasi terhadap 10 sampel menunjukkan kesesuaian antara hasil pemrosesan gambar dan observasi langsung, dengan 8 telur bebek normal dan 2 telur bebek abnormal.

Berdasarkan analisis terhadap kelebihan dan kekurangan penelitian-penelitian sebelumnya terkait deteksi kualitas telur bebek, penelitian ini menerapkan pendekatan M-KNN dalam deteksi kualitas telur bebek berdasarkan fitur warna. Hasil klasifikasi diharapkan dapat membantu produsen dan penjual dalam mengidentifikasi telur bebek yang baik dan buruk. Studi ini mengambil wawasan dari sejumlah penelitian sebelumnya untuk mengembangkan pendekatan yang lebih baik dalam pendeteksian kualitas telur bebek, dengan potensi dampak positif dalam industri.

### III. METODE PENELITIAN



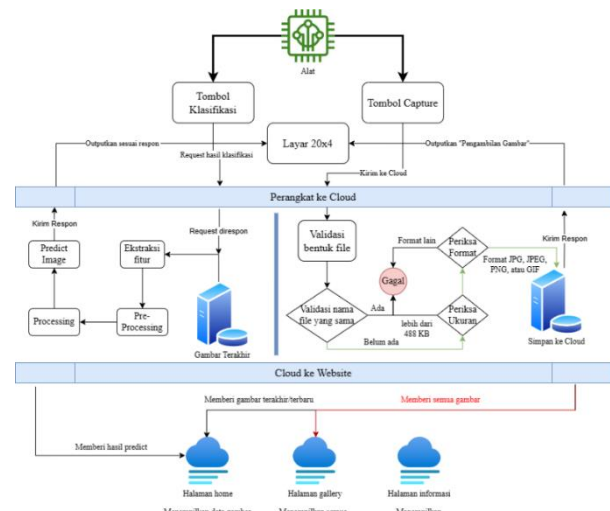
Gbr 1 Prosedur Penelitian

#### A. Studi Literatur

Studi literatur bertujuan untuk mencari, mengumpulkan, dan memahami baik dari jurnal-jurnal penelitian terdahulu, textbook, internet, dan sumber lainnya yang mendukung pemecahan masalah dalam penelitian ini. Studi literatur digunakan sebagai referensi untuk mengetahui secara teoritis metode apa saja yang dapat digunakan dalam menyelesaikan masalah.

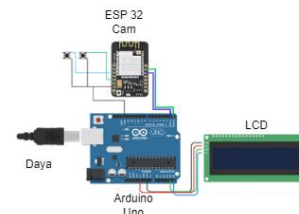
#### B. Perancangan Sistem

Berdasarkan Gbr. 2 yang menggambarkan alur diagram sistem, rancangan desain melibatkan tombol 2 pada Gbr. 4, berfungsi untuk pengambilan gambar dan klasifikasi. Saat alat diaktifkan, pengambilan gambar dimulai dengan menekan tombol. Citra telur bebek yang diambil dikirimkan ke cloud penyimpanan melalui ESP32 Cam, sebelumnya dilakukan validasi terhadap format, integritas, dan ukuran file gambar. Gambar berhasil disimpan pada Cloud setelah memenuhi syarat.



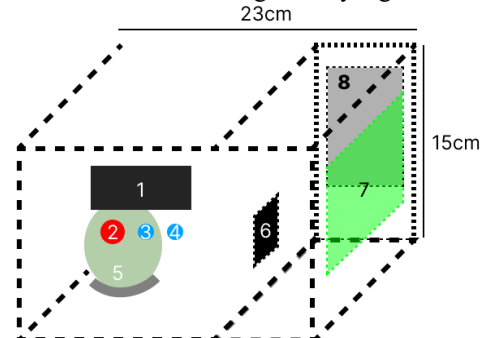
Gbr 2 Alur Diagram Sistem

Setelah gambar tersimpan di Cloud dan muncul sebagai gambar terbaru di situs web, pengguna dapat memprediksi dengan menekan tombol prediksi pada alat atau situs web. Sistem melakukan langkah-langkah berikutnya, seperti pra-pemrosesan citra, normalisasi data, pemrosesan citra, dan prediksi. Hasil prediksi ditampilkan pada LCD melalui Arduino Uno dan juga di situs web. Hasil pengujian memberikan kategori kualitas telur, baik atau buruk. Proses pengembangan model lebih terperinci dijelaskan pada Gbr. 9 "Proses Pengembangan Model".



Gbr 3 Perancangan Alat

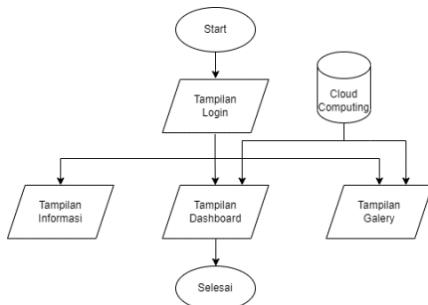
Dapat dilihat pada Gbr. 3 perangkat fasilitator adalah ESP32 cam yang akan menjadi input, serta kemampuan ESP32 yang memiliki jaringan nirkabel, juga akan menjadi penghubung antara alat dan cloud. Serta akan ada Arduino Uno sebagai mikrokontroler yang akan melakukan proses untuk output dari alat, yang akan menampilkan hasil dan status proses. Penelitian dilengkapi dengan cloud niagahoster, dikarenakan sistem mikrokontroler yang tidak terlalu kuat untuk melakukan proses klasifikasi, sehingga akan ditambahkan cloud yang akan menampilkan galeri dari gambar yang diambil dan klasifikasi dari gambar yang baru di ambil.



Gbr 4 Perancangan Perangkat Keras

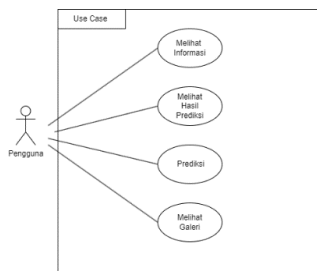
Gbr. 4 memiliki keterangan sebagai berikut:

1. Display LCD, perangkat untuk menampilkan hasil dari proses pengolahan citra digital.
2. Tombol On/Off, mematikan dan menyalakan sistem
3. Tombol untuk klasifikasi
4. Tombol untuk mengambil gambar
5. Telur bebek, objek yang akan diteliti dengan lampu LED pada alasnya untuk sumber cahaya
6. ESP 32 Cam, alat yang akan digunakan untuk pengambilan gambar digital untuk diproses selanjutnya di Arduino Uno
7. Arduino Uno, tempat untuk afiliasi data ke penyimpanan
8. Power untuk daya menyalakan esp, arduino, dan lampu LED



Gbr. 5 Perancangan Website

Flowchart dalam perancangan aplikasi website ini menggambarkan proses sistem pada sisi pengguna server. Gbr. 5 menunjukkan proses perancangan website dalam bentuk Flowchart pada server aplikasi. Ini mencakup tampilan dashboard yang menampilkan pengambilan gambar terakhir, prediksi, dan hasil prediksi. Informasi pengguna dan website ditampilkan dalam tampilan informasi, dan aplikasi ini juga memiliki Galeri yang berisi histori pengambilan gambar telur. Proses prediksi dilakukan setelah pengguna mengambil gambar dan sistem mengirimkan data ke cloud. Hasil prediksi akan ditampilkan pada dashboard setelah pengguna menekan tombol prediksi.



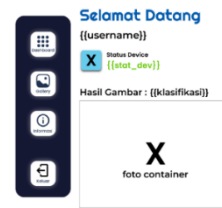
Gbr 6 Use Case Diagram

Pada Gbr. 6 di atas menjelaskan peran pengguna yang dapat dilakukan pada website adalah sebagai berikut :

Pengguna :

1. Pengguna dapat melihat informasi pengguna dan website
2. Pengguna dapat melihat hasil prediksi
3. Pengguna dapat memprediksi dengan menekan tombol prediksi
4. Pengguna dapat melihat galeri yang berisikan histori pengambilan citra telur bebek

Rancangan mockup dari aplikasi website berisi Login, Dashboard, Galeri dan informasi pengguna. User interface mockup dapat dilihat sebagai berikut :



Gbr 7 Mockup Halaman Dashboard



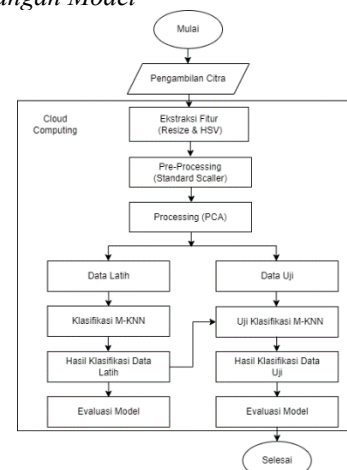
Gbr 8 Mockup Halaman Galeri

### C. Pengumpulan Data

Pengumpulan data bertujuan untuk mendapatkan data yang diperlukan untuk membangun sistem deteksi kualitas telur bebek berbasis pengolahan citra digital. Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini terdiri dari dua jenis data, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer adalah data yang diperoleh secara langsung dari obyek yang diteliti untuk dianalisis lebih lanjut yang mana data diambil setelah perancangan sistem telah selesai. Data telur bebek diambil dari hari pertama telur bebek menetas sampai lebih dari 40 hari untuk pengambilan data dari baik ke buruk. Data sekunder adalah data pengamatan secara tidak langsung dan bersumber dari dokumen. Data sekunder dapat berupa jurnal dan buku literatur yang relevan dengan penelitian.

Pengumpulan ini juga akan kita lakukan dengan menggunakan alat langsung untuk data latih dan uji nanti, serta data yang akan datang untuk dilakukan klasifikasi nanti akan seragam, sehingga keakurasiannya dalam penentuan telur bebek sedang dalam kondisi yang baik atau buruk.

### D. Pengembangan Model



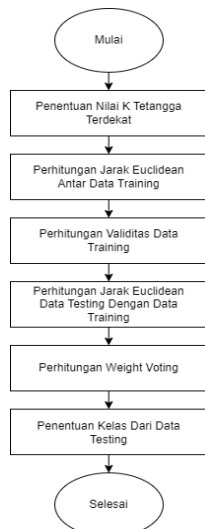
Gbr 9 Proses Pengembangan Model

Pengembangan model deteksi kualitas telur bebek secara real-time (Gbr. 9) melibatkan langkah-langkah berikut:

- a) Pengambilan Citra: Citra telur bebek diambil menggunakan ESP32 Cam setelah perancangan

sistem. Citra disimpan dalam Cloud.

- b) Ekstraksi Fitur: Data citra yang disimpan dalam Cloud diolah dengan ekstraksi fitur menggunakan model warna HSV. Ukuran citra diubah menjadi (128,128) dalam bentuk array untuk meningkatkan ketajaman.
- c) Pre-Processing: Citra yang diekstraksi fiturnya diubah menjadi array melalui pre-processing dengan normalisasi menggunakan Standard Scaler.
- d) Processing: Setelah normalisasi, citra diproses dengan PCA (Principal Component Analysis) untuk mereduksi dimensi dan menjelaskan data secara lebih sederhana. Setelah PCA, data dibagi menjadi data latih dan uji dalam perbandingan 80%:20% dari total 100 citra telur bebek diambil selama 40 hari.



Gbr. 10 Proses Klasifikasi M-KNN

- e) Klasifikasi M-KNN: Setelah pembagian data, dilakukan klasifikasi citra menggunakan metode M-KNN (Gbr. 9). Proses Klasifikasi M-KNN (Gbr. 10) dapat dijelaskan:
  - a. Data latih dan uji dicocokkan berdasarkan jarak Euclidean, diurutkan untuk memilih tetangga terdekat sesuai K.
  - b. Menghitung validitas data latih berdasarkan jumlah titik dengan label sama.
  - c. Melakukan perhitungan weight voting menggunakan rumus.
  - d. Hasil perhitungan weight voting digunakan untuk menentukan kelas data uji dengan memilih bobot terbesar sesuai K, diurutkan untuk mendapatkan klasifikasi akhir.

#### 6. Evaluasi Model

Langkah terakhir setelah klasifikasi menggunakan M-KNN adalah evaluasi akurasi data yang memiliki peran penting dalam mengevaluasi seberapa baik kinerja model M-KNN dalam melakukan klasifikasi data. Akurasi adalah salah satu metrik evaluasi paling sederhana dan umum yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat memprediksi label dengan benar. Evaluasi yang digunakan penulis yaitu akurasi, CM, Presisi, Recall, dan F-1 Score.

#### E. Pengujian Analisis Performansi

Pada tahap pengujian sistem dilakukan evaluasi terhadap berbagai kriteria yang berkaitan dengan sistem dan data yang digunakan seperti ketepatan dan konsistensi pada hasil yang diperoleh. Tahap pengujian sistem bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilan dan kemampuan sistem dalam deteksi kualitas telur bebek.

Analisis performa ini dilihat dari mengklasifikasikan data testing baru yang belum pernah dipakai sebagai model untuk dilihat akurasinya kembali yang dilakukan pada 20 telur bebek terdiri dari 10 telur bebek baik dan 10 telur bebek buruk. Dan dilihat dari analisa penggunaan Cloud website yang mempengaruhi berapa lama sistem melakukan klasifikasi pada sistem

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari perancangan sistem ini terbagi menjadi dua, yaitu sistem untuk alat yang bertugas mengambil gambar dan klasifikasi, serta sistem yang akan menampilkan hasil gambar dan menampilkan hasil klasifikasi yang berbentuk website.

Alat yang telah disusun dari rancangan yang ada pada bab sebelumnya, dibentuk dengan menggunakan akrilik putih. Pemilihan ini dipertimbangkan untuk memaksimalkan pencahayaan yang ada pada alat, sehingga pengambilan gambar dapat lebih cerah lagi untuk hasilnya. Hasil dari penyusunan alat dapat dilihat pada Gbr. 18.



Gbr 11. Alat Pengambilan Gambar



Gbr. 12 Bagian Dalam Alat

Dalam body utama bagian luar, akan diletakkan dua tombol untuk mengambil gambar dan pengambilan klasifikasi dari cloud. Serta pada dalam alat, akan diisi dengan ESP32-Cam dan juga pada tengah akan diletakkan LED yang berada dibawah dengan busa diatasnya. Penambahan busa ini diberi agar telur tetap pada posisi dan melindungi telur agar tidak jatuh lalu pecah. Detail alat yang telah dibentuk dapat dilihat pada Gbr. 12.

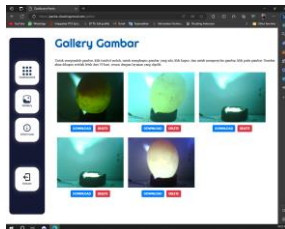
Dalam percobaan ini, LED awalnya memiliki beban listrik sebesar 12V. Namun, untuk menyesuaikan dengan ESP32-Cam dan mencegah kebocoran listrik, daya alat disetel menjadi 5V dengan arus 10 ampere. Pemilihan arus ini penting karena arus yang tidak cukup akan memengaruhi pengambilan gambar di ESP32-Cam. Arus yang kurang memadai dapat

menyebabkan ESP32-Cam mengalami kerusakan dan tidak dapat mengambil gambar dengan baik serta mengirimkannya ke cloud. Agar hasil deteksi lebih mudah dilihat, perancangan juga melibatkan layar yang dihubungkan dengan Arduino Uno.

Setelah merancang sistem alat, langkah berikutnya adalah merancang website untuk menampilkan gambar yang diambil dari alat. Website ini di-host menggunakan niagahoster dan meminta login dengan akun yang benar. Setelah login, pengguna akan diarahkan ke dashboard yang menampilkan hasil klasifikasi dan status koneksi alat.



Gbr. 13 Halaman Dashboard



Gbr 14 Halaman Galeri

Selain halaman dashboard, terdapat halaman galeri yang akan menampilkan data yang telah diambil sebelumnya, serta pengguna dapat melakukan penghapusan dan pengunduhan data gambar yang ada. Tidak hanya itu saja, namun dari gambar yang ada di halaman galeri, maka pengguna dapat memperbesar gambar yang ada dengan klik gambar yang ingin diperbesar.

Tahapan berikutnya adalah pengambilan atau pengumpulan data. Pengambilan ini dilakukan dengan meletakkan telur ditengah alat, lalu melakukan penekanan pada tombol ambil gambar. Penekanan tombol ini dilakukan dengan menahan beberapa detik, hingga pada layar akan muncul kalimat "Pengambilan Gambar" seperti dilihat pada Gbr. 16.



Gbr 15. Peletakan Telur Bebek



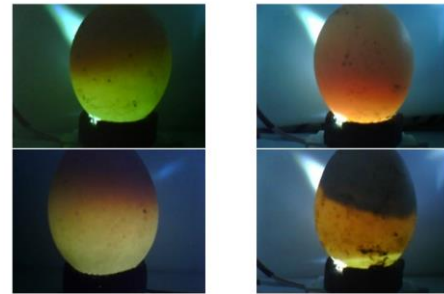
Gbr 16. Status Pengambilan Gambar

Data ini berisi 1.116 gambar, dengan 891 gambar dari telur yang sudah buruk dan 225 gambar dari telur yang masih baik. Pengambilan data menghasilkan kesimpulan tentang telur buruk:

1. Telur yang sudah buruk cenderung memiliki warna kuning yang lebih gelap.
2. Telur yang paling buruk memiliki warna hitam untuk kuning telurnya.
3. Citra telur buruk menunjukkan kegelapan di bagian

atas, terutama pada kuning telur. Ketika telur dibalik, citra tetap gelap karena kuning yang sudah hitam tidak akan meneruskan cahaya.

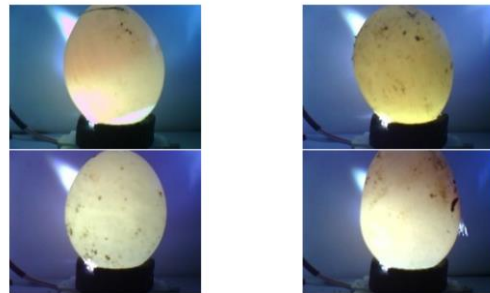
4. Warna putih telur pada telur buruk juga berubah, tidak sejernih putih telur yang baik.



Gbr 17 Hasil Pengambilan Citra Telur Bebek Buruk

Serta pada telur yang masih baik, dari analisa yang dilakukan memunculkan kesimpulan berupa:

1. Pada kondisi telur yang masih bagus, kondisi putih masih cerah, serta kondisi kuning telur pada saat awal telur keluar dari bebek masih bening.
2. Ketika telur diambil dengan menggunakan ESP32-Cam, masih tidak terlalu terlihat apa-apa dalam telurnya.
3. Pada kondisi bagus atau baik ini, telur tidak tercium bau yang busuk.
4. Jika dilihat pada citra digital hasil ESP32-Cam akan lebih terang.



Gbr 18 Hasil Pengambilan Citra Telur Bebek Baik

Proses ekstraksi fitur ini dilakukan dengan mengubah ukuran gambar menjadi 128x128 serta meletakkannya menjadi array dan dikeluarkan menjadi csv. Dalam pengolahan ini, gambar yang semulanya berukuran 800x600 menjadi lebih kecil lagi dengan perubahan ukuran ini. Dikarenakan perubahan dimensi dari gambar, maka gambar yang baru akan terlihat lebih ramping dan lonjong lagi untuk ukuran telurnya.



Gbr 19 Citra Telur 128 x 128

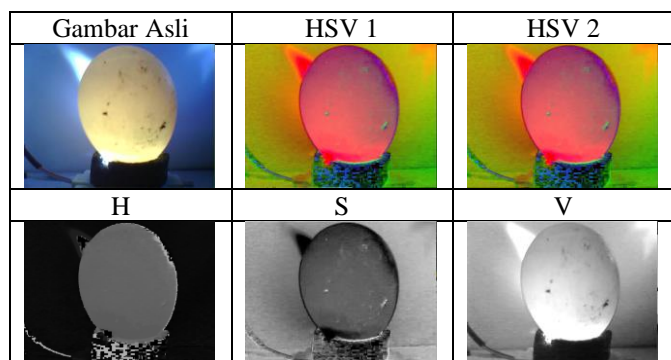


Gbr 20 Gambar Asli

Setelah melakukan perubahan dimensi pada citra, maka selanjutnya data akan diberi filter hsv pada gambar. Pada hasil di gambar telur yang masih baik, hsv terlihat bagus untuk diaplikasikan ke penelitian ini. Dapat dilihat pada tabel percobaan hsv yaitu Tabel I, memperlihatkan jika diurut dari kiri atas ada gambar asli, lalu di lanjutkan dengan hsv1, hsv2,

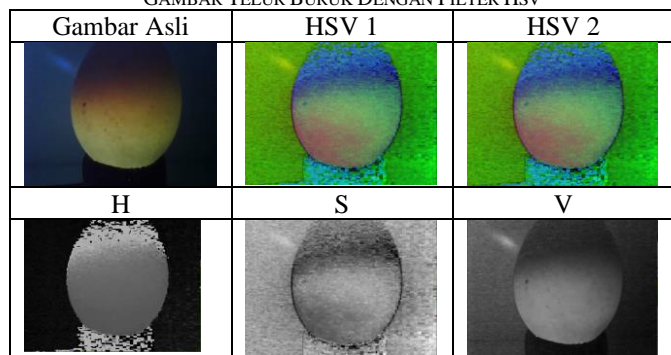
h, s, dan v. telur yang masih baik, tidak terlihat perubahan warna yang berbeda dalam kombinasi warna yang ada.

TABEL I  
GAMBAR TELUR BAIK DENGAN FILTER HSV



Sedangkan pada telur yang sudah busuk, filter hsv lebih rusak, dikarenakan pencahayaan yang juga kurang dari cahaya yang keluar, sehingga dalam proses pemberian filter ini terganggu. Dapat dilihat pada tabel percobaan hsv yaitu Tabel II, memperlihatkan jika diurut dari kiri atas ada gambar asli, lalu di lanjutkan dengan hsv1, hsv2, h, s, dan v. Pada telur busuk terdapat kegagalan atau glitch pada gambar ketika diberi filter h.

TABEL III  
GAMBAR TELUR BURUK DENGAN FILTER HSV



Filter HSV1 dan HSV2 menghasilkan perbedaan warna yang tidak jelas. Untuk efisiensi, hanya filter HSV2 yang akan diaplikasikan dalam kode. Komponen h, s, dan v memisahkan warna telur, namun pendeteksian lebih mungkin dilakukan dari warna gambar itu sendiri.

Hasil filter HSV diubah menjadi array piksel melalui transformasi gambar. Data ini, dalam format array piksel hasil ekstraksi, diproses menjadi format CSV. Ukuran datanya besar, 178,5455 KB, dimensi 1116x49153. Data berasal dari gambar 128x128, 3 gambar dimasukkan dalam satu baris dengan 1 kolom label, menghasilkan 49153 kolom. Data dinormalisasi karena sebarannya rapat, konsentrasi pada rentang 0 hingga 250. Normalisasi menggunakan standar scaler menjaga distribusi data.

Tahap selanjutnya adalah processing. Karena data terlalu besar, perlu reduksi dimensi dan kompresi. PCA digunakan dengan n\_componen 64, menghasilkan data 1116x64 dengan visualisasi 0 hingga 1. Pemilihan n\_componen didasarkan pada percobaan dan akurasi, terlihat di Tabel 4.3.

TABEL IIIII  
PERCOBAAN NILAI N COMPONENT

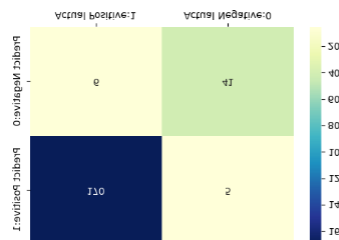
Nilai n_component	Hasil akurasi
5	0.7215189873417721
24	0.7848101265822784
36	0.7341772151898733
48	0.8481012658227848
64	0.9504504504504504

Dari hasil yang ada pada tabel, percobaan dengan nilai 64 memiliki tingkatan akurasi yang tinggi, sehingga nilai untuk 64 akan digunakan dalam model nantinya. Komponen ini dipilih di angka 64, dikarenakan selain akurasi dibawahnya yang lebih kecil PCA yang semakin kecil sama seperti banyaknya juga data yang direduksi menyebabkan kekurangannya informasi yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi dan jika PCA semakin besar menyebabkan penggunaan sumber daya komputasi lebih banyak lagi, sedangkan mempertimbangkan sumber daya yang dimiliki hosting tidak sebesar komputer yang digunakan untuk penelitian, sehingga yang terpilih adalah 64. Dari hasil PCA ini, didapatkan data yang lebih kecil lagi untuk dimensinya.

TABEL IVV  
PENCARIAN NILAI K

Nilai K	Hasil akurasi
1	0.6866992164315665
2	0.7101910143402509
3	0.7412271321814737
4	0.8797629967787632
5	0.8818262556812436
6	0.9504504504504504
7	0.9504504504504504
8	0.9504504504504504
9	0.9504504504504504
10	0.9504504504504504

Pada pencarian hasil K terbaik, percobaan mendapatkan hasil K terbaik adalah 6 dengan keakurasian yang didapatkan pada tahap pengujian adalah 0.9504504504504504 atau 95%. Dari data yang telah dilatih, dianalisa dengan menggunakan Confussion Matrix seperti yang terlihat pada Gambar 4.10. Pemilihan untuk nilai K 6 ini juga dikarenakan, semakin tinggi nilai K yang dipilih nantinya akan mempengaruhi lama proses dan banyaknya sumber daya komputasi yang akan digunakan nantinya. Sehingga dengan menimbang penggunaan hosting, maka nilai K 6 ini yang akan digunakan di model nantinya.



Gbr 21. Confusion Matrix

Confusion Matrix ini akan berguna untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi pada data uji yang diketahui label

sebenarnya (ground truth). Dimana total dari pengambilan data yaitu 1116 dan diambil 20 % untuk data validasi sebanyak 222. Dari Tabel 4.5 dapat diartikan sebagai :

1. True Positive (TP) = 170: Ada 170 data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas positif kelas 1 atau kelas busuk oleh model.
2. False Positive (FP) = 5: Ada 5 data yang sebenarnya adalah kelas negatif (buruk), namun salah diklasifikasikan sebagai kelas positif (baik) oleh model.
3. True Negative (TN) = 41: Ada 41 data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas yang diklasifikasikan 0 atau kelas baik oleh model.
4. False Negative (FN) = 6: Ada 6 data yang sebenarnya adalah kelas yang memiliki label 0 atau baik, namun salah diklasifikasikan sebagai kelas dengan kelas 0 atau buruk oleh model.

Secara ringkas, confusion matrix membuktikan jika model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam mengenali data dengan label baik (kelas positif), namun ada beberapa kesalahan dalam mengenali data dengan label buruk (kelas negatif). Serta untuk menambahkan analisa model dengan menggunakan Tabel V di bawah ini.

TABEL V  
REPORT TABLE

	Precision	Recall	F1-score	Support
<b>0</b>	0.97	0.97	0.97	175
<b>1</b>	0.89	0.87	0.88	47
<b>Accuracy</b>			0.95	222
<b>Macro avg</b>	0.93	0.92	0.93	222
<b>Weighted avg</b>	0.95	0.95	0.95	222

Dapat terlihat dari tabel presisi, model dapat mengidentifikasi kelas tertentu dengan persentase benar adalah 97% dari seluruh prediksi positif yang dilakukan. Serta terlihat pada recall, sebesar 97% dan yang kedua adalah 87%. Hal ini membuktikan model yang digunakan jarang melewatkan atau salah mengklasifikasi data yang seharusnya masuk dalam kelas tersebut. Dari hasil prediksi, maka akan dilakukan validasi dengan membandingkan kelas sebenarnya dan kelas yang diprediksi di Tabel VI yang hanya diambil sepuluh baris data dari atas untuk dilampirkan.

TABEL VI  
CONTOH DATA HASIL KLASIFIKASI

Nama File	Kelas Sebenarnya	Kelas Predict
test_0.jpg	busuk	busuk
test_1.jpg	busuk	busuk
test_2.jpg	busuk	baik
test_3.jpg	baik	baik
test_4.jpg	baik	baik
test_5.jpg	busuk	busuk
test_6.jpg	baik	busuk
test_7.jpg	busuk	busuk
test_8.jpg	busuk	busuk
test_9.jpg	baik	baik

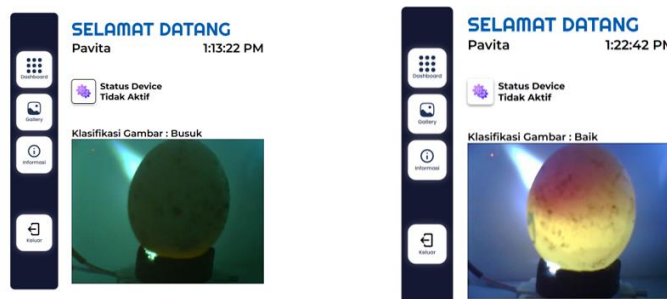
Hasil klasifikasi menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah, sekitar 0.0495, menandakan bahwa sebagian besar prediksi model sesuai dengan label aktual. True Positive Rate yang tinggi (0.9659) menunjukkan model berhasil mendeteksi data positif secara akurat, dan False Positive Rate (0.1087) menunjukkan sejumlah kecil data negatif salah terklasifikasi sebagai positif. Specificity yang tinggi (0.8913) menunjukkan model bagus dalam mengenali data negatif. Hasil klasifikasi menunjukkan performa baik, tetapi penilaian lebih lanjut mempertimbangkan konteks dataset dan tujuan klasifikasi yang lebih spesifik.

Pengujian sistem melibatkan pengujian website dan model. Menggunakan 20 telur (10 busuk, 10 baik) sebagai data uji, akurasi mencapai sekitar 84,1%. Hasil ini cukup tinggi untuk data yang belum pernah diuji sebelumnya. Tabel 4.8 menyajikan hasil uji model secara lebih rinci.

TABEL VII  
REPORT TABLE DATA VALIDASI

	Precision	Recall	F1-score	Support
<b>0</b>	0.88	0.88	0.88	10
<b>1</b>	0.81	0.77	0.80	10
<b>Accuracy</b>			0.84	20
<b>Macro avg</b>	0.83	0.82	0.83	20
<b>Weighted avg</b>	0.84	0.84	0.84	20

Dalam tabel evaluasi klasifikasi tersebut, hasil precision menunjukkan bahwa sekitar 88% dari data yang diprediksi sebagai kelas 0 (positif) adalah benar, sementara sekitar 81% dari data yang diprediksi sebagai kelas 1 (negatif) juga benar. Recall menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi sekitar 88% dari seluruh data kelas 0, dan sekitar 77% dari seluruh data kelas 1. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari precision dan recall, menunjukkan kinerja yang baik untuk kedua kelas dengan nilai 0.88 untuk kelas 0 dan 0.80 untuk kelas 1. Dengan akurasi sebesar 85%, model ini memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi kedua kelas. Secara keseluruhan, hasil evaluasi metrik ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam melakukan prediksi dengan akurasi yang memuaskan. Namun, penting untuk mempertimbangkan konteks dataset dan jumlah data pada masing-masing kelas untuk interpretasi yang lebih komprehensif.



Gbr 22 Uji Klasifikasi Pada Website

Serta pengujian website juga dilakukan, dengan mengambil dari gambar yang ada, dilakukan klasifikasi dengan tombol yang ada pada dashboard. Proses ini akan mengambil data gambar terakhir yang diambil, serta melakukan klasifikasi.

Dan klasifikasi akan ditampilkan di dashboard. Kesimpulan pada percobaan ini juga dari gambar yang diklasifikasi, telah tepat sesuai dengan penomoran dan data uji yang telah disediakan.

## V. KESIMPULAN

Deteksi kualitas telur bebek menggunakan warna dengan metode M-KNN memiliki cara deteksi yang dimulai dari ekstraksi fitur menggunakan resize dan HSV, pre-processing menggunakan Standard Scaller, processing menggunakan PCA, dan klasifikasi baik buruk menggunakan M-KNN. Akurasi yang didapatkan pada tahap pengujian validasi dengan K optimal 6 yaitu 95%, Presisi 93%, Recall 92%, dan F-1 Score yaitu 93% untuk data baik dan akurasi yang didapatkan saat pengujian data baru yaitu 84% dengan Presisi 83%, Recall 82%, dan F-1 Score yaitu 83% untuk data baik. Hal ini dikarekan ketidak konsistenan cahaya yang masuk dari luar kotak.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Dosen Pembimbing atas segala dukungan yang diberikan kepada peneliti sehingga peneliti dapat menyelesaikan penelitian tepat waktu.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. G. Indrawan, I. M. Sukada, and I. K. Suada, "Kualitas Telur Dan Pengetahuan Masyarakat Tentang Penanganan Telur Di Tingkat Rumah Tangga," *Indones. Med. Veterinus*, vol. 1, no. 5, pp. 607–620, 2012.
- [2] P. Oriesta, A. Harmayanda, D. Rosyidi, and O. Sjojfan, "Evaluasi Kualitas Telur Dari Hasil Pemberian Beberapa Jenis Pakan Komersial Ayam Petelur," *J-Pal*, vol. 7, no. 1, pp. 25–32, 2016.
- [3] R. Peranginangin, "Teknologi Pengolahan Telur," *Squalen Bull. Mar. Fish. Postharvest Biotechnol.*, vol. 3, no. 1, p. 24, 2008, doi: 10.15578/squalen.v3i1.167.
- [4] Maimunah. and T. Rokhman, "Klasifikasi Penurunan Kualitas Telur Ayam Ras Berdasarkan Warna Kerabang Menggunakan Support Vector Machine," *Informatics Educ. Prof.*, vol. 3, no. 1, pp. 43–52, 2018.
- [5] M. Sholihin and M. G. Rohman, "Klasifikasi Kualitas Mutu Telur Ayam Ras Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur," *J. Tek.*, vol. 10, no. 2, pp. 2–6, 2018, doi: 10.30736/teknika.v10i2.244.
- [6] M. G. R. Miftahus Sholihin, "Klasifikasi Mutu Telur Berdasarkan Fitur Warna dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Fak. Teknol. Inf. UNMER Malang*, pp. 1188–1193, 2018.
- [7] G. de N. J. Rodrigo Garcia Motta, Angélica Link, Viviane Aparecida Bussolaro *et al.*, "Klasifikasi Citra Aksara Jawa Menggunakan Metode Modified K-Nearest Neighbor," *Pesqui. Vet. Bras.*, vol. 26, no. 2, pp. 173–180, 2021, [Online]. Available: <http://www.ufrgs.br/actavet/31-1/artigo552.pdf>.
- [8] D. Untuk *et al.*, "Implementasi Algoritme Modified K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Implementation Of Modified K-Nearest Neighbor Algorithm For Classification Of Faculty Of Science And Technology," 2021.
- [9] J. Indra, N. Agani, and H. H. Handayani, "Klasifikasi Fertilitas Telur Itik dengan Pengolahan Citra Digital Menggunakan Raspberry Pi," *Techno Xplore J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 68–76, 2018, doi: 10.36805/technoexplo.v3i2.803.
- [10] N. Alam, D. Darwin, and U. Firmansyah, "Pengembangan Metode Pemilahan Kualitas Telur Bebek Berdasarkan Normal/Abnormal Berbasis Image Processing," *Fakt. Exacta*, vol. 11, no. 4, p. 362, 2018, doi: 10.30998/faktorexacta.v11i4.2889.
- [11] I. wayan R. Widarta, "Teknologi Telur," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2018.
- [12] A. T. Sumiati\*, D.K.Purnamasari, Erwan, Syamsuhaidi, K.G.Wiryawan, Dela Fatmala, "Kajian Penggunaan Maggot (*Hermetia illucens*) Dalam Pakan Terhadap Kualitas Telur Ayam Ras The Use of Black Soldier Flyer (*Hermetia illucens*) Larva in Feed of Eggs quality Laying Hens," vol. 8, no. 2, pp. 146–155, 2022.
- [13] M. Iirsyam, "Perancangan Alat Mendeteksi Kelayakan Oli Pada Kendaraan Sepeda Motor Berbasis Arduino Uno Atmega328," *Sigma Tek.*, vol. 2, no. 2, p. 179, 2019, doi: 10.33373/sigma.v2i2.2061.
- [14] D. Setiawan, H. Jaya, and S. Nurarif, dkk, "Implementasi ESP32-Cam Dan Blynk Pada Wifi Door Lock," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 1, pp. 159–164, 2022.
- [15] A. N. T. RD. Kusumanto, "Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi Rgb," *Semantik*, pp. 1–7, 2011, doi: 10.1016/S0166-1116(08)71924-1.
- [16] L. Mazaya1, M. . . Achmad Rizal, ST., and M. S. , Dr. drh. H. Trioso Purnawarman, "Perancangan Aplikasi Android Untuk Deteksi Daging Ayam Tiren Menggunakan Metode Analisis Warna Dan Tekstur Berbasis Pengolahan Citra Digital," vol. 10, no. 1, pp. 1–52, 2022, doi: 10.21608/pshj.2022.250026.
- [17] N. Z. Munantri, H. Sofyan, and M. Yanu, "Aplikasi Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Umur Pohon," *Telematika*, vol. 16, no. 2, pp. 97–104, 2019.
- [18] A. McAndrew, "An Introduction to Digital Image Processing with Matlab, Notes for SCM2511 Image Processing 1," *J. Ilm.ELIT. Elektro*, vol. 2, no. 2, pp. 83–87, 2014, [Online]. Available: [https://edurev.gumlet.io/files/6260\\_775d8d8a-e094-4ba1-882c-9ada31d9559b.pdf](https://edurev.gumlet.io/files/6260_775d8d8a-e094-4ba1-882c-9ada31d9559b.pdf).
- [19] K. D. Septiaji and K. Firdausy, "Deteksi Kematangan Daun Selada (*Lactuca Sativa L*) Berbasis Android Menggunakan Nilai RGB Citra," *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, p. 20, 2018, doi: 10.26555/jiteki.v4i1.8994.
- [20] G. Sumantri, M. D. Novianto, and ..., "Implementasi Fuzzy C-Means dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia untuk Pemerataan Kualitas Pendidikan," ... *Semin. Pendidik. ....*, vol. 8, no. 2721, 2023, [Online]. Available: <http://prosiding.himatikauny.org/index.php/prosidinglsm/article/view/31090Ahttp://prosiding.himatikauny.org/index.php/prosidinglsm/article/view/310/126>.
- [21] P. Picasso, "Implementasi Pengenalan Wajah Menggunakan PCA (Principal Component Analysis)," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 9, no. 2, pp. 40–42, 2002, [Online]. Available: <http://prosiding.himatikauny.org/index.php/prosidinglsm/article/view/31090Ahttp://prosiding.himatikauny.org/index.php/prosidinglsm/article/view/310/126>.
- [22] A. Suryadi, "Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) Dengan Algoritma Fuzzy C-Means (FCM)," *J. Pendidik. Mat.*, vol. 4, no. 2, pp. 58–65, 2015, [Online]. Available: [http://e-mosharafa.org/index.php/mosharafa/article/view/mv4n2\\_2/194](http://e-mosharafa.org/index.php/mosharafa/article/view/mv4n2_2/194).
- [23] rahayu deny danar dan alvi furwanti Alwie, A. B. Prasetyo, R. Andespa, P. N. Lhokseumawe, and K. Pengantar, "PENERAPAN K-OPTIMAL PADA ALGORITMA MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR (MK-NN) UNTUK KLASIFIKASI KELULUSAN MAHASISWA (STUDI KASUS : TEKNIK INFORMATIKA UIN SUSKA RIAU)," *J. Ekon. Vol. 18, Nomor 1 Maret 201*, vol. 2, no. 1, pp. 41–49, 2020.
- [24] R. Somya, "Penggunaan Python Web Framework Flask Untuk Pemula," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 8–15, 2018, doi: 10.23917/khif.v4i1.5979.
- [25] R. Yusuf Azhari, "Web Service Framework : Flask Dan Fastapi," *Technol. Informatics Insight J.*, vol. 1, no. 1, pp. 58–65, 2022, doi: 10.32639/tiij.v1i1.54.
- [26] J. Informasi, A. Sujjada, A. R. Ramdani, K. Kibtiyah, and M. P. Utami, "Prediksi Nilai Ujian Sekolah Siswa SMK Plus Padjadjaran Berbasis Web Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," vol. 5, no. 2, pp. 151–158, 2023, doi: 10.37034/jidt.v5i1.370.
- [27] Y. S. HARIYANI, S. HADIYOSO, and T. S. SIADARI, "Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 8, no. 2, p. 443, 2020, doi: 10.26760/elkomika.v8i2.443.