Analisis Emosi Anjing Melalui Klasifikasi Citra untuk Deteksi Ekspresi Wajah Hewan Peliharaan

I Gede Surya Adi Pradana[a1], I Gede Santi Astawa[a2]

[a]Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana
Jalan Raya Kampus UNUD, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali, Indonesia
[1]pradana.2208561126@student.unud.ac.id
[2] santi.astawa@unud.ac.id

Abstract

Emotion Detection in Dogs through Image Classification for Pet Facial Expression Analysis utilizes convolutional neural networks (CNNs) to discern and quantify dogs' emotional states based on their facial expressions. This approach leverages advanced image processing techniques to recognize subtle cues indicative of various emotions like happiness, fear, or sadness in dogs. By applying CNNs to analyze image data, pet owners can gain valuable insights into their dogs' emotional well-being and address their needs accordingly. This technology offers a promising avenue for enhancing the bond between pets and owners by facilitating more informed and empathetic care tailored to each dog's emotional state and personality.

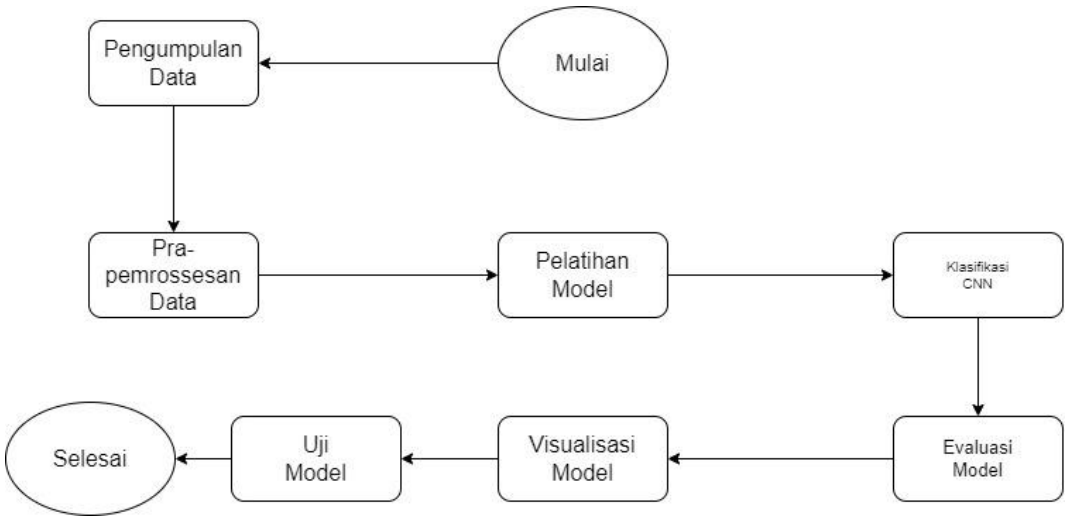
Keywords: *Emotion Recognition, Dog Facial Expressions, Image Classification, Convutional Neural Networks (CNNs), Pet Well-Being*

1. Pendahuluan

Dalam dekade terkini, perkembangan teknologi telah mengarah pada peningkatan minat terhadap aplikasi kecerdasan buatan (AI) dalam berbagai bidang, termasuk ilmu komputer dan kedokteran hewan. Salah satu bidang yang menarik perhatian adalah penggunaan AI untuk menganalisis dan memahami ekspresi emosional hewan peliharaan, seperti anjing. Anjing, sebagai hewan peliharaan yang paling umum di dunia, sering kali menjadi anggota keluarga dan mendapatkan perhatian khusus dari pemiliknya. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa anjing memiliki kemampuan unik untuk mengekspresikan emosi melalui ekspresi wajah mereka. Namun, interpretasi dan pemahaman terhadap ekspresi-emspresi ini masih merupakan tantangan bagi banyak pemilik hewan. Dalam konteks ini, penggunaan teknologi AI, khususnya teknik klasifikasi citra dengan menggunakan jaringan saraf konvolusional (CNNs) [1], menawarkan potensi untuk meningkatkan pemahaman kita terhadap keadaan emosional anjing melalui analisis ekspresi wajah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan ekspresi emosional pada anjing berdasarkan gambar wajah mereka. Dengan memanfaatkan kemajuan dalam bidang visi komputer dan pembelajaran mesin, teknik ini akan memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang bagaimana anjing mengungkapkan perasaan mereka melalui wajah mereka. Keberhasilan proyek ini memiliki implikasi yang luas, termasuk memberikan pemilik hewan peliharaan wawasan yang lebih baik tentang kesejahteraan emosional anjing mereka. Informasi ini dapat membantu pemilik untuk merespons kebutuhan emosional hewan peliharaan mereka secara lebih efektif dan sensitif. Selain itu, penelitian ini juga dapat membuka jalan bagi pengembangan teknologi yang dapat digunakan dalam lingkungan klinik veteriner untuk membantu diagnosis dan perawatan hewan yang lebih baik. Dalam konteks lebih luas, penelitian ini juga mendorong pengembangan AI yang lebih humanistik, di mana teknologi tidak hanya digunakan untuk tujuan praktis tetapi juga untuk meningkatkan kualitas hidup dan hubungan antara manusia dan hewan peliharaan mereka. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi positif terhadap bidang kecerdasan buatan dan kesejahteraan hewan secara keseluruhan.

2. Metode Penelitian

2.1. Alur Penelitian



Gambar 1. Alur penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dataset citra ekspresi wajah anjing yang telah diberi label *angry* dan *happy.* Dataset ini terdiri dari berbagai gambar anjing dengan ekspresi wajah yang mencerminkan kedua emosi tersebut. Selanjutnya, data diproses dan dibagi secara acak menjadi dua bagian: data pelatihan untuk melatih model klasifikasi, dan data pengujian untuk mengevaluasi kinerja model. Selanjutnya, teknik klasifikasi citra menggunakan jaringan saraf konvolusional (CNN) diterapkan pada data pelatihan. CNN dilatih untuk mempelajari pola dan fitur khas dari citra anjing dengan ekspresi *angry* dan *happy.* Proses pelatihan dilakukan berulang kali untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali perbedaan antara kedua ekspresi emosional tersebut.[2]. Langkah terakhir adalah evaluasi model klasifikasi menggunakan data pengujian yang terpisah. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan recall digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat mengenali dan mengklasifikasikan ekspresi emosional pada citra wajah anjing[3]. Hasil evaluasi ini memberikan wawasan tentang kinerja model dan potensinya dalam menganalisis ekspresi emosional pada hewan peliharaan, khususnya anjing.

2.2. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam proyek ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Kaggle, sebuah platform yang menyediakan berbagai dataset untuk keperluan machine learning dan analisis data. Dataset ini terdiri dari 800 gambar anjing yang dikategorikan berdasarkan dua emosi utama, yaitu "angry" dan "happy", dengan masing-masing kategori berisi 400 gambar. Pemilihan dataset ini bertujuan untuk membangun dan melatih model klasifikasi gambar yang dapat mengenali ekspresi emosional pada wajah anjing. Penggunaan dataset dari Kaggle dipilih karena dataset tersebut sudah terstruktur dengan baik dan menyediakan variasi gambar yang cukup, sehingga sangat cocok untuk keperluan pelatihan model deep learning.

2.3. Preprocessing Data

Data yang telah dikumpulkan mengalami penyesuaian ukuran dari ukuran asli yang beragam menjadi 150×150 piksel. Selanjutnya, dilakukan proses Augmentasi Data. Augmentasi Data adalah proses dalam pengolahan gambar yang bertujuan untuk meningkatkan variasi data latih dengan mengubah atau memodifikasi gambar sehingga komputer tetap mengenali gambar tersebut sebagai gambar yang sama. Pada penelitian ini, augmentasi data mencakup beberapa teknik: rotasi gambar secara acak hingga sudut maksimum 40°, pergeseran horizontal dan vertikal, shear atau distorsi gambar, zoom-in dan zoom-out, serta flipping horizontal. Selain itu,

semua gambar dinormalisasi dengan mereskalakan nilai pixel ke rentang 0-1. Proses-proses ini bertujuan untuk membuat model lebih tangguh terhadap berbagai variasi dalam data input, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi model saat dihadapkan dengan data baru.[4]

2.4. Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan setelah tahap preprocessing data selesai. Model yang digunakan adalah model Convolutional Neural Network (CNN), yang terdiri dari beberapa lapisan (layer) konvolusi dan pooling untuk ekstraksi fitur, serta lapisan fully connected untuk klasifikasi akhir. Pada penelitian ini, model CNN dimulai dengan lapisan konvolusi dengan 32 filter dan kernel berukuran 3x3, diikuti dengan lapisan pooling untuk mengurangi dimensi fitur. Proses ini dilanjutkan dengan beberapa lapisan konvolusi dan pooling tambahan, masing-masing dengan jumlah filter yang semakin meningkat (64 dan 128 filter), untuk menangkap fitur yang lebih kompleks. Setelah itu, lapisan flatten digunakan untuk mengubah matriks fitur menjadi vektor, yang kemudian diproses oleh beberapa lapisan fully connected, termasuk lapisan dropout untuk mengurangi overfitting, dan diakhiri dengan lapisan output menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas dari dua kelas (angry dan happy). Model ini dilatih menggunakan data yang telah di-augmentasi, dengan menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy. Pelatihan dilakukan selama 20 epoch, dengan data validasi digunakan untuk memantau kinerja model dan menyesuaikan bobot secara bertahap. Selama pelatihan, kinerja model dievaluasi berdasarkan metrik akurasi dan loss baik pada data latih maupun data validasi. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan loss seiring bertambahnya epoch, yang menggambarkan kemampuan model dalam belajar dari data latih dan menggeneralisasikan pengetahuannya ke data validasi.

2.5. Klasifikasi Citra Dengan CNN

Klasifikasi citra dengan CNN adalah proses di mana model yang telah dilatih digunakan untuk mengidentifikasi kategori gambar baru. Dalam program ini, CNN yang telah dilatih pada gambar anjing dengan emosi "angry" dan "happy" digunakan untuk memprediksi emosi dari gambar baru. Gambar baru ini terlebih dahulu diproses untuk penyesuaian ukuran dan normalisasi, sama seperti data latih. Model kemudian mengeluarkan probabilitas untuk masing-masing kategori, dan kategori dengan probabilitas tertinggi menjadi hasil prediksi. Proses ini memungkinkan identifikasi otomatis dari emosi "angry" atau "happy" pada gambar anjing berdasarkan pola-pola yang telah dipelajari selama pelatihan. [5]

2.6. Evaluasi

Evaluasi model CNN dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan gambar baru setelah dilatih. Terdapat beberapa metrik evaluasi yang umum digunakan, di antaranya:

a. Akurasi (Accuracy): Metrik yang mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibuat oleh model dibandingkan dengan total jumlah prediksi.

   Accuracy = $\frac{Total\ prediksi\ benar}{Total\ prediksi}$

b. Loss Function: Fungsi yang mengukur seberapa baik model menghasilkan prediksi. Untuk klasifikasi multikelas, umumnya menggunakan cross-entropy loss function.

   Loss = $-\frac{1}{N}\sum_{I=1}^{N}\ \sum_{j=1}^{C}\ y_{ij}\ \log(P_{ij})$

   - N adalah jumlah sampel data
   - C adalah jumlah kelas
   - y_{ij} adalah label yang sebenarnya untuk sampel i dan kelas j
   - P_{ij} adalah probabilitas model untuk sampel i dan kelas j

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

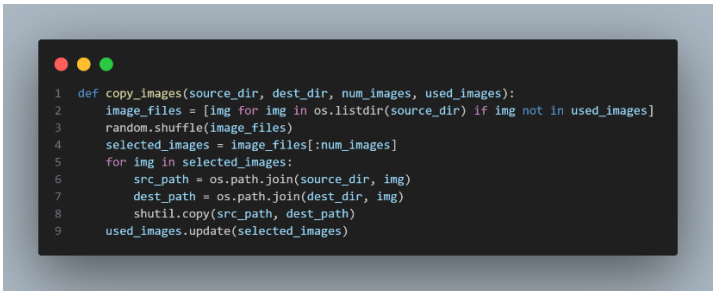
c. Confusion Matrix: Matriks yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas.

d. Precision, Recall, dan F1-score: Metrik evaluasi yang lebih rinci yang mengukur performa model untuk setiap kelas secara individual.

Evaluasi dilakukan menggunakan data validasi yang tidak pernah dilihat oleh model selama pelatihan. Dengan metrik-metrik tersebut, kita dapat memahami seberapa baik model CNN dapat mengidentifikasi emosi pada gambar anjing. Dalam kode, akurasi dan loss biasanya langsung tersedia sebagai output dari proses pelatihan model. Sedangkan untuk confusion matrix, precision, recall, dan F1-score, kita bisa menggunakan fungsi-fungsi dari library seperti scikit-learn di Python.

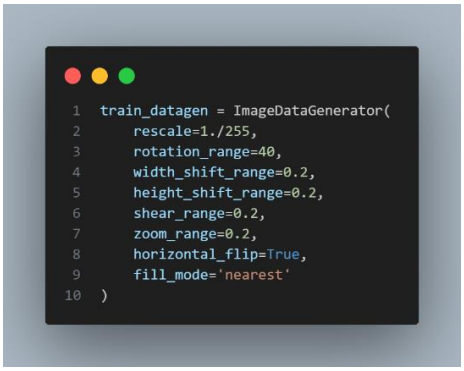
3. Hasil dan Diskusi

Bagian pertama yang menangani pembagian data terletak dalam fungsi `copy_images`, di mana gambar-gambar dari direktori sumber (angry_dir dan happy_dir) disalin ke direktori tujuan (train_angry, train_happy, validation_angry, validation_happy) dengan jumlah tertentu sesuai dengan jumlah data yang telah ditentukan. Selanjutnya, dilakukan inisialisasi generator untuk data latih (train_generator) dan data validasi (validation_generator) menggunakan ImageDataGenerator. Proses ini sangat penting untuk mempersiapkan dataset sebelum proses pelatihan model dimulai. Penggunaan generator memungkinkan augmentasi data dilakukan secara dinamis selama proses pelatihan, yang membantu meningkatkan ketahanan dan kinerja model terhadap variasi data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 2. Pembagian Data

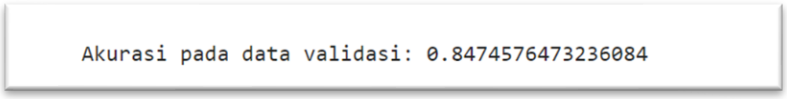
Tahap augmentasi dilakukan menggunakan ImageDataGenerator pada generator data latih. Dalam kode yang disediakan, train_datagen diinisialisasi dengan berbagai transformasi seperti rotasi, pergeseran horizontal dan vertikal, pemotongan, perbesaran, dan pencerminan. Berikut adalah inisialisasi train_datagen



Gambar 3. Augmentasi

Kemudian, dibuatlah generator data latih (train_generator) menggunakan train_datagen dengan parameter-parameter yang telah ditentukan sebelumnya. Generator ini akan menghasilkan batch-batch citra yang telah dimodifikasi secara acak sesuai dengan transformasi yang telah ditentukan sebelumnya. Pendekatan ini memungkinkan model untuk melihat variasi yang lebih luas dari data latih yang tersedia, yang pada gilirannya membantu meningkatkan kemampuan model untuk mengeneralisasi pola dari data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini adalah strategi penting dalam memperbaiki kinerja model dan mencegah overfitting. Selanjutnya merupakan proses pelatihan model menggunakan metode transfer learning dengan menggunakan base model VGG16. Pertama, model disetel agar lapisan-lapisan dasar tidak dapat di-train ulang dengan mengatur base_model.trainable = False. Kemudian, model dikompilasi dengan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy. Selanjutnya, model dilatih selama 20 epoch menggunakan generator data latih dan data validasi. Setelah itu, beberapa lapisan terakhir dari base model di-"unfreeze" untuk fine-tuning dengan mengatur base_model.trainable = True, dan lapisan-lapisan yang tidak ingin di-train kembali diatur ke False. Model kemudian dikompilasi ulang dengan learning rate yang lebih rendah, dan dilatih kembali selama 10 epoch. Akhirnya, model dievaluasi menggunakan data validasi, akurasi hasil evaluasi dicetak ke layar, dan model final disimpan ke dalam file.

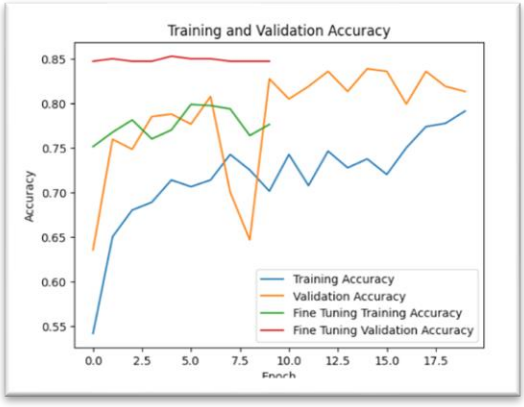
Gambar 4. Pelatihan Model



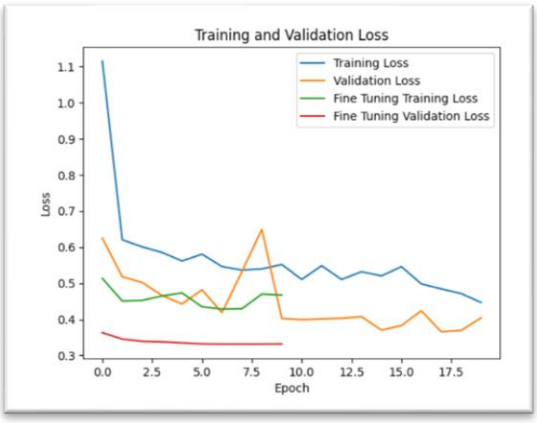
Gambar 5. Hasil Akurasi

Selanjutnya, untuk membuat plot akurasi dan loss selama proses pelatihan model. Pertama, plot akurasi pelatihan dan validasi dibuat dengan menggunakan data dari history.history['accuracy'] dan history.history['val_accuracy']. Hal ini membantu dalam memantau perkembangan akurasi model selama pelatihan dan mengevaluasi kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Selanjutnya, plot loss pelatihan dan validasi dibuat dengan menggunakan data dari history.history['loss'] dan history.history['val_loss']. Hal ini memungkinkan untuk melihat bagaimana loss model berubah seiring berjalannya proses pelatihan. Dengan memeriksa kedua grafik tersebut, kita dapat mengevaluasi performa model serta memastikan apakah terjadi overfitting atau underfitting. Dalam kasus ini, akurasi model telah mencapai 84% dengan total epoch yang ditentukan adalah 20, menunjukkan bahwa model telah belajar dengan baik dari data latih dan mampu melakukan klasifikasi dengan akurat.

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948



Gambar 6. Training dan Validasi akurasi



Gambar 7. Training dan Validasi loss

Selanjutnya, laporan klasifikasi dibuat menggunakan fungsi classification_report dari modul sklearn.metrics. Laporan ini memberikan detail tentang performa model dalam mengklasifikasikan data validasi, termasuk presisi, recall, dan nilai F1 untuk setiap kelas. Kemudian, sebuah fungsi bernama classify_image didefinisikan untuk melakukan klasifikasi pada gambar tunggal. Fungsi ini mengambil gambar dari path yang ditentukan, mengonversinya menjadi array gambar, melakukan prediksi menggunakan model yang telah dilatih, dan mengonversi hasil prediksi menjadi kelas yang sesuai menggunakan dictionary class_indices. Contoh penggunaan fungsi classify_image digunakan untuk memprediksi kelas dari satu gambar contoh yang diberikan.

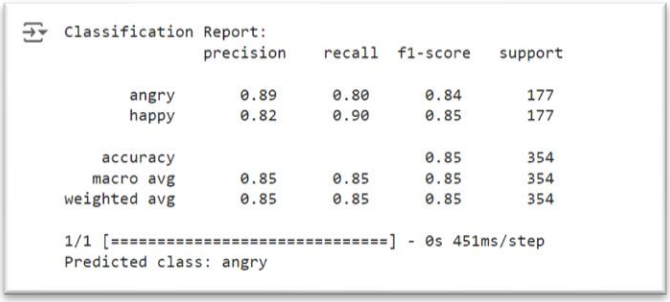
```python
# Buat laporan klasifikasi
class_report = classification_report(validation_generator.classes, y_pred, target_names=validation_generator.class_indices.keys())
print("Classification Report:\n", class_report)

# Fungsi untuk melakukan klasifikasi gambar tunggal
def classify_image(model, img_path, target_size=(150, 150)):
    img = tf.keras.preprocessing.image.load_img(img_path, target_size=target_size)
    img_array = tf.keras.preprocessing.image.img_to_array(img)
    img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0) / 255.0
    prediction = model.predict(img_array)
    class_indices = {v: k for k, v in validation_generator.class_indices.items()}
    predicted_class = class_indices[np.argmax(prediction)]
    return predicted_class

# Contoh penggunaan klasifikasi gambar
sample_image_path = '/content/drive/My Drive/FGA/Validasi/angry/angry1.jpg'  # Ganti dengan path gambar Anda
predicted_class = classify_image(model, sample_image_path)
print(f"Predicted class: {predicted_class}")
```

Gambar 8. Tahap Klasifikasi

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948



```
Classification Report:
                precision    recall  f1-score   support

         angry       0.89      0.80      0.84       177
         happy       0.82      0.90      0.85       177

      accuracy                           0.85       354
     macro avg       0.85      0.85      0.85       354
  weighted avg       0.85      0.85      0.85       354

1/1 [==============================] - 0s 451ms/step
Predicted class: angry
```

Gambar 9. Hasil Klasifikasi

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan potensi yang baik dalam klasifikasi emosi pada citra anjing, terutama dalam membedakan antara emosi marah dan bahagia. Penggunaan dataset sekunder dari Kaggle yang terdiri dari 400 foto anjing untuk setiap kategori emosi telah memberikan hasil yang memuaskan. Proses awal melibatkan preprocessing data dengan menyesuaikan ukuran citra dan melakukan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset. Model CNN yang dibangun menggunakan arsitektur VGG16 sebagai base model berhasil dilatih dengan baik menggunakan generator data latih. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 84% pada data validasi setelah dilatih selama 20 epoch. Analisis lebih lanjut terhadap confusion matrix dan laporan klasifikasi mengonfirmasi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi emosi dengan baik. Oleh karena itu, penelitian ini menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi aplikasi yang luas dalam klasifikasi emosi pada citra anjing, dengan manfaat potensial dalam bidang seperti pemantauan hewan peliharaan dan pemrosesan citra medis.

Daftar Pustaka

[1] S. Danish Arkansa and C. Lubis, “Klasifikasi Ras Anjing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Vgg-16.”

[2] K. O. Lauw, L. W. Santoso, and R. Intan, “Identifikasi Jenis Anjing Berdasarkan Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Android.”

[3] K. Wajah Hewan Tresi Aprilia, “Jurnal Teknik Informatika dan Desain Komunikasi Visual Analisa Perbandingan Inception dan Xception Berbasis CNN untuk,” *Universitas Selamat Sri*, vol. 3, no. 1, 2024.

[4] R. Rafiif Amaanullah, G. Rizka Pasfica, S. Adi Nugraha, and M. Rifqi Zein, “Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Emosi Melalui Wajah (Implementation of Convolutional Neural Network for Emotion Detection Through Face).” [Online]. Available: https://www.kaggle.com/shivambhardwaj0101/emo

[5] A. Arifandi, “Jurnal Terapan Sains & Teknologi Identifikasi Dan Prediksi Umur Serta Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *Fakultas Sains dan Teknologi-Universitas PGRI Kanjuruhan Malang*, vol. 4, no. 2, p. 2022.

p-ISSN: 2986-3929
e-ISSN: 3032-1948

Halaman ini sengaja dibiarkan kosong