

Identifikasi Jenis Kelamin Otomatis Berdasarkan Mata Manusia Menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Haar Cascade Classifier*

Afu Ichsan Pradana^{1✉}, Wijiyanto²

¹ Teknik Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta, Indonesia

² Manajemen Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta, Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diserahkan : 29-12-2023

Direvisi : 02-01-2024

Diterima : 06-01-2024

Kata Kunci:

CNN; Mata, Jenis kelamin; *Haar Cascade Classifier*; Identifikasi

Keywords :

CNN; Eye; Gender; *Haar Cascade Classifier*; Identification

ABSTRAK

Dalam forensik dan keamanan, penting untuk menentukan jenis kelamin seseorang. Identifikasi jenis kelamin dengan menggunakan beberapa jenis identifikasi, seperti gambar wajah, suara, atau tulisan tangan, telah dipelajari secara ekstensif dalam beberapa tahun terakhir. Namun banyak pelaku kejahatan yang sulit dikenali dalam rekaman CCTV karena mereka menutupi kepala mereka atau mengenakan topeng yang hanya menunjukkan bentuk mata tertentu. Pada artikel ini, kami mengeksplorasi penggunaan CNN dengan aktivasi Relu untuk setiap lapisan tersembunyi dan Algoritma *Haar Cascade Classifier* untuk mendeteksi objek mata manusia untuk mengenali mata manusia menggunakan deep learning. Sebanyak 11.525 gambar mata pria dan wanita menggunakan dataset publik yang diambil dari Kaggle digunakan sebagai data penelitian. Memanfaatkan optimasi Adam (Adaptive Moment Estimation), prosedur pelatihan berlangsung selama 20 epoch. Temuan penelitian ini memiliki tingkat akurasi 92% untuk mengidentifikasi jenis kelamin secara otomatis. Matriks evaluasi kinerja digunakan dalam investigasi ini, dan menghasilkan F1-Score keseluruhan sebesar 93%.

ABSTRACT

In forensics and security, it is necessary to determine a person's gender. Gender identification utilizing several types of identification, such as pictures of faces, voices, or handwriting, has been extensively studied in recent years. But a lot of offenders are hard to spot on surveillance tape because they cover their heads or have masks on that only show particular eye shapes. In this article, we explore the usage of a CNN with Relu activation for each hidden layer and the *Haar Cascade Classifier Algorithm* to detect objects of the human eye to recognize the human eye using deep learning. 11.525 Images of male and female eyes were used as the study's data. Utilizing Adam's optimization (Adaptive Moment Estimation), the training procedure lasts for 20 epochs. This study's findings have a 92% accuracy rate for automatically identifying gender. The performance evaluation matrix was used in this investigation, and it produced an overall F1-Score of 93%.

Corresponding Author :

Afu Ichsan Pradana

Teknik Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta, Indonesia

Jl. Bhayangkara, No. 55., Tipes, Serengan, Surakarta

Email: afu_ichsan@udb.ac.id

PENDAHULUAN

Perkembangan TIK yang pesat, maka banyak sistem pintar berbasis teknik algoritma pembelajaran mesin yang digunakan (Pandimurugan et al., 2020) terutama bidang visi komputer (Greco et al., 2020). Sehingga dengan pembelajaran mesin ini dapat digunakan dalam proses identifikasi objek dengan cepat menggunakan perangkat kamera atau file, baik dalam bentuk foto ataupun video. Metode yang digunakan dalam deteksi objek mengalami peningkatan yang signifikan dalam akurasi dan kecepatan dalam beberapa penelitian tahun terakhir ini (Araujo Zeni & Rosito Jung, 2019), karena tersedianya kumpulan data yang besar, keterjangkauan kartu GPU, dan kolaborasi dalam komunitas riset untuk menyediakan akses terbuka ke kode sumber dan model terlatih (Xue et al., 2018).

Saat ini pemanfaatan dalam pendeteksian objek telah digunakan dalam berbagai banyak hal, salah satunya adalah dalam proses identifikasi jenis kelamin (Jung et al., 2018). Proses dalam identifikasi jenis kelamin baru-baru ini menerima banyak perhatian karena menyangkut masalah forensik dan keamanan (Vani et al., 2020). Dalam bidang forensik, identifikasi jenis kelamin dapat menjadi elemen penting dalam proses identifikasi dan investigasi kasus kriminal. Berdasarkan beberapa literatur sebelumnya proses dalam identifikasi jenis kelamin dilakukan menggunakan data dari gambar wajah (Serna et al., 2020), tulisan tangan (Topaloglu & Ekmekci, 2017) (Gumilang & Avianto, 2023), suara (Mamyrbayev et al., 2020), bahkan sidik jari (Narayanan & K, 2019). Dari model-model deteksi sebelumnya diperoleh akurasi yang sudah sangat baik. Namun, saat ini banyak pelaku kriminal yang sulit diidentifikasi karena dengan kondisi wajah tertutup (Bedeli et al., 2018) yang hanya terlihat mata saja, hal ini sangat menyulitkan bagi pihak forensik untuk mengidentifikasi dengan tepat siapa pelaku kriminal tersebut. Mata adalah bagian tubuh yang sering terekam dengan jelas pada gambar dan memiliki karakteristik morfologis yang berbeda antara pria dan wanita. Oleh karena itu, mengidentifikasi jenis kelamin melalui citra mata dapat menjadi pendekatan yang potensial untuk digunakan dalam analisis forensik.

Dalam literatur sebelumnya berbagai metode telah disajikan dimana masing-masing memiliki keunggulan dalam beberapa skenario tertentu. Penelitian ini menggunakan CNN dalam proses training untuk pembuatan model, dan dalam mendeteksi lokasi mata pada manusia menggunakan metode pengklasifikasi *Haar Cascade Classifier* yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones (Rafique et al., 2019) dengan metode ini diklaim dapat mendeteksi objek dengan baik. sehingga penelitian ini menghasilkan identifikasi jenis kelamin berdasarkan citra mata manusia pada kondisi wajah tertutup, dengan algoritma CNN dan *Haar Cascade Classifier* untuk proses pendeteksian object mata.

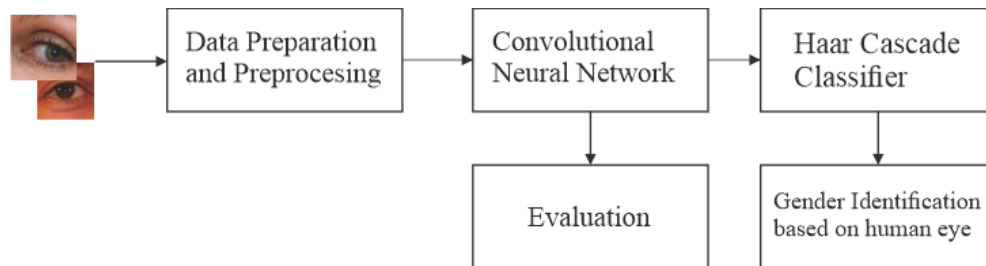
METODE PENELITIAN

Metode-metode yang digunakan pada literatur sebelumnya adalah *Machine Learning* yang terdiri dari *Random Forest (RF)* (Abdulali et al., 2020) dan *Support Vector Machine (SVM)* (Maken & Gupta, 2021), dan *Deep Learning* yaitu *Convolutional neural network (CNN)* (Gauswami & Trivedi, 2018). Penelitian ini menggunakan metode *Deep Learning* yaitu *CNN* dalam proses training untuk pembuatan model, karena pada adalah jaringan saraf yang paling banyak digunakan untuk pengenalan objek dan deteksi gambar (Sivakumar et al., 2021). CNN menggunakan gambar sebagai input, melatih fitur dengan bias dan bobot, dan kemudian memilih nilai secara acak. Setiap gambar input melewati urutan kernel, lapisan penyatuan, lapisan konvolusi, lapisan yang sepenuhnya terhubung dan menggunakan Softmax untuk mendefinisikan gambar dengan nilai stokastik antara 0 dan 1 (Upadhyay et al., 2021).

Keunggulan CNN adalah dapat menemukan elemen yang berguna di dalam gambar yang lebih efektif daripada dengan seluruh gambar, yang menghasilkan proses deteksi yang lebih akurat (Mehedi Shamrat et al., 2021). Kemudian dalam mendeteksi lokasi mata pada manusia menggunakan metode pengklasifikasi *Haar Cascade Classifier* yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones (Rafique et al., 2019). Algoritma ini merupakan penggunaan pendekatan model statistik. Empat kunci utama, *Haar like feature*, *Integral Image*, *Adaboost learning*, dan *Cascade*

Classifier, digabungkan dalam pendekatan untuk mengidentifikasi objek dalam gambar (Luthfillah Ahmad et al., 2021). Dengan demikian pada artikel ini menggunakan jenis penelitian experimental dengan tahapan sebagai berikut:

Tahapan Penelitian

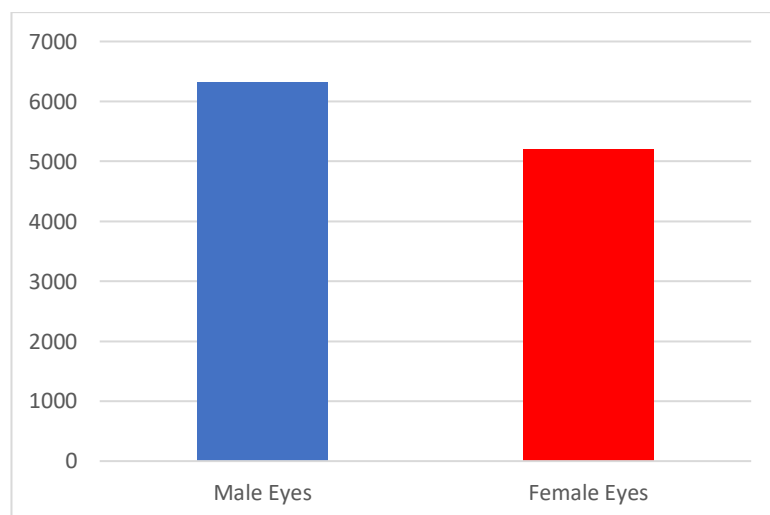


Gambar 1. Alur penelitian

Pada Gambar 1. Disajikan alur tahapan penelitian dimulai dari preparation data gambar mata, preprocecing, membangun model *Convolutional neural network* untuk melakukan training, kemudian penggunaan *Haar Cascade Classifier* dalam mengkalifikasi jenis kelamin, dan evaluasi terhadap model yang diusulkan.

Data Preparation

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu menggunakan dataset publik yang diambil dari kaggle (PAVELBIZ, 2021). Jumlah total data yang digunakan yaitu sebanyak 11525 gambar. Dalam proses pelatihan dibagi menjadi 65% sebanyak 7491 data training, dan 35% sebanyak 4034 data testing. Pada Gambar 2. merupakan deskripsi dataset yang digunakan.



Gambar 2. Deskripsi dataset gambar mata jenis kelamin laki-laki dan perempuan

Data Preprocessing

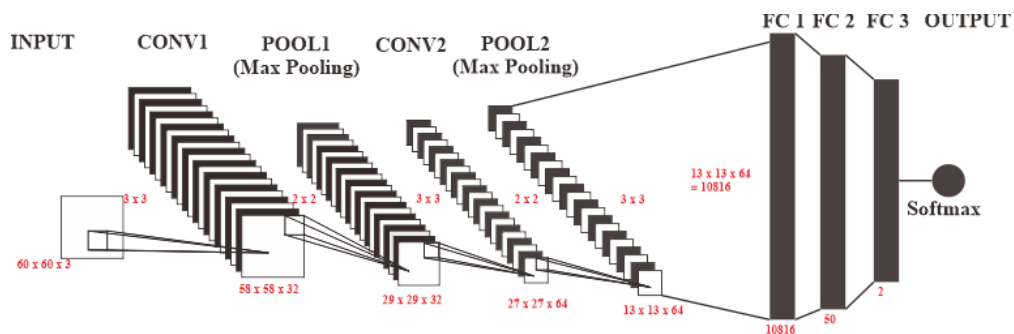
Pada tahapan ini yaitu dengan menormalisasi ukuran gambar sebelum dilakukan training menjadi ukuran 60 x 60 pixel. Setelah gambar dirubah ukuran tahapan berikutnya adalah merubah skala warna menjadi *grayscale*. Pada gambar 3. merupakan hasil dari tahapan *data preprocessing*



Gambar 3. Hasil data preprocessing

Model *Convolutional neural network*

Salah satu jenis neural network yaitu *convolutional neural network* (CNN), dibangun untuk memproses data sekuens seperti gambar (Sivakumar et al., 2021). Komponen utama dalam CNN, yaitu *convolutional layer* dan *pooling layer*. Komponen tersebut adalah lapisan konvolusi yang memiliki medan reseptif dan secara lokal tidak berubah terhadap posisi tepat pola, dan sel lapisan penyatuan yang merespon secara maksimal terhadap tepi tertentu. Dalam neuron jaringan saraf Convolutional diatur dalam 3 dimensi lebar, tinggi dan kedalaman di mana kedalaman mengacu pada jumlah filter. Jaringan terdiri dari tiga lapisan konvolusi masing-masing diikuti oleh lapisan maxpooling dan tiga lapisan yang terhubung penuh. Setelah melakukan operasi convolution dan pooling, output dari maxpooling layer diratakan menjadi satu vektor seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Kemudian lapisan yang terhubung penuh digunakan untuk menghitung skor untuk 2 kelas.

Gambar 4. Model *Convolutional neural network* yang digunakan

Deskripsi model yang digunakan dapat dilihat pada tabel 1.

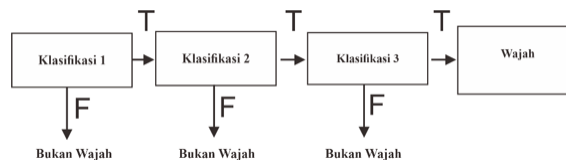
Tabel 1. Deskripsi model CNN yang digunakan

Layer	Output Shape	Parameters
CONV2D_1	58,58,32	320
Max Pooling2D_1	29,29,32	0
CONV2D_2	27,27,64	18496
Max Pooling2D_2	13,13,64	0
Flatten	10816	0
Dropout	10816	0
Dense_1	50	540850
Dense_2	2	102

Sehingga jumlah parameter total yang telah ditangani pada model CNN ini sebanyak 559.768, dan fungsi aktivasi ReLu yang digunakan di antara lapisan tersembunyi. ReLu memiliki kelebihan untuk melatih model CNN lebih cepat dibandingkan fungsi lainnya (Alghmgham et al., 2019).

3.1. Algoritma Haar Cascade

Algoritma ini merupakan penggunaan pendekatan model statistik. Pendekatan untuk mendeteksi objek dalam gambar menggabungkan empat kunci utama yaitu *Haar like feature*, *Integral Image*, *Adaboost learning* dan *Cascade Classifier* (Luthfillah Ahmad et al., 2021). Pada Gambar 5. merupakan proses pada algoritma *Haar Cascade*



Gambar 5. Algoritma *Haar Cascade*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil perbedaan penggunaan optimizer

Pada penelitian ini menggunakan percobaan beberapa optimasi. Pada Tabel 2. menunjukkan berbagai optimasi yang digunakan dalam training jaringan yaitu pada Adam (Adaptive Moment Estimation) optimizer menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan optimizer SGD (Stochastic Gradient Descent) karena secara adaptif mempelajari bobot. Dalam SGD, bobot diperbarui secara bertahap setelah setiap epoch (berarti melewati seluruh dataset pelatihan). Adam menggunakan persamaan berikut untuk memperbarui bobot (Mehta et al., 2019).

$$w = w - \alpha J_{dw} \quad (1)$$

$$J_{dw} = \beta J_{dw} (1 - \beta) dw \quad (2)$$

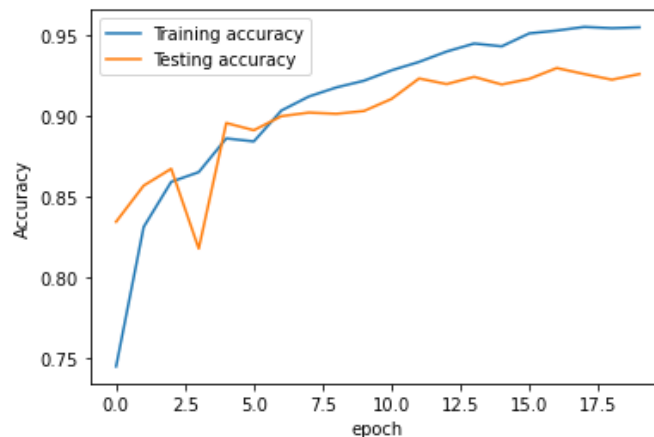
Dimana α adalah learning rate dan hyper parameter dan nilai yang digunakan adalah 0.9.

Tabel 2. Hasil Perbedaan Penggunaan Optimizer

Accuracy	Loss	Epoch	Optimizer
92%	1,9%	20	Adam
84%	3,6%	20	SGD

Hasil akurasi

Berikut ini pada gambar 6. merupakan hasil akurasi dari data training dan data testing dengan jumlah iterasi (*epoch*) sebanyak 20 pada data gambar mata manusia. Pada pengukuran akurasi semakin besar nilai nya atau mendekati 100% maka kinerja dari model CNN tersebut semakin baik.

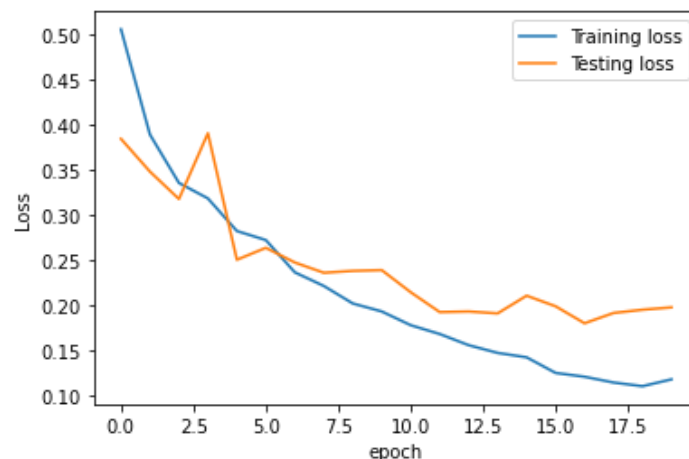


Gambar 6. Nilai akurasi training dataset pada deteksi gender

Dari model CNN yang digunakan dalam pelatihan menghasilkan nilai akurasi sebesar 92%, artinya bahwa pada proses training ini menghasilkan nilai yang sangat bagus dalam pembelajaran mesin menggunakan metode ini.

Hasil Loss

Nilai *Loss* digunakan untuk mengetahui nilai seberapa besar error pada model CNN yang digunakan. Dalam hal ini nilai *Loss* yang baik nilai paling kecil atau mendekati angka 0. Pada Gambar 7. ditunjukan nilai *Loss* dari model yang digunakan.

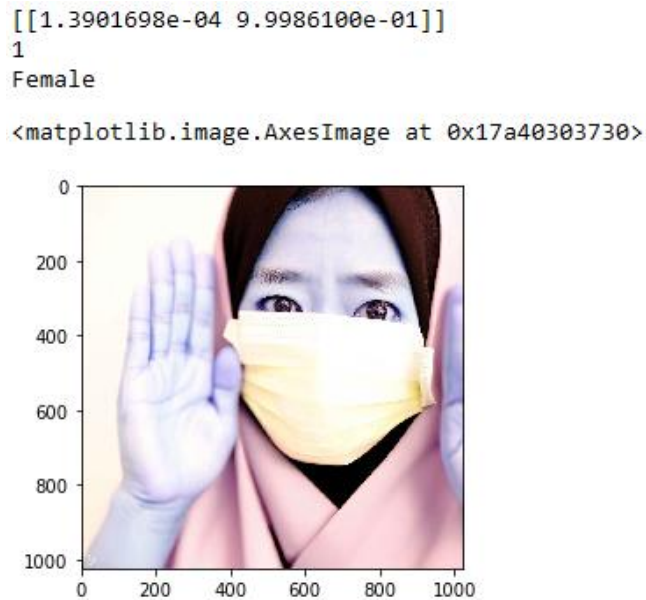


Gambar 7. Nilai Loss training dataset pada deteksi gender

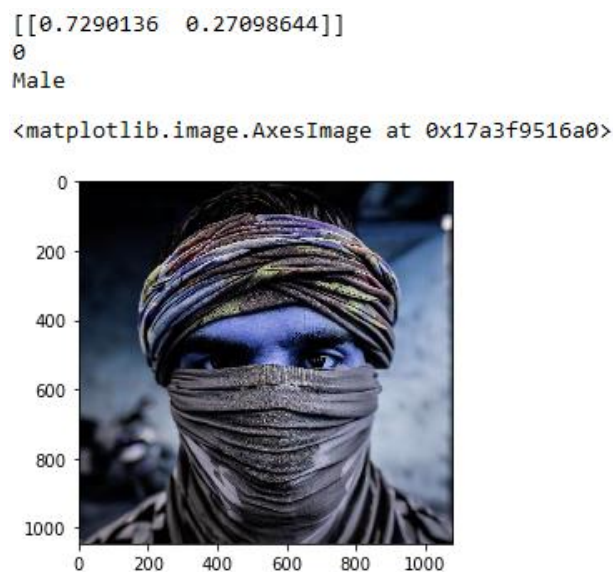
Dari model CNN yang digunakan dalam pelatihan menghasilkan nilai loss sebesar 1,9%, artinya bahwa dalam proses training masih terdapat perbedaan antara prediksi yang dihasilkan oleh model dengan nilai sebenarnya (ground truth) dari data training.

Hasil Identifikasi Gender

Berikut ini merupakan hasil dari deteksi gender yang berbasis pada gambar mata manusia yang disajikan pada gambar 8 hasil deteksi jenis kelamin Perempuan dan gambar 9 hasil deteksi jenis kelamin Laki-laki.



Gambar 8. Hasil deteksi jenis kelamin perempuan



Gambar 9. Hasil deteksi jenis kelamin Laki-Laki.

Evaluasi

Confusion Matrix

Hasil prediksi model neural convolutional network (CNN) disajikan dengan menggunakan *confusion matrix* (Lim et al., 2019). Untuk mengevaluasi model CNN yang digunakan dalam penelitian ini, pengukuran tambahan seperti recall, precision, dan f1-score dilakukan. Rumus *confusion matrix* (2),(3),(4) adalah sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

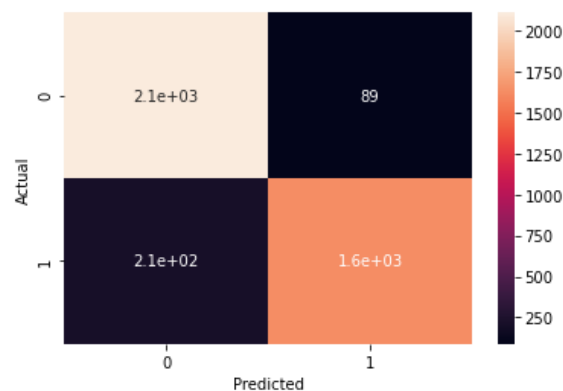
$$F1 - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

dimana tp adalah benar positif (TP), fp adalah positif palsu (FP), dan fn adalah negatif palsu (FN)(Gao & Xiao, 2021). F1-score mewakili rata-rata precision dan recall, menunjukkan kinerja dari model CNN dalam klasifikasi relatif akurat. Dalam mendapatkan rata-rata pengukuran F1-Score keseluruhan adalah 93%. Pada Tabel 3 menunjukkan hasil pengukuran dengan *Confusion Matrix* :

Tabel 3. Hasil pengukuran dengan Confusion Matrix

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Female	0,91	0,96	0,93	2197
Male	0,95	0,89	0,92	1837
Accuracy			0,93	4034
Macro AVG	0,93	0,92	0,92	4034
Weighted AVG	0,93	0,93	0,93	4034

Kemudian data tersebut ditampilkan dalam visualisasi confusion matrix seperti pada Gambar 10 di bawah ini:



Gambar 10. Performa dari Confusion Matrix

Dari visualisasi confusion matrix menunjukkan bahwa ada 210 gambar salah diklasifikasi antara kelas 1 dan kelas 0, kemudian sebanyak 89 gambar salah diklasifikasi antara kelas 1 dan kelas 0.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Dari penelitian yang dilakukan bahwa penggunaan *Convolutional neural network* (CNN) dan Haar cascade dengan menggunakan dataset gambar mata laki-laki dan perempuan telah berhasil melakukan identifikasi jenis kelamin secara otomatis. Dalam sistem identifikasi ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 92%, dengan menggunakan optimasi Adam, karena optimasi ini lebih baik daripada optimasi lainnya. Hasil evaluasi model dengan matrix confusion menunjukkan bahwa model CNN yang diusulkan beroperasi dengan baik dengan nilai F1 rata-rata 93%. Namun, beberapa gambar salah diklasifikasikan selama proses training.

Saran

Berdasarkan simpulan dari penelitian ini, maka masih ditemukan permasalahan yaitu beberapa gambar masih terjadi salah dalam pengklasifikasian, oleh karena itu maka bisa dilakukan optimalisasi terhadap algoritma yang digunakan.

REFERENSI

- Abdulali, E. O., Huwedi, A. S., & Bozed, K. A. (2020). Gender detection using random forest. *ACM International Conference Proceeding Series*. <https://doi.org/10.1145/3410352.3410799>
- Agarap, A. F. (2018). *Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU)*. 1, 2–8.
- Alghmgham, D. A., Latif, G., Alghazo, J., & Alzubaidi, L. (2019). Autonomous Traffic Sign (ATSR) Detection and Recognition using Deep CNN. *Procedia Computer Science*, 163, 266–274. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.108>
- Araujo Zeni, L. F. D., & Rosito Jung, C. (2019). Real-Time Gender Detection in the Wild Using Deep Neural Networks. *Proceedings - 31st Conference on Graphics, Patterns and Images, SIBGRAPI 2018*, 118–125. <https://doi.org/10.1109/SIBGRAPI.2018.00022>
- Bedeli, M., Geradts, Z., & van Eijk, E. (2018). Clothing identification via deep learning: Forensic applications. *Forensic Sciences Research*, 3(3), 219–229. <https://doi.org/10.1080/20961790.2018.1526251>
- Gao, Y., & Xiao, G. (2021). Real-time chinese traffic warning signs recognition based on cascade and CNN. *Journal of Real-Time Image Processing*, 18(3), 669–680. <https://doi.org/10.1007/s11554-020-01003-9>
- Gauswami, M. H., & Trivedi, K. R. (2018). Implementation of machine learning for gender detection using CNN on raspberry Pi platform. *Proceedings of the 2nd International Conference on Inventive Systems and Control, ICISC 2018, Icisc*, 608–613. <https://doi.org/10.1109/ICISC.2018.8398872>
- Greco, A., Saggese, A., & Vento, M. (2020). Digital Signage by Real-Time Gender Recognition from Face Images. *2020 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 and IoT, MetroInd 4.0 and IoT 2020 - Proceedings*, 309–313. <https://doi.org/10.1109/MetroInd4.0IoT48571.2020.9138194>
- Gumilang, M. S., & Avianto, D. (2023). RECOGNITION OF REAL-TIME HANDWRITTEN CHARACTERS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARCHITECTURE. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(5), 1143–1150. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.5.993>
- Jung, S. G., An, J., Kwak, H., Salminen, J., & Jansen, B. J. (2018). Assessing the accuracy of four popular face recognition tools for inferring gender, age, and race. *12th International AAAI Conference on Web and Social Media, ICWSM 2018, Icwsn*, 624–627.
- Lim, H. K., Kim, J. B., Heo, J. S., Kim, K., Hong, Y. G., & Han, Y. H. (2019). Packet-based Network Traffic Classification Using Deep Learning. *1st International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication, ICAIIC 2019*, 46–51. <https://doi.org/10.1109/ICAIIIC.2019.8669045>
- Luthfillah Ahmad, F., Nugroho, A., & Alfa Faridh Suni, dan. (2021). Deteksi Pemakai Masker Menggunakan Metode Haar Cascade Sebagai Pencegahan COVID 19. *Edu Elektrika Journal*, 10(1), 13–18.
- Maken, P., & Gupta, A. (2021). A method for automatic classification of gender based on text-independent handwriting. *Multimedia Tools and Applications*, 80(16), 24573–24602. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10837-9>
- Mamyrbayev, O., Toleu, A., Tolegen, G., & Mekebayev, N. (2020). Neural architectures for gender detection and speaker identification. *Cogent Engineering*, 7(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2020.1727168>
- Mehedi Shamrat, F. M. J., Chakraborty, S., Billah, M. M., Jubair, M. A., Islam, M. S., & Ranjan, R. (2021). Face Mask Detection using Convolutional neural network (CNN) to reduce the spread of Covid-19. *Proceedings of the 5th International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2021*, 1231–1237. <https://doi.org/10.1109/ICOEI51242.2021.9452836>

- Mehta, S., Paunwala, C., & Vaidya, B. (2019). CNN based traffic sign classification using adam optimizer. *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICCS 2019, Icccs*, 1293–1298. <https://doi.org/10.1109/ICCS45141.2019.9065537>
- Narayanan, A., & K, S. (2019). Gender Detection and Classification from Fingerprints Using Pixel Count. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3444032>
- Pandimurugan, V., Jain, A., & Sinha, Y. (2020). IoT based face recognition for smart applications using machine learning. *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2020*, 1263–1266. <https://doi.org/10.1109/ICISS49785.2020.9316089>
- PAVELBIZ. (2021). *Female and male eyes*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/pavelbiz/eyes-rtte>
- Rafique, I., Hamid, A., Naseer, S., Asad, M., Awais, M., & Yasir, T. (2019). Age and Gender Prediction using Deep Convolutional neural network s. *3rd International Conference on Innovative Computing, ICIC 2019, Icic*. <https://doi.org/10.1109/ICIC48496.2019.8966704>
- Serna, I., Peña, A., Morales, A., & Fierrez, J. (2020). Insidebias: Measuring bias in deep networks and application to face gender biometrics. *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, 3720–3727. <https://doi.org/10.1109/ICPR48806.2021.9412443>
- Sivakumar, M., Saranprasath, N., Sridharan, N. S., & Shanmuga Praveen, V. (2021). Comparative analysis of CNN and Viola-Jones for face mask detection. *Journal of Physics: Conference Series*, 1916(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1916/1/012043>
- Topaloglu, M., & Ekmekci, S. (2017). Gender detection and identifying one's handwriting with handwriting analysis. *Expert Systems with Applications*, 79, 236–243. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.03.001>
- Upadhyay, U., Rudra, B., Upadhyay, U., Upadhyay, U., & Rudra, B. (2021). *Face Mask Detection Using Convolutional neural network (CNN)*.
- Vani, A. K., Raajan, R. N., Haretha Winmalar, D., & Sudharsan, R. (2020). Using the Keras Model for Accurate and Rapid Gender Identification through Detection of Facial Features. *Proceedings of the 4th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2020, Iccmc*, 572–574. <https://doi.org/10.1109/ICCMC48092.2020.ICCMC-000106>
- Xue, Z., Rajaraman, S., Long, R., Antani, S., & Thoma, G. (2018). Gender Detection from Spine X-Ray Images Using Deep Learning. *Proceedings - IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2018-June(June)*, 54–58. <https://doi.org/10.1109/CBMS.2018.00017>