

ANALISIS ROBUSTNESS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK TERHADAP VARIASI PENCAHAYAAN PADA SISTEM PENGENALAN WAJAH

Ezra Ananta Pandie^{1*}, Franki Yusuf Bisilisin², Dewi Anggraini³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang

^{1*}ezipandie22@gmail.com, ²aenk.funk@gmail.com, ³thewifoeh@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.46880/mtk.v12i2.5833>

ABSTRACT

This study aims to evaluate the robustness of Convolutional Neural Networks (CNN) in face recognition systems under varying illumination conditions. The evaluation was conducted using a dataset comprising 36 subjects, with facial images captured under three distinct lighting scenarios: dim, normal, and bright. The research methodology involved training the CNN model using K-Fold Cross-Validation and assessing its stability against visual disturbances using artificial adversarial attacks based on the Fast Gradient Sign Method (FGSM). The novelty and main contribution of this study lie in the dual-evaluation approach, which simultaneously tests the model's resilience against natural illumination variations and artificial adversarial perturbations. Experimental results demonstrated that the CNN model achieved optimal face recognition performance at 50 epochs, maintaining an average accuracy rate of 81.48%. In conclusion, the evaluated CNN architecture is reliable and stable for face recognition in uncontrolled lighting environments, providing a solid foundation for developing more secure biometric systems against visual disturbances.

Keywords: *Convolutional Neural Network, Face Recognition, Fast Gradient Sign Method, Illumination Robustness, K-Fold Cross Validation.*

I. PENDAHULUAN

Sistem pengenalan wajah manusia merupakan teknologi biometrik yang digunakan untuk mendeteksi dan mengenali identitas seseorang melalui citra wajah. [1]. Namun, performa sistem di lingkungan nyata masih sangat dipengaruhi oleh variasi pencahayaan yang dapat menurunkan akurasi deteksi dan pengenalan. [2]. Untuk meningkatkan *robustness* sistem, preprocessing citra dilakukan guna menormalkan pencahayaan dan kontras sebelum ekstraksi fitur oleh model CNN. Teknik yang umum digunakan meliputi *Histogram Equalization* (HE), *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), dan *Gamma Correction* untuk menghasilkan kualitas citra yang lebih seragam [3].

Variasi pencahayaan menjadi salah satu faktor utama yang memengaruhi kualitas citra dan kinerja sistem pengenalan wajah secara keseluruhan [4]. Perbedaan intensitas cahaya, baik terlalu redup maupun terlalu terang, dapat mengaburkan karakteristik wajah sehingga mengganggu proses ekstraksi fitur dan menurunkan akurasi pengenalan secara signifikan [5].

Untuk mengatasi kompleksitas visual tersebut, *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi arsitektur andalan. Bendjillali dkk. (2020) menunjukkan bahwa CNN terbukti efektif dan memiliki ketahanan yang baik terhadap variasi pencahayaan [6]. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya mengekstraksi fitur spasial citra secara otomatis yang terus menunjukkan peningkatan akurasi [7].

Variasi pencahayaan dapat mengaburkan detail penting pada citra wajah dan memengaruhi kinerja sistem pengenalan wajah. Dengan memanfaatkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi serta mempelajari representasi fitur secara mendalam, sistem pengenalan wajah diharapkan mampu beradaptasi dan tetap tangguh terhadap perbedaan intensitas cahaya.

Sejumlah studi terdahulu juga berupaya memperkuat performa model pada kondisi cahaya yang

ekstrem. Yang dkk. (2021) menggunakan pendekatan *adversarial reconstruction* untuk memperbaiki kualitas citra wajah pada pencahayaan rendah sebelum proses identifikasi [8]. Sementara itu, Rahmatika dkk. (2024) mengusulkan penerapan teknik *image augmentation* berbasis variasi pencahayaan untuk meningkatkan generalisasi model [9].

Integrasi metode preprocessing yang adaptif dengan arsitektur CNN yang lebih dalam dan teknik augmentasi pencahayaan menunjukkan potensi besar untuk meningkatkan akurasi pada kondisi pencahayaan ekstrem. Evaluasi menyeluruh menggunakan metrik seperti ROC pada dataset nyata dengan variasi pencahayaan diperlukan untuk mengukur kontribusi setiap teknik. Selain itu, pendekatan multimodal yang menggabungkan informasi spektral atau kedalaman dapat memperkaya representasi fitur dan menambah ketahanan terhadap variasi intensitas cahaya. Penelitian lanjutan harus fokus pada efisiensi komputasi dan privasi data agar solusi yang diusulkan siap diterapkan pada sistem pengenalan wajah di dunia nyata.

II. KAJIAN TERKAIT

Penelitian pertama dilakukan oleh Yang dkk. (2021), dalam penelitiannya yang berjudul “*Adversarial Reconstruction CNN for Illumination-Robust Frontal Face Image Recovery and Recognition*” bertujuan meningkatkan akurasi pengenalan wajah pada kondisi pencahayaan rendah melalui perbaikan kualitas citra sebelum proses identifikasi. Penelitian ini menggunakan pendekatan *adversarial learning* untuk merekonstruksi citra wajah sehingga memiliki pencahayaan yang lebih seragam. Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses rekonstruksi mampu meningkatkan tingkat pengenalan wajah sebesar 10% dibandingkan tanpa rekonstruksi.

Penelitian kedua dilakukan oleh Khalifa dkk. (2025), dalam jurnal *Multimedia Tools and*

Applications yang berjudul “*Towards Efficient and Robust Face Recognition through Attention-Integrated Multi-Level CNN*” bertujuan meningkatkan ketahanan sistem pengenalan wajah terhadap gangguan visual, termasuk variasi pencahayaan. Penelitian ini mengusulkan arsitektur CNN yang dilengkapi attention mechanism dan berhasil meningkatkan akurasi sebesar 3,8% dibandingkan CNN konvensional pada dataset LFW.

Penelitian ketiga dilakukan oleh Rahmatika dkk. (2024), berjudul “*Cross-Spectral Cross-Distance Face Recognition via CNN with Image Augmentation Techniques*” bertujuan meningkatkan ketahanan sistem pengenalan wajah terhadap perubahan intensitas cahaya dan jarak pemotretan. Penelitian ini menerapkan teknik image augmentation berbasis variasi pencahayaan pada model CNN. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode tersebut mampu meningkatkan performa pengenalan wajah secara signifikan pada kondisi visual yang beragam.

Penelitian keempat dilakukan oleh Zhou dkk. (2024), melalui jurnal “*DeFFace: Deep Face Recognition Unlocked by Illumination Attributes*” bertujuan meningkatkan akurasi dan ketahanan sistem pengenalan wajah terhadap pencahayaan rendah. Penelitian ini mengusulkan metode berbasis CNN dengan teknik *feature decoupling* yang didukung *illumination triplet loss* dan *lighting-facial correlation loss* untuk mengurangi pengaruh pencahayaan pada ekstraksi fitur. Hasil pengujian menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan metode CNN konvensional, khususnya pada kondisi pencahayaan rendah.

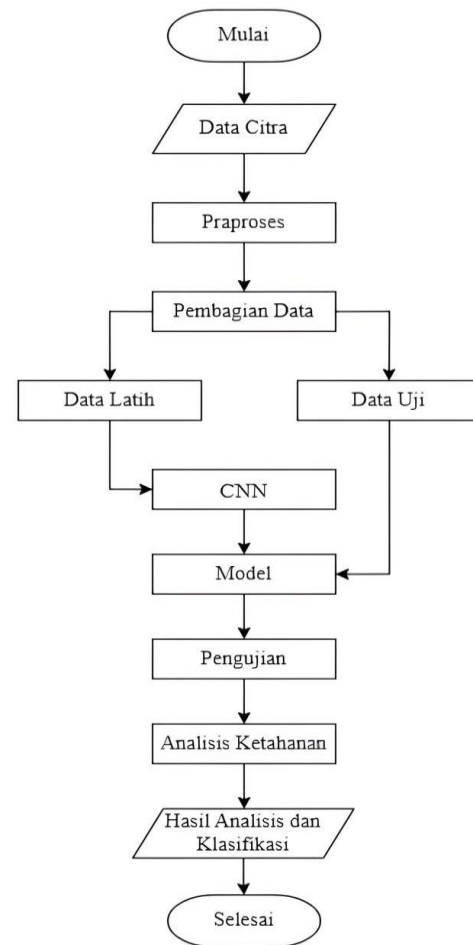
Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan metode yang efektif dalam sistem pengenalan wajah karena kemampuannya mengekstraksi fitur citra secara otomatis. Namun, variasi pencahayaan masih menjadi faktor yang dapat menurunkan akurasi pengenalan wajah. Berbagai penelitian telah mengatasinya melalui teknik *image enhancement*, *augmentation*, maupun pengembangan arsitektur CNN. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada analisis ketahanan (*robustness*) CNN terhadap variasi pencahayaan untuk menghasilkan sistem pengenalan wajah yang lebih akurat dan stabil pada kondisi nyata.

Teori pada penelitian ini mencakup konsep sistem pengenalan wajah (*face recognition*) sebagai teknologi biometrik yang digunakan untuk mengidentifikasi individu berdasarkan karakteristik wajah, variasi pencahayaan yang memengaruhi kualitas citra dan proses ekstraksi fitur, serta metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi citra wajah melalui tahapan *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Penelitian ini juga menerapkan teknik *K-Fold Cross Validation* untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model pada beberapa skenario pembagian data, serta metode *Fast Gradient Sign Method* (FGSM) sebagai *adversarial attack* untuk menguji tingkat ketahanan (*robustness*) model terhadap gangguan visual. Selanjutnya, performa sistem dianalisis menggunakan *confusion matrix* berdasarkan

parameter akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali wajah pada berbagai kondisi pencahayaan.

III. METODE

Prosedur Penelitian



Gambar 1. Flowchart Penelitian

1. Data Citra dan Praproses (*Preprocessing*)

Data citra yang digunakan berupa wajah mahasiswa STIKOM Uyelindo Kupang berusia 19–30 tahun, terdiri dari laki-laki dan perempuan. Dataset mencakup 36 sampel wajah yang diambil pada jarak 30 cm dengan tiga variasi pencahayaan, yaitu redup, normal, dan terang. Semua citra dipraproses dengan pemotongan area wajah, penskalaan ke ukuran tetap setiap piksel, dan normalisasi intensitas piksel untuk menormalkan pencahayaan. Untuk memperkaya data dan meningkatkan ketahanan model terhadap variasi cahaya, diterapkan augmentasi (mis. penyesuaian gamma, dan rotasi kecil) serta pembagian dataset menjadi set pelatihan dan pengujian.

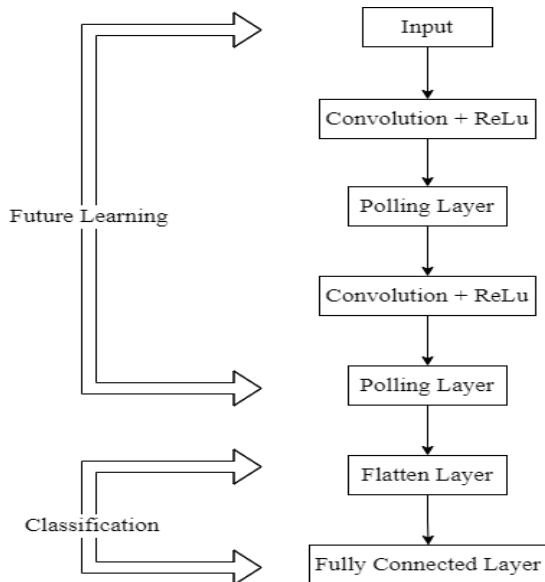
2. Pembagian Dataset (*Data Splitting*)

Dataset dievaluasi menggunakan teknik *K-Fold Cross-Validation* dengan nilai $k=5$. Dataset dibagi dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji pada setiap lipatan (*fold*). Untuk memastikan bahwa pembagian data dan inisialisasi bobot dapat direplikasi (*reproducible*), eksperimen ini menetapkan fungsi pengacakan (*randomization/seed*) pada nilai tetapan `random_seed = 42`. Hasil tiap fold akan dilaporkan

menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta disajikan sebagai rata-rata dan standar deviasi untuk menilai konsistensi model.

3. Arsitektur dan Hyperparameter CNN

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dibangun melalui 4 blok konvolusi bertahap. Blok 1 menggunakan 32 filter berukuran 3x3, blok 2 menggunakan 64 filter (3x3), serta blok 3 dan 4 masing-masing menggunakan 128 filter (3x3). Setiap lapisan konvolusi diiringi dengan fungsi aktivasi ReLU, *Batch Normalization*, dan *Max Pooling* berukuran 2x2. Pada tahap klasifikasi (Fully Connected Layer), digunakan lapisan Flatten, Dropout (0.6) untuk mencegah overfitting, dan Dense layer dengan 128 neuron yang diakhiri oleh fungsi aktivasi Softmax untuk klasifikasi 3 kelas. Pelatihan model dikonfigurasi menggunakan hyperparameter berikut: *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001, ukuran *batch* (*batch size*) sebanyak 32, dan dilatih selama 50 *epoch*.



Gambar 2. Proses CNN

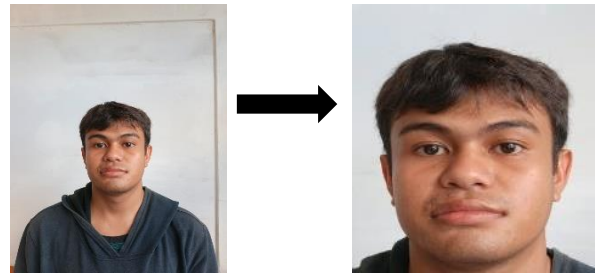
Model dilatih menggunakan fungsi loss categorical crossentropy dan metrik akurasi untuk memantau performa selama pelatihan. Selain itu, digunakan mekanisme pemantauan pada data validasi dengan callback seperti EarlyStopping dan ModelCheckpoint untuk mencegah overfitting dan menyimpan bobot model terbaik.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Sistem

Sistem pengenalan wajah pada penelitian ini dibangun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengekstraksi fitur spasial secara otomatis. Model dilatih menggunakan masukan citra wajah RGB beresolusi 224x224 piksel dari 36 subjek manusia, yang mencakup variasi pencahayaan redup, normal, dan terang. Sebelum masuk ke tahap pelatihan, dataset sebanyak 540 citra awal diaugmentasi (*flipping*, *rotation*, *scaling*) menjadi 1.620 citra. Berbeda dengan pendekatan pada umumnya, citra dipertahankan dalam format warna RGB (3 *channel*) guna menguji dampak distorsi warna akibat

iluminasi cahaya terhadap ekstraksi fitur spasial model. Proses pelatihan dan evaluasi ketahanan model divalidasi menggunakan *K-Fold Cross-Validation* ($k=5$) dan serangan *adversarial* berbasis *Fast Gradient Sign Method* (FGSM). Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk menilai kemampuan klasifikasi serta konsistensi antar fold. Uji robustness terhadap serangan FGSM dilakukan pada beberapa tingkat perturbasi (*epsilon*) untuk mengukur penurunan performa dan efektivitas mitigasi. Praproses dapat digambarkan pada Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Praproses Citra

Pengujian Sistem

Pengujian bertujuan untuk mengukur performa pengenalan wajah sekaligus mengevaluasi tingkat ketahanan (*robustness*) model terhadap gangguan buatan (FGSM). Analisis awal berdasarkan variasi *epoch* (20 hingga 60) menunjukkan bahwa akurasi model dalam menghadapi serangan FGSM mencapai titik konvergensi paling optimal pada *epoch* 50 dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 81,48%. Setelah melewati titik tersebut (*epoch* 60), model mengalami *overfitting* yang ditandai dengan penurunan akurasi menjadi 79,38%.

1. Hasil Evaluasi *k-Fold Cross-Validation*

Berdasarkan model optimal pada *epoch* 50, evaluasi menyeluruh dilakukan menggunakan parameter akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas pada setiap *fold*. Untuk menyajikan performa model secara komprehensif, Tabel 1 memuat hasil pengujian pada kelima *fold* yang dilengkapi dengan rata-rata dan standar deviasi ($\text{mean} \pm \text{std}$).

Tabel 1. Performa Model Menggunakan *5-Fold Cross Validation* dengan Serangan FGSM.

Evaluasi	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
Fold 1	78.70%	78.70%	89.35%
Fold 2	80.25%	80.25%	90.12%
Fold 3	81.17%	81.17%	90.59%
Fold 4	83.64%	83.64%	91.82%
Fold 5	83.64%	83.64%	91.82%
mean $\pm$ std	81.48% $\pm$ 2.16%	81.48% $\pm$ 2.16%	90.74% $\pm$ 1.08%

Berdasarkan Tabel 1, model terbukti cukup stabil dengan variansi performa antar-*fold* yang sangat kecil (std akurasi sebesar 2,16% dan spesifisitas 1,08%). Performa terbaik secara konsisten dicapai pada *fold* 4 dan *fold* 5.

2. Analisis Degradasi

Pada pengujian *baseline* (tanpa serangan FGSM), model mampu mencapai akurasi sebesar 99,81%. Namun, ketika dievaluasi menggunakan FGSM, performa rata-rata mengalami degradasi (penurunan) sebesar 18,33% menjadi 81,48%. Degradasi ini secara signifikan menunjukkan kerentanan filter konvolusi konvensional terhadap perturbasi matematis yang mendistorsi nilai piksel spasial.



Gambar 4. Perbandingan citra asli dan citra hasil FGSM.

Untuk menelusuri penyebab kesalahan klasifikasi (*error analysis*), Tabel 2 menyajikan *confusion matrix* ringkas dari pengujian dengan performa terbaik (*Fold 4*).

Tabel 2. Tabel *Confusion Matrix Fold 4*

		Prediksi		
		Normal	Redup	Terang
Aktual	Normal	64	0	44
	Redup	0	108	0
	Terang	9	0	99

Berdasarkan Tabel 2, tingkat kesalahan klasifikasi tertinggi terjadi antara kelas wajah dengan pencahayaan "Normal" dan "Terang". Secara spesifik, model salah memprediksi 44 citra wajah berlabel aktual "Normal" sebagai "Terang". Analisis kesalahan (*error analysis*) menunjukkan bahwa kondisi *overexposure* pada pencahayaan terang mengakibatkan memudarnya kontur tepi (*edges*) dan detail tekstur wajah yang esensial. Akibatnya, peta fitur (*feature map*) yang diekstraksi oleh lapisan *pooling* menjadi sangat mirip antara citra terang dan citra normal ketika terkena gangguan derau iluminasi dan perturbasi FGSM.

Meskipun terjadi penurunan performa akibat serangan, pendekatan *preprocessing* dan augmentasi yang diterapkan pada model usulan ini terbukti sangat krusial dalam menahan laju degradasi. Berdasarkan pengujian sekunder, jika model dilatih tanpa teknik augmentasi (*baseline* konvensional), akurasi model ketika diserang FGSM anjlok secara drastis hingga menyentuh angka 72,22%. Dengan penerapan augmentasi spasial (*rotation, flipping, scaling*), model terbukti jauh lebih tangguh (*robust*) dalam memulihkan pola fitur wajah, sehingga berhasil meredam dampak serangan adversarial dan mempertahankan akurasi akhir di tingkat 81,48%.

Temuan ini menegaskan pentingnya kombinasi

koreksi paparan dan augmentasi berbasis pencahayaan untuk mengurangi kebingungan kelas akibat *overexposure*. Upaya lanjutan seperti integrasi adversarial training dan optimasi teknik normalisasi pencahayaan diharapkan dapat lebih meningkatkan ketahanan model terhadap efek *overexposure* dan serangan FGSM.

Kelebihan Dan Kekurangan Sistem

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian yang telah dilakukan, sistem pengenalan wajah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki beberapa keunggulan, di antaranya penggunaan *Batch Normalization* dan *Dropout* yang mampu meningkatkan stabilitas pelatihan serta mengurangi risiko *overfitting*, serta pemanfaatan dataset dengan variasi pose dan pencahayaan yang membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, model menunjukkan performa yang baik berdasarkan hasil *confusion matrix* dan telah diuji menggunakan metode adversarial berbasis *Fast Gradient Sign Method* (FGSM) untuk menganalisis tingkat ketahanannya terhadap gangguan visual.

Namun demikian, sistem masih memiliki beberapa keterbatasan, yaitu masih terjadinya kesalahan klasifikasi antara kondisi pencahayaan normal dan terang, kebutuhan sumber daya komputasi yang cukup besar selama proses pelatihan, jumlah dataset yang masih terbatas sehingga kemampuan generalisasi model belum optimal, belum dipertimbangkannya faktor lain seperti ekspresi wajah, penggunaan aksesoris, kualitas kamera, jarak pengambilan citra, serta latar belakang yang berbeda, dan pengujian adversarial yang masih menggunakan nilai epsilon relatif kecil sehingga ketahanan model terhadap serangan yang lebih kompleks belum dapat diketahui secara menyeluruh.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang diusulkan memiliki tingkat ketahanan (*robustness*) yang andal terhadap variasi pencahayaan dan serangan gangguan visual. Kinerja optimal dicapai pada iterasi pelatihan 50 *epoch*, yang menghasilkan rata-rata akurasi sebesar $81.48\% \pm 2.16\%$ melalui pengujian *5-Fold Cross-Validation*. Secara praktis, penerapan teknik augmentasi data spasial terbukti krusial dalam menjaga stabilitas ekstraksi fitur, sehingga model mampu meredam dampak signifikan dari serangan adversarial *Fast Gradient Sign Method* (FGSM). Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan utama. Kesalahan klasifikasi masih rentan terjadi pada transisi antara kondisi pencahayaan normal dan terang akibat pudarnya fitur wajah (*overexposure*). Selain itu, jumlah dataset yang digunakan masih relatif terbatas (36 subjek) dan belum mencakup faktor eksternal lainnya.

Sebagai rekomendasi untuk penelitian lanjutan, pengembangan sistem diharapkan dapat menggunakan skala dataset yang lebih besar dengan mengakomodasi variasi ekspresi wajah. Lebih lanjut, evaluasi ketahanan model disarankan untuk menggunakan jenis serangan adversarial yang lebih kuat dan kompleks dari FGSM, guna mengukur batas maksimal keandalan sistem biometrik pada lingkungan yang sangat tidak terkendali.

VI. REFERENSI

- [1] N. Dewi and F. Ismawan, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Cnn Untuk Sistem Pengenalan Wajah," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 1, p. 34, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i1.8989.
- [2] K. Anwar, "Sistem Deteksi Wajah Berbasis Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 1, no. 2, pp. 46–52, 2025, doi: 10.1007/s11042-024-19521-0.
- [3] A. Khalifa, A. A. Abdelrahman, T. Hempel, and A. Al-Hamadi, "Towards efficient and robust face recognition through attention-integrated multi-level CNN," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 84, no. 14, pp. 12715–12737, 2025, doi: 10.1007/s11042-024-19521-0.
- [4] B. Nugroho, "Pengaruh Perubahan Ukuran Citra terhadap Kinerja Metode Robust Regression pada Pengenalan Wajah," vol. 2, pp. 188–191, 2021, doi: 10.1007/s11042-024-19521-0.
- [5] L. P. A. S. T. Setiawan, I Nyoman Yoga, "Optimization of Face Recognition Systems With Image Processing," *J. Komput. dan Teknol. Sains*, vol. 3, no. 1, pp. 18–22, 2024, doi: 10.29207/resti.v8i5.5929.
- [6] R. I. Bendjillali, M. Beladgham, K. Merit, and A. Taleb-Ahmed, "Illumination-robust face recognition based on deep convolutional neural networks architectures," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 18, no. 2, pp. 1015–1027, 2020, doi: 10.11591/ijeecs.v18.i2.pp1015-1027.
- [7] R. A. Tilasefana and R. E. Putra, "Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG Net Untuk Pengenalan Cuaca," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 5, no. 01, pp. 48–57, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/54515>
- [8] L. Yang, B. Yang, and X. Gu, "Adversarial Reconstruction CNN for Illumination-Robust Frontal Face Image Recovery and Recognition," vol. 15, no. 2, 2021, doi: 10.4018/IJCINI.20210401.0a2.
- [9] N. A. Rahmatika, M. Oktiana, and F. Arnia, "Cross-Spectral Cross-Distance Face Recognition via CNN with Image Augmentation Techniques," *J. RESTI*, vol. 8, no. 5, pp. 665–673, 2024, doi: 10.29207/resti.v8i5.5929.