

KLASIFIKASI BENTUK WAJAH UNTUK PEMILIHAN FRAME KACAMATA MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) BERBASIS CITRA

Amarit Cicilia Pala, Franki Yusuf Bisilisin, Dewi Anggraini
Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang
Jalan Perintis Kemerdekaan 1, Kayu Putih, Kota Kupang, Indonesia
ciciamarit@gmail.com

ABSTRAK

Wajah merupakan bagian dari tubuh manusia yang paling mudah dikenali karena selalu terlihat dan menjadi pusat perhatian dalam interaksi sosial. Setiap individu memiliki bentuk wajah yang berbeda, seperti oval, bulat, dan kotak, yang mempengaruhi kesesuaian pemilihan bingkaiacamata. Namun, proses pemilihan bingkaiacamata di banyak optik masih dilakukan secara manual melalui konsultasi dengan ahli, sehingga memerlukan waktu dan bergantung pada penilaian individu. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam proses klasifikasi bentuk wajah untuk pemilihan bingkaiacamata berdasarkan citra wajah. CNN digunakan karena mampu mengenali pola visual melalui tahapan *convolution layer* untuk mengekstraksi fitur, *pooling layer* untuk mereduksi dimensi fitur, serta *fully connected layer* untuk melakukan klasifikasi. Hasil pengujian menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan nilai $k = 5$ menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik, dengan nilai akurasi tertinggi diperoleh pada fold ke-2 sebesar 92,78%, dan akurasi rata-rata secara keseluruhan sebesar 90%. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dan stabil dalam melakukan klasifikasi bentuk wajah.

Kata kunci : Bentuk Wajah, CNN, Frame Kacamata, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Wajah merupakan bagian dari tubuh manusia yang paling mudah dikenali karena selalu terlihat dan menjadi pusat perhatian dalam interaksi sosial. Perannya tidak hanya sebagai identitas visual, tetapi juga sebagai sarana komunikasi dan ekspresi emosi[1]. Setiap individu memiliki berbagai tipe wajah seperti oval, bulat, kotak yang sangat berpengaruh dalam menciptakan keselarasan penampilan. Dalam hal ini, pemilihan kacamata sebagai aksesoris sangat dipengaruhi oleh bentuk wajah seseorang[2].

Proses menemukan bingkai kacamata yang sesuai dengan bentuk wajah masih menjadi tantangan, karena di banyak tempat optik, hal ini masih dilakukan dengan cara manual melalui konsultasi dengan ahli. Hal ini sering kali memakan waktu, sementara tidak semua konsumen memahami cara memilih bingkai yang tepat sesuai dengan bentuk wajah mereka[3]. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang mampu mengidentifikasi bentuk wajah secara otomatis untuk memberikan rekomendasi bingkai kacamata yang sesuai.

Kemajuan teknologi memungkinkan citra wajah diklasifikasikan berdasarkan karakteristik morfologi, seperti bentuk dan kontur wajah. Seiring dengan berkembangnya metode kecerdasan buatan, pendekatan berbasis *deep learning* semakin banyak digunakan karena memiliki kemampuan unggul dalam mengenali pola-pola kompleks. *Deep learning* merupakan metode pembelajaran mesin yang memungkinkan sistem untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai objek, seperti suara dan teks. Salah satu arsitektur *deep learning* yang paling efektif adalah *Convolutional Neural Network* (CNN),

yang terbukti mampu melakukan proses klasifikasi citra secara otomatis dengan hasil yang akurat[4].

CNN tersusun atas beberapa lapisan yang saling berhubungan, meliputi *layer* konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur, *pooling layer* yang digunakan untuk mereduksi dimensi data sehingga mempercepat proses komputasi, serta *fully connected layer* yang menghubungkan hasil ekstraksi ke tahap klasifikasi[5].

Berdasarkan permasalahan yang ada, akan dilakukan klasifikasi bentuk wajah berdasarkan citra dengan menerapkan *Convolutional Neural Network* (CNN).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Sardjono *et al.* melakukan penelitian tentang klasifikasi bentuk bingkai (frame) kacamata menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur inception V3 untuk melakukan klasifikasi bentuk bingkai kacamata, yang kemudian dikombinasikan dengan teknologi *Augmented Reality* (AR) berbasis Android. Berdasarkan hasil pengujian, model CNN yang dikembangkan berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 95%[6].

Hidayatillah *et al.* melakukan penelitian tentang sistem identifikasi bentuk wajah untuk pemilihan frame kacamata menggunakan metode *Transfer Learning*. Penelitian ini menggunakan metode *Transfer Learning* dengan memanfaatkan model *MobileNet* sebagai *feature extractor* yang kemudian dilatih ulang menggunakan dataset citra wajah berlabel sesuai kategori bentuk wajah. Sistem yang

dikembangkan mampu memberikan rekomendasi jenis frame yang sesuai bentuk wajah, dengan hasil akurasi 74%, precision 81%, recall 80,52%, specificity 94% dan F1-score 84%[7].

Adiatma *et al.* melakukan penelitian tentang pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Deep Convolutional Neural Network* (DCNN). Penelitian ini memanfaatkan dataset FER 2013 yang berisi tiga kategori ekspresi, yaitu *happy*, *sad*, dan *neutral*, yang dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan perbandingan 90:10. Model DCNN diuji menggunakan empat jenis optimizer — Adam, Adamax, Nadam, dan SGD— selama 100 epoch. Hasil pengujian menunjukkan bahwa optimizer Nadam memberikan performa terbaik dengan akurasi 84,23% pada data latih dan 82,65% pada data validasi, sedangkan SGD menghasilkan akurasi terendah[8].

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses mengelompokkan atau mengidentifikasi suatu objek ke dalam kategori, kelas, atau kelompok tertentu berdasarkan aturan, ciri, dan karakteristik yang telah ditentukan sebelumnya. Tujuan utamanya ialah menempatkan setiap objek ke dalam kelas yang paling sesuai dengan atribut yang dimilikinya. Dalam ranah *Machine Learning* dan *Deep Learning*, klasifikasi menjadi salah satu tugas utama yang digunakan untuk mengenali pola dari data secara otomatis[9].

2.3. K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation adalah teknik validasi silang yang umum digunakan dengan cara membagi dataset menjadi *k* bagian (*fold*) yang memiliki ukuran sama, kemudian proses pelatihan dan pengujian diulang sebanyak *k* kali. Pada setiap iterasi, satu *fold* digunakan sebagai data pengujian, sementara *fold* lainnya digunakan sebagai data pelatihan[10].

2.4. Deep Learning

Deep learning merupakan cabang pembelajaran mesin yang memungkinkan sistem komputer mengenali, dan mengklasifikasikan data bersifat kompleks, seperti teks, gambar, dan suara. Melalui proses pelatihan yang berulang, *deep learning* dapat meningkatkan kemampuan sistem untuk memahami pola dan menghasilkan respon secara mandiri. Karena kemampuannya yang tinggi dalam analisis data, metode ini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi modern, seperti pengenalan wajah, analisis bahasa alami, dan analisis suara[4].

2.5. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma *deep learning* yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk visual maupun audio, seperti citra dan suara. CNN bekerja dengan pendekatan *supervised learning*, yaitu metode pembelajaran yang memanfaatkan data latih dan label target untuk membantu sistem mengenali

pola dan melakukan klasifikasi terhadap data baru. Secara umum, arsitektur CNN terdiri dari tiga jenis lapisan utama, yaitu lapisan *convolution layer*, lapisan *pooling layer*, dan lapisan terhubung *fully connected layer*[11].

2.6. Convolutional Layer

Convolutional layer merupakan lapisan utama dalam *Convolutional Neural Network* (CNN) yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari data input, terutama citra. Lapisan ini bekerja dengan menggunakan filter atau kernel yang bergerak melintasi seluruh bagian citra untuk mendeteksi pola visual seperti tepi, sudut, warna, atau tekstur. Untuk menghitung *Convolutional layer* menggunakan persamaan berikut:

$$n_{(w,h)} = \left(\frac{n_{in} + 2p - k}{s} \right) + 1 \quad (1)$$

2.7. Pooling Layer

Pooling layer berfungsi mengecilkan ukuran data dari *Convolutional layer* sebelumnya tanpa kehilangan informasi penting. Proses ini bertujuan untuk mengurangi jumlah parameter yang perlu dilatih, sehingga dapat mempercepat waktu dan meningkatkan efisiensi komputasi pada jaringan. Untuk menghitung width pada *pooling layer* menggunakan persamaan berikut:

$$w_{(w,h)} = \left(\frac{w_{n-1} - f}{s} \right) + 1 \quad (2)$$

2.8. Fully Connected Layer

Fully Connected layer merupakan bagian akhir dari arsitektur CNN yang berfungsi menghubungkan seluruh neuron dari lapisan sebelumnya dengan neuron pada lapisan berikutnya, mirip dengan struktur pada *Artificial Neural Network* (ANN). Sebelum data diteruskan ke lapisan ini, hasil keluaran dari lapisan sebelumnya diubah terlebih dahulu menjadi bentuk vector satu dimensi agar dapat diproses secara optimal.

2.9. Confusion Matriks

Confusion Matrix merupakan alat evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi sistem terhadap nilai sebenarnya dari data uji.

		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Gambar 1. Confusion Matriks

2.10. Sensitivitas

Sensitivitas atau sering disebut *Recall* adalah ukuran yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi atau mengenali data yang benar-benar

positif. Untuk menghitung nilai sensitivitas, digunakan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Sensitivitas} = \left(\frac{TP}{TP+TN} \right) \times 100\% \quad (3)$$

2.11. Spesifitas

Spesifitas adalah ukuran yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali data yang benar-benar negatif. Untuk menghitung nilai spesifitas, digunakan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Spesifitas} = \left(\frac{TN}{TN+FP} \right) \times 100\% \quad (4)$$

2.12. Akurasi

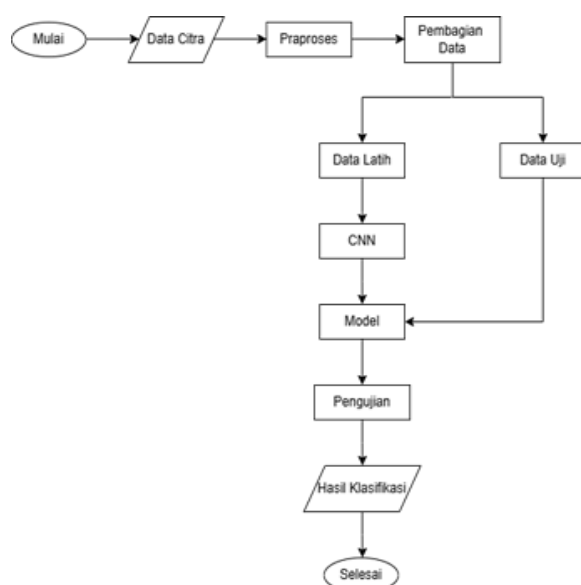
Akurasi adalah ukuran yang menunjukkan seberapa sering model menghasilkan prediksi yang benar, baik terhadap data positif maupun negatif. Dengan kata lain, akurasi menggambarkan proporsi total prediksi yang sesuai dengan nilai sebenarnya. Untuk menghitung nilai akurasi, digunakan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \left(\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \right) \times 100\% \quad (5)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Prosedur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan terstruktur yang mencakup proses pengolahan data citra wajah hingga tahap pengujian model klasifikasi bentuk wajah. Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan sebagai pendekatan utama untuk mengidentifikasi kategori bentuk wajah yang akan digunakan dalam rekomendasi pemilihan frame kacamata yang sesuai. Prosedur penelitian ini ditampilkan pada gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Penelitian

3.2. Data Citra

Data yang digunakan berupa citra wajah dari 3 jenis bentuk wajah. Setiap jenis bentuk wajah menghasilkan 30 data sampel. Proses pengambilan

citra dilakukan dengan memotret setiap orang menggunakan kamera pada jarak sekitar 30 cm, dengan total keseluruhan data citra sebanyak 900 data citra.

3.3. Praproses

Praproses data dilakukan melalui teknik augmentasi untuk meningkatkan variasi dan jumlah citra, dengan metode rotasi dan *flipping*. Selanjutnya, dilakukan proses *cropping* untuk memfokuskan area citra pada objek utama sehingga fitur penting lebih mudah dikenali oleh model CNN. Ukuran citra asli sebesar 2559 x 3840 piksel kemudian diubah menjadi 200 x 200 x 3 piksel agar lebih efisien dalam proses komputasi. Selain itu, citra yang semula berformat RGB (*Red, Green, Blue*) dikonversi menjadi *grayscale* guna menyederhanakan proses pengolahan data.

3.4. Pembagian Data

Pada pembagian data ini menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Dataset akan dibagi menjadi k subset atau lipatan dengan nilai yang dipilih untuk k adalah 5. Pada pembagian data ini dibagi menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji dari total data 900 citra.

3.5. Model CNN

Struktur arsitektur dari proses *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Convolutional Layer 1* – filter: 32, kernel 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 1* – pool size 2x2
- Convolutional Layer 2* filter: 64, kernel 3x3, stride:1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 2* – pool size 2x2
- Convolutional Layer 3* – filter: 128, kernel 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 3* – pool size 2x2
- Convolutional Layer 4* – filter: 256, kernel 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 4* – pool size 2x2
- Flatten Layer*
- Fully Connected Layer 2* – 128 neuron, aktivasi: ReLU
- Dropout Layer 1* – rate: 0,3
- Fully Connected Layer 2* – 64 neuron, aktivasi: ReLU
- Dropout Layer 2* – rate: 0,3
- Output Layer* – jumlah neuron sesuai kelas, aktivasi: Softmax

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Praproses Citra

Praproses data citra dilakukan melalui teknik augmentasi data agar menghasilkan data yang bervariasi sekaligus memperbanyak jumlah data citra. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi rotasi dan *flipping* pada data citra. Setelah itu dilakukan proses *cropping* guna memfokuskan area citra pada objek.

Selain proses augmentasi data, citra yang awalnya berada dalam format RGB (*Red, Green, Blue*) diubah menjadi *grayscale*.



Gambar 3. Hasil Praproses Citra

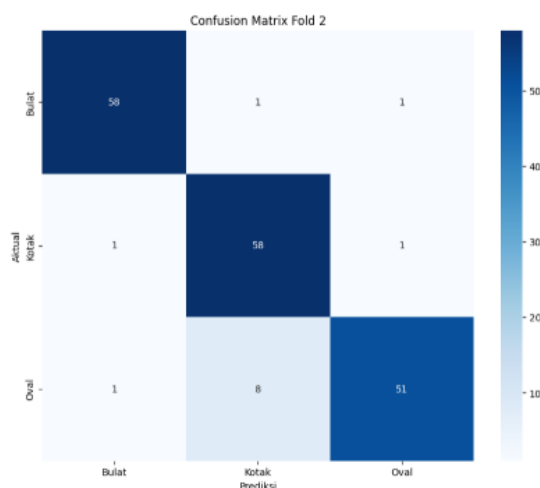
4.2. Hasil Pengujian Model

Hasil pengujian model dilakukan dengan *confusion matriks* untuk menilai kemampuan model dalam proses klasifikasi. Hasil pengujian performa model pada setiap fold ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Convusion Matrix*

Keterangan	Sensivitas	Spesifitas	Akurasi
Fold 1	91,11%	95,55%	91,11%
Fold 2	92,78%	96,39%	92,78%
Fold 3	86,67%	93,33%	86,67%
Fold 4	92,22%	96,11%	92,22%
Fold 5	87,22%	93,61%	87,22%
Rata-Rata (Σ)	90%	94,99%	90%

Hasil pengujian klasifikasi bentuk wajah berdasarkan *convusion matriks* pada fold tertinggi sebagai berikut:



Gambar 4. *Confusion Matriks fold 2*

Berdasarkan hasil confusion matrix dari data bentuk wajah didapatkan nilai sensitivitas, spesifitas, dan akurasi berikut.

a. Sensivitas

$$\left(\frac{58}{58+2}\right) \times 100\% + \left(\frac{58}{58+2}\right) \times 100\% + \left(\frac{51}{51+9}\right) \times 100\%$$

$$\left(\frac{58}{60}\right) \times 100\% + \left(\frac{58}{60}\right) \times 100\% + \left(\frac{51}{60}\right) \times 100\%$$

$$\text{Sensivitas Rerata} = \frac{(95,67 + 95,67 + 85)}{3} = 92,78\%$$

b. Spesifitas

$$\left(\frac{118}{118+2}\right) \times 100\% + \left(\frac{111}{111+9}\right) \times 100\% + \left(\frac{118}{118+2}\right) \times 100\%$$

$$\left(\frac{118}{120}\right) \times 100\% + \left(\frac{111}{120}\right) \times 100\% + \left(\frac{118}{120}\right) \times 100\%$$

$$\text{Spesifitas Rerata} = \frac{(98,33 + 92,5 + 98,33)}{3} = 96,39\%$$

c. Akurasi

$$\text{Akurasi} = \frac{(58 + 58 + 51) \times 100\%}{60 + 60 + 60}$$

$$\text{Akurasi} = \frac{(167) \times 100\%}{180}$$

$$\text{Akurasi} = 92,78\%$$

Dari perhitungan dengan *convusion matriks* model CNN pada *fold 2* didapat hasil sensitivitas sebesar 92,78%, spesifitas 96,39% dan akurasi 92,78%.

Berdasarkan perhitungan keseluruhan pada pengujian menggunakan *confusion matrix*, akurasi tertinggi terdapat pada fold ke-2 sebesar 92,78%, sedangkan akurasi keseluruhan yang diperoleh untuk klasifikasi bentuk wajah sebesar 90%. Oleh karena itu, model tersebut digunakan sebagai model akhir dalam proses klasifikasi bentuk wajah untuk pemilihan frame kacamata.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Bentuk Wajah Untuk Pemilihan Frame Kacamata.

Citra Input	Hasil Klasifikasi	Rekomendasi Frame	Keterangan
	Oval	Browline	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Kotak	Rectangle	Salah
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Bulat	Rectangle	Benar
	Kotak	Round	Benar

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi bentuk wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu mengelompokkan wajah ke dalam kategori bulat, oval, dan kotak serta memberikan rekomendasi kacamata yang sesuai. Hasil pengujian menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan nilai $k = 5$ menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dengan nilai sensitivitas sebesar 90%, spesifitas sebesar 94,99%, dan akurasi sebesar 90%. Meskipun demikian, untuk pengembangan selanjutnya disarankan menambah jumlah dataset agar model dapat belajar lebih optimal dan mengurangi overfitting, melakukan optimasi arsitektur maupun parameter model untuk meningkatkan kinerja, serta mengembangkan antarmuka pengguna agar sistem lebih mudah digunakan dan memiliki fungsionalitas yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Natun, M. Angelica Santhia, and Y. R. Kaesmetan, "Identifikasi Pengenalan Wajah Berdasarkan Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Technol. Informatics*, vol. 6, no. 1, pp. 50–57, 2025, doi: 10.37802/joti.v6i1.694.
- [2] W. Budianto, D. E. Herwindiati, J. Hendryli, T. Informatika, and U. Tarumanagara, "Infotech: journal of technology information," vol. 9, no. 2, pp. 129–136, 2023, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/377906160>
- [3] I. Afandi, *SISTEM REKOMENDASI FRAME KACAMATA BERDASARKAN BENTUK WAJAH MENGGUNAKAN DEEP LEARNING DENGAN METODE COVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR RESNET-50*. 2024. [Online]. Available: <https://repository.unissula.ac.id/37527/>
- [4] N. Dewi and F. Ismawan, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network untuk Sistem Pengenalan Wajah," vol. 14, no. 1, pp. 34–43, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i1.8989.
- [5] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020, [Online]. Available: <https://id.scribd.com/document/676428794/9>
- [6] M. W. Sardjono, V. Ramadhan, V. Ramadhan, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, "Klasifikasi Bentuk Bingkai (Frame) Kacamata Menggunakan CNN dengan Arsitektur Inception V3 dan Augmented Reality Berbasis Android," *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 204–218, 2024, doi: 10.61628/jsce.v5i2.1292.
- [7] M. T. Hidayatillah, N. Mardiyantoro, M. Hidayat, P. Studi, and T. Informatika, "Sistem identifikasi bentuk wajah untuk pemilihan frame kacamata menggunakan metode transfer learning," vol. 1, no. 1, 2022, [Online]. Available: <https://www.academia.edu/123231353/>
- [8] B. C. L. Adiatma, E. Utami, and A. D. Hartanto, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Deep Convolutional Neural Network," *Explore*, vol. 11, no. 2, p. 75, 2021, doi: 10.35200/explore.v11i2.478.
- [9] Mufti Ari Bianto and K. Kusriani, "Sistem Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis Particle Swarm Optimization Dan Naïve Bayes Dengan 5-Fold Cross Validation," *J. Innov. Res. Knowl.*, vol. 3, no. 8, pp. 1945–1954, 2024, doi: 10.53625/jirk.v3i8.9914.
- [10] C. K. Herijanto and Y. Wahyuningsih, "Perbandingan Klasifikasi Label Tunggal untuk Soal Ujian Fisika menggunakan Naïve Bayes dan K-Fold Cross Validation," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 40–45, 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1210.
- [11] U. Sri Rahmadhani and N. Lysbetti Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.poltekharber.ac.id/index.php/informatika/article/view/5229>