

Penerapan CNN Pada Klasifikasi Kepribadian Anak Sekolah Dasar Berdasarkan Citra Tulisan Tangan

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v21i2.2959>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Muhammad Ishaq Maulana^{1*}, Hafiz Irsyad²

Informatika, Universitas Multi Data Palembang, Kota Palembang, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: iana@mhs.mdp.ac.id

Abstract

Indonesia has a rich culture. This creates dynamics in personality formation. In schools, teachers' understanding of students' personalities is key. So far, conventional methods such as observation, interviews and graphology have been used to classify children's personalities, which are less efficient. This study uses the CNN algorithm with the Mobilenetv2 architecture. Dataset was taken from 5th grade students from 3 SDN Palembang with a total of 246 data divided into 2 classes, namely extrovert 101 data and introvert 145 data. Then grayscale preprocessing, normalization, and augmentation. Ratio of training, validation, and test data is 80:10:10. Model was trained with Adam optimizer, learning rate 0.0001, batch size 20, and epochs of 12. The result is a model accuracy of 69.2% with a tendency for the model to classify images as introverts. This study is expected to help teachers gain insight into the best teaching approach in the classroom.

Keywords: CNN; Graphology; Elementary School

Abstrak

Indonesia memiliki budaya yang kaya. Ini menciptakan dinamika dalam pembentukan kepribadian. Di sekolah, pemahaman guru terhadap kepribadian siswa menjadi kunci. Selama ini untuk mengklasifikasi kepribadian anak, digunakan metode konvensional seperti observasi, wawancara dan ilmu grafologi yang kurang efisien. Penelitian ini menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur *Mobilenetv2*. *Dataset* diambil dari siswa kelas 5 dari 3 SDN Palembang dengan total 246 data yang dibagi menjadi 2 kelas, yaitu extrovert 101 data dan introvert 145 data. Kemudian dilakukan *preprocessing grayscale*, normalisasi, dan augmentasi. Rasio data latih, validasi, dan uji adalah 80:10:10. Model dilatih dengan *Adam optimizer*, *learning rate* 0,0001, *batch size* 20, dan *epoch* sebanyak 12. Hasilnya akurasi model sebesar 69,2% dengan kecenderungan model mengklasifikasi citra sebagai introvert. Penelitian ini diharapkan dapat membantu guru mendapatkan pandangan tentang cara pendekatan mengajar yang terbaik di kelas.

Kata kunci: CNN; Grafologi; Sekolah Dasar

1. Pendahuluan

Indonesia dikenal mempunyai keberagaman budaya yang sangat kaya. Jumlah pulau di Indonesia mencapai 17.001 pulau serta memiliki lebih dari 1.200 suku di Indonesia [1]. Keberagaman ini menciptakan dinamika dalam pembentukan kepribadian, karena setiap individu membawa nilai-nilai, norma, dan cara pandang yang dipengaruhi oleh suku budaya masing-masing[2]. Di lingkungan sekolah, pemahaman guru terhadap kepribadian peserta didik menjadi kunci dalam mengantarkan mereka mencapai cita-citanya[3]. Di dalam proses belajar dan mengajar, seorang guru diharuskan mempunyai pemahaman yang baik terhadap kepribadian anak karena dapat membantu guru dalam mengelola kelas dengan efektif, merencanakan kegiatan yang sesuai dengan tingkat energi, perhatian, dan toleransi anak dalam menghadapi tugas yang sulit[4]. Selama ini, kecenderungan para guru adalah mengajar hanya untuk

menyelesaikan tugas utama tanpa memperhatikan kepribadian peserta didiknya, padahal kurangnya pemahaman terhadap kepribadian anak dapat memberikan dampak buruk terhadap anak[5]. Penelitian menunjukkan bahwa pola asuh otoriter yang tidak mempertimbangkan kepribadian anak dapat menyebabkan anak mengalami tekanan berlebihan, yang berdampak pada perkembangan kepribadian, emosional, perilaku serta prestasi belajar anak[6].

Selama ini untuk mengklasifikasi kepribadian anak, digunakan metode konvensional seperti observasi langsung atau wawancara, yang mana sering kali tidak efisien dan membutuhkan keahlian khusus dalam bidang psikologi[7]. Metode observasi sering kali menghadapi tantangan dalam hal validitas dan objektivitas data yang diperoleh, karena saat observasi, kecenderungan peneliti adalah hanya menggunakan persepsi atau kesan sendiri[8]. Kehadiran pengamat yang dikenal atau disegani oleh subjek wawancara dapat mempengaruhi perilaku subjek yang diamati sehingga situasinya menjadi dibuat-buat dan kaku [9]. Metode observasi memerlukan waktu dan tenaga ahli dalam jumlah banyak, sehingga tidak efisien untuk skala besar[10]. Selain itu, kepribadian juga bisa diklasifikasi melalui tulisan tangan anak menggunakan ilmu grafologi. Namun, metode ini juga kurang efisien karena membutuhkan keterlibatan ahli grafologi serta memerlukan waktu yang cukup lama untuk menganalisis tulisan tangan guna memperoleh hasil yang akurat[11]. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah solusi yang lebih efisien dan efektif dalam mengklasifikasi kepribadian anak.

CNN, sebagai salah satu arsitektur *deep learning*, telah terbukti efektif dalam mengklasifikasikan citra tulisan tangan berdasarkan temuan penelitian sebelumnya [12]. Perkembangan teknologi *machine learning* memungkinkan penerapan metode ini untuk mengotomatisasi proses klasifikasi kepribadian anak melalui analisis citra tulisan tangan[13]. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Abdo dkk. [14], penelitian ini mempunyai total data sebanyak 3043 citra tulisan tangan yang dibagi ke dalam kelas data sebanyak 30. Arsitektur yang digunakan adalah *Mobilenetv2*, *VGG-16*, *Resnet50*, *Densenet201*, dan *InceptionV3*. Skenario yang digunakan hanya 1 dimana setiap model dilatih selama 90 *epoch*, *batch size* 32, dan *learning rate* 0,001. Hasilnya adalah *Mobilenetv2* memiliki performa terbaik dengan akurasi *training* 99.20% dan akurasi validasi 96.93% serta dapat menjaga *loss training* pada 0.0422 dan *loss validasi* pada 0.1957. Arsitektur lain seperti *VGG16*, *Densenet201*, dan *InceptionV3* punya akurasi *training* sebesar 99.18%, 99.14% and 99.05%.

Oleh sebab itu, penelitian ini mengimplementasikan algoritma CNN untuk klasifikasi kepribadian anak SD berbasis citra tulisan tangan dengan fokus pada pencapaian akurasi tinggi. Selain itu, dilakukan evaluasi performa arsitektur *MobileNetV2* dalam tugas klasifikasi citra tulisan tangan. Hasil yang diperoleh ditujukan untuk memberikan informasi bagi guru dalam menentukan strategi pendekatan mengajar yang sesuai di kelas..

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian terdahulu telah menunjukan berbagai upaya dalam mengklasifikasikan citra tulisan tangan menggunakan teknologi *machine learning*. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Nugraha et al. [15], penelitian ini mempunyai total data sebanyak 8400 foto tulisan tangan yang dibagi ke dalam kelas data sebanyak 28. Total data dibagi menjadi *training* sebanyak 80% dan *testing* sebanyak 20%. Arsitektur yang digunakan adalah *Googlenet*, *Alexnet*, *VGG-16*, *Lenet-5*, dan *Resnet-50*. Skenario yang digunakan hanya 1 dimana setiap model dilatih selama 50 *epoch* dan *learning rate* 0,001. Hasilnya adalah *VGG-16* memiliki performa terbaik dengan akurasi 83.99%, *precision* 85.51% dan *recall* 83.27%. Arsitektur lain seperti *Alexnet*, *Googlenet*, dan *Resnet-50* punya akurasi sebesar 81.07%, 77.80% and 72.38%.

Berikutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Aneja & Aneja [16], penelitian ini mempunyai kelas data sebanyak 46 foto tulisan tangan dengan 2000 data untuk setiap kelas dengan total data sebanyak 92000. Total data dibagi menjadi *training* sebanyak 85% dan *testing* sebanyak 15%. Arsitektur yang digunakan adalah *Alexnet*, *Densenet-121*, *Densenet-201*, *VGG-11*, *VGG-16*, *VGG-19*, *Inception V3*. Skenario yang digunakan hanya 1 dimana setiap model dilatih selama 15 *epoch*, *batch size* 32, *learning rate* 0,001, momentum 0,9, dan *step size* 7. Hasilnya adalah *VGG-11* memiliki akurasi terbaik dalam 15 *epoch* sebesar 99% dengan rata-rata waktu per *epoch* adalah 5,7 menit, disusul oleh *InceptionV3* sebesar 99% dengan rata-rata waktu

per *epoch* adalah 16,3 menit dan *Alexnet* sebesar 98% dengan rata-rata waktu per *epoch* adalah 2,2 menit.

Selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Agduk & Aydemir [17], penelitian ini mempunyai total data sebanyak 3250 foto tulisan tangan. Data yang berasal dari 34 penulis laki-laki sebanyak 1700 dan dari 31 perempuan sebanyak 1550. Metode *testing* yang digunakan adalah 10-fold *cross-validation* dengan 80% data *training* dan 20% data *testing*. Ada beberapa arsitektur CNN yang dibandingkan dengan hasil terbaik dimiliki oleh *Densenet169* dengan akurasi 92,77%.

Berdasarkan penelitian terdahulu yang telah dipaparkan, Belum ada yang berfokus untuk mengklasifikasi kepribadian anak siswa SD dengan menggunakan data berupa citra tulisan tangan yang berasal dari siswa sekolah SD Palembang dengan label extrovert dan introvert, dan arsitektur *Mobilenetv2* yang masih minim digunakan untuk klasifikasi citra tulisan tangan. Sehingga, *state of the art* dari Penelitian ini yaitu berfokus pada implementasi algoritma CNN dengan arsitektur *Mobilenetv2* pada klasifikasi kepribadian anak siswa SD menggunakan data berupa citra tulisan tangan yang berasal dari siswa sekolah SD Palembang dengan label extrovert dan introvert.

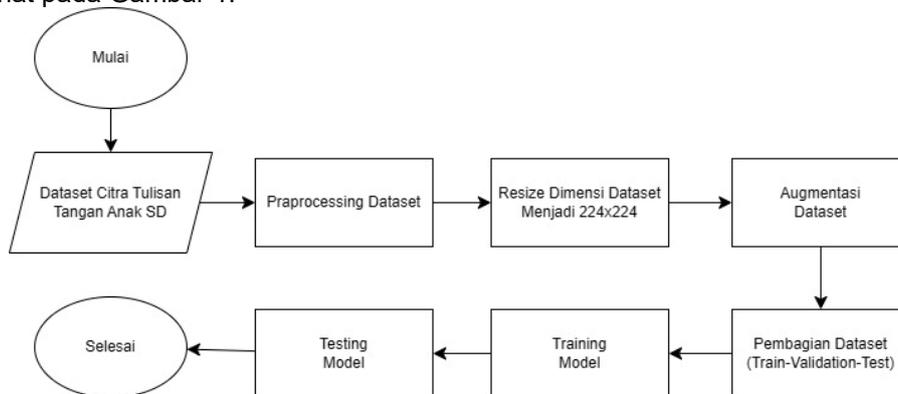
3. Metodologi

3.1 Pengumpulan Dataset

Pada tahap ini, dilakukan proses pengumpulan *dataset* yang diambil dari siswa kelas 5 SDN 106 Palembang, SDN 113 Palembang, dan SDN 245 Palembang. Data diambil dengan cara memotret buku tulis siswa menggunakan kamera handphone.

3.2 Perancangan

Pada Pada bagian ini dilakukan perancangan model klasifikasi kepribadian anak SD menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Tahapan pada proses perancangan model dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Perancangan Model

1) Persiapan Dataset dan Preprocessing

Perancangan dimulai dengan mengumpulkan data citra tulisan tangan anak SD yang dikumpulkan secara mandiri dari 3 Sekolah Dasar Negeri yang ada di Palembang. *Dataset* kemudian dilakukan *preprocessing* dengan membersihkan *dataset* dari citra yang tidak relevan, citra duplikat, atau citra yang berkualitas rendah, serta mengubah citra menjadi *grayscale* agar mengurangi noise serta model bisa fokus pada tulisan.

2) Resize Dimensi Dataset

Selanjutnya, dilakukan *resize* dimensi *dataset* untuk menormalisasi *dataset* dengan menyeragamkan seluruh dimensi citra menjadi 224 × 224, ukuran tersebut merupakan ukuran input dari *Mobilenetv2*.

3) Augmentasi Dataset

Kemudian, *dataset* tersebut dilakukan augmentasi, augmentasi adalah teknik untuk memperbesar ukuran *dataset* dan meningkatkan keragaman data dengan memodifikasi citra

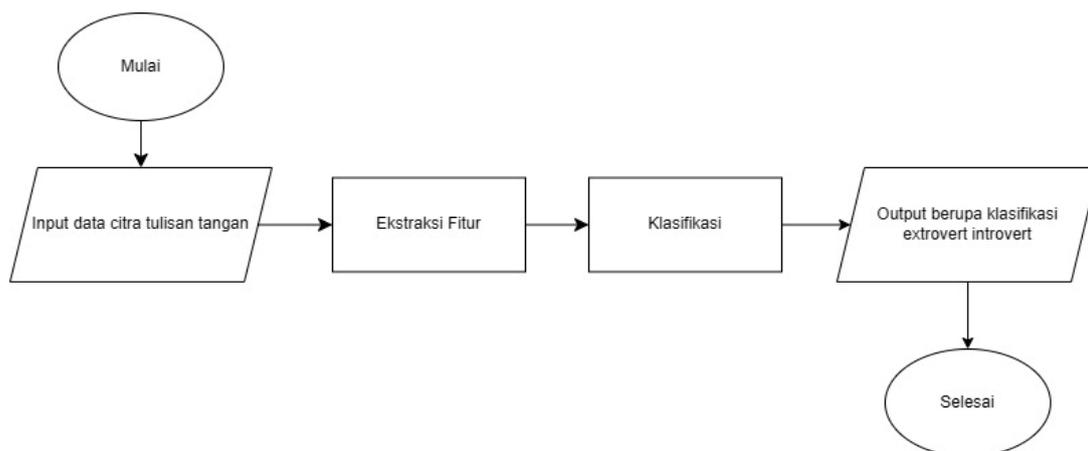
yang ada. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi beberapa metode, yaitu rotasi, yang memungkinkan citra diputar hingga 40 derajat ($rotation_range = 40$), pencerminan horizontal ($horizontal_flip$) untuk membalik citra secara horizontal, pergeseran pada sumbu lebar dan tinggi hingga 20% dari dimensi citra ($width_shift_range = 0,2$ dan $height_shift_range = 0,2$), serta zoom dengan variasi hingga 20% ($zoom_range = 0,2$). Selain itu, digunakan pula shear atau distorsi sudut sebesar 20% ($shear_range = 0,2$). Nilai-nilai untuk masing-masing parameter augmentasi dipilih secara acak dalam rentang yang telah ditentukan untuk meningkatkan variasi data latih.

4) Pembagian Dataset

Selanjutnya, dilakukan pemisahan *dataset* menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 80:10:10 dari keseluruhan data. Pemisahan data ini berfungsi untuk memastikan model dapat belajar dengan baik pada data latih, dievaluasi dengan data validasi, dan diukur performanya pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya.

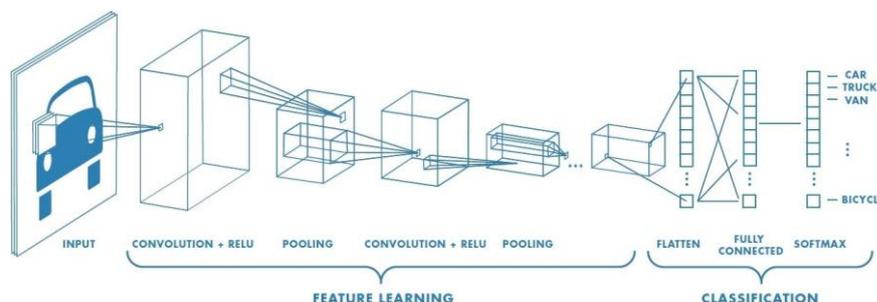
5) Training Model

Setelah *dataset* terbagi, proses berikutnya adalah pelatihan model atau *training* model menggunakan data latih. Pada tahap ini, model CNN dengan arsitektur *Mobilenetv2* dilatih untuk mengenali pola dan karakteristik tulisan tangan anak SD berdasarkan citra yang telah disediakan. Model dilatih dengan cara input data ke dalam algoritma CNN, data yang diinput adalah data yang sudah melalui preprocess, sudah diberi label, dan sudah divalidasi oleh ahli grafologi. Data yang digunakan akan memiliki 2 kelas, yaitu extrovert dan introvert. Lalu, algoritma akan melatih data dengan menggunakan *Adam* sebagai *optimizer* dengan *learning rate* 0,0001, *batch size* 20, dan *epoch* sebanyak 12. Tahapan cara kerja model dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 2. Cara Kerja Model

Algoritma yang akan digunakan adalah CNN, merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang secara khusus dirancang untuk mengolah data citra dan termasuk dalam kategori *supervised learning*, karena proses pembelajarannya melibatkan data berlabel [18] CNN memiliki struktur arsitektur yang terbagi jelas menjadi dua komponen utama: *Feature Extraction Layer* dan *Fully-Connected Layer*. *Feature Extraction Layer* berperan penting dalam mengekstraksi pola dan ciri visual dari citra melalui lapisan konvolusi. Sementara itu, proses klasifikasi dilakukan oleh lapisan *Fully-Connected*, yang tersusun atas *multi/layer perceptron (MLP)* untuk menghasilkan prediksi akhir. Dengan struktur ini, CNN terbukti efektif dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek pada data visual secara akurat dan konsisten [19]. Diagram dari arsitektur CNN bisa dilihat pada 5.



Gambar 5. Diagram Arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)*
 Sumber: [20]

Feature Extraction Layer merupakan tahapan awal dalam proses pengolahan citra yang bertujuan mengubah gambar menjadi sekumpulan fitur numerik yang merepresentasikan informasi visual di dalamnya. Lapisan ini terbagi menjadi dua komponen utama, yaitu *Convolutional Layer* dan *Pooling Layer*. *Convolutional Layer* terdiri dari sekumpulan neuron yang tersusun dalam bentuk filter dengan dimensi tertentu, baik panjang maupun tinggi dalam satuan piksel. Misalnya, pada lapisan awal, filter yang umum digunakan berukuran 5x5x3—yakni panjang 5 piksel, tinggi 5 piksel, dan 3 saluran (channel) yang sesuai dengan struktur warna gambar. Filter ini kemudian digeser ke seluruh area gambar, dan pada setiap pergeseran dilakukan operasi dot product antara nilai piksel gambar dan bobot filter. Hasil dari proses ini menghasilkan output yang dikenal sebagai activation map atau *feature map*, yang menjadi representasi spasial dari fitur penting dalam citra[21].

Dalam arsitektur CNN, terdapat beberapa parameter penting yang memengaruhi proses ekstraksi fitur, salah satunya adalah *stride*. *Stride* menentukan seberapa jauh filter bergeser pada saat proses konvolusi. Selain itu, terdapat juga parameter *padding*, yaitu jumlah piksel bernilai nol yang ditambahkan di sekeliling input. Fungsi *padding* adalah untuk mengatur dimensi output dari *convolutional layer* atau *feature map*, agar sesuai dengan kebutuhan arsitektur jaringan. Setelah proses konvolusi, biasanya dilanjutkan dengan *pooling layer*, yang berfungsi untuk mereduksi dimensi *feature map* sambil mempertahankan informasi penting. *Pooling layer* ini menggunakan filter dengan ukuran dan *stride* tertentu, lalu digeser ke seluruh area *feature map* untuk mengambil nilai representatif[22].

Feature map yang dihasilkan pada tahap *feature extraction* berbentuk *multidimensional array* sehingga perlu diubah menjadi vektor melalui proses *flatten* atau *reshape* sebelum digunakan sebagai masukan pada *fully connected (FC) layer*. FC layer, yang menjadi salah satu komponen utama CNN, menghubungkan setiap neuron dengan seluruh neuron pada layer sebelumnya. Perannya adalah menggabungkan seluruh fitur yang telah diekstraksi dan menggunakannya untuk menghasilkan keputusan klasifikasi. FC layer biasanya terdiri dari beberapa *hidden layer*, *activation function*, *output layer*, dan *loss function*[23].

6) *Testing Model*

Setelah model selesai dilatih, dilakukan tahap pengujian menggunakan data uji untuk mengevaluasi performa model yang telah dilatih. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi dan kehandalan model dalam mengklasifikasi kepribadian pada data yang belum pernah dilihat oleh model pada tahap sebelumnya.

3.3 Implementasi

Pada tahapan ini dilakukan implementasi dari model yang telah dirancang sebelumnya agar model dapat mengenali dan melakukan klasifikasi terhadap data training yang telah diolah sebelumnya.

3.4 Pengujian

Pada tahapan ini, model yang telah dibuat sebelumnya akan melakukan uji coba terhadap data uji.

Tahap uji coba diikuti dengan perhitungan hasil pengujian untuk menentukan tingkat keberhasilan metode yang digunakan. Perhitungan dilakukan menggunakan *confusion matrix*

guna memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy*, sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (1), (2), (3), dan (4).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall} \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan:

TP: Jumlah data positif (extrovert) yang terklasifikasi dengan benar oleh model

TN: Jumlah data negatif (introvert) yang terklasifikasi dengan benar oleh model

FN: Jumlah data negatif (introvert) yang terklasifikasi dengan salah oleh model

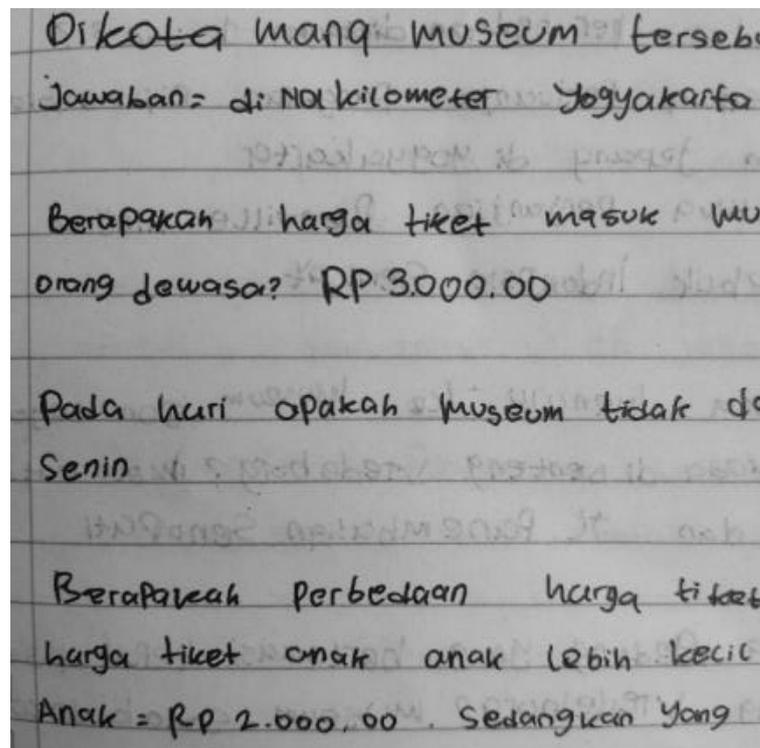
FP: Jumlah data positif (extrovert) yang terklasifikasi dengan salah oleh model.

4. Hasil dan Pembahasan

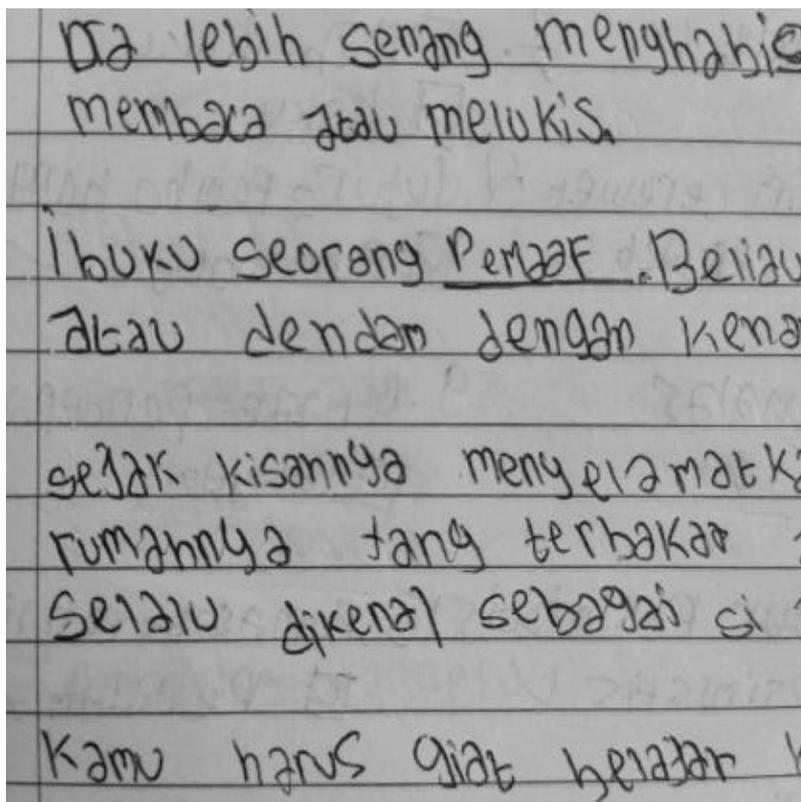
4.1 Hasil

1) Persiapan Dataset dan Preprocessing

Dataset berupa citra tulisan tangan anak SD terdiri dari 246 citra hasil pemotretan buku tulis siswa menggunakan kamera ponsel. Data tersebut diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu 101 citra berlabel extrovert dan 145 citra berlabel introvert. *Dataset* dikumpulkan secara mandiri dari 3 Sekolah Dasar Negeri yang ada di Palembang. Untuk gambar data extrovert dan introvert dapat dilihat pada Gambar dan Gambar .



Gambar 6. Data Introvert



Gambar 7. Data *Extrovert*

Berdasarkan hasil diskusi dengan ahli grafologi, untuk mengklasifikasi kepribadian siswa menggunakan citra tulisan tangan, metode yang digunakan adalah dengan mengukur tinggi dari tulisan pada citra. Tulisan yang menjadi acuan pada pengukuran ini adalah tulisan yang berada pada middle zone, yaitu a, c, e, i, m, n, o, r, s, u, v, w, x, dan z. Jika tulisan berukuran lebih besar atau sama dengan 0,35 mm, maka klasifikasinya adalah extrovert. Jika tulisan berukuran lebih kecil dari 0,35 mm, maka klasifikasinya adalah introvert.

Kemudian, dilakukan *preprocessing* pada *dataset* dengan membersihkan *dataset* dari citra yang tidak relevan, citra duplikat, atau citra yang berkualitas rendah, serta mengubah citra menjadi *grayscale*. Pada penelitian ini, digunakan *roboflow* untuk *preprocessing* data menjadi *grayscale*,

2) *Resize Dimensi Dataset*

Selanjutnya, dilakukan *resize* dimensi *dataset* yang saat diambil berukuran 3000x3000 menjadi 224 × 224, ukuran tersebut merupakan ukuran input dari *Mobilenetv2*. Pada penelitian ini, *resize* gambar dilakukan menggunakan kode yang diletakkan sebelum kode training model.

3) *Augmentasi Dataset*

Kemudian, *dataset* tersebut dilakukan augmentasi, augmentasi adalah teknik untuk memperbesar ukuran *dataset* dan meningkatkan keragaman data dengan memodifikasi citra yang ada. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi beberapa metode, yaitu rotasi, yang memungkinkan citra diputar hingga 40 derajat (*rotation_range* = 40), pencerminan horizontal (*horizontal_flip*) untuk membalik citra secara horizontal, pergeseran pada sumbu lebar dan tinggi hingga 20% dari dimensi citra (*width_shift_range* = 0,2 dan *height_shift_range* = 0,2), serta zoom dengan variasi hingga 20% (*zoom_range* = 0,2). Selain itu, digunakan pula shear atau distorsi sudut sebesar 20% (*shear_range* = 0,2). Nilai-nilai untuk masing-masing parameter augmentasi dipilih secara acak dalam rentang yang telah ditentukan untuk meningkatkan variasi data latih.

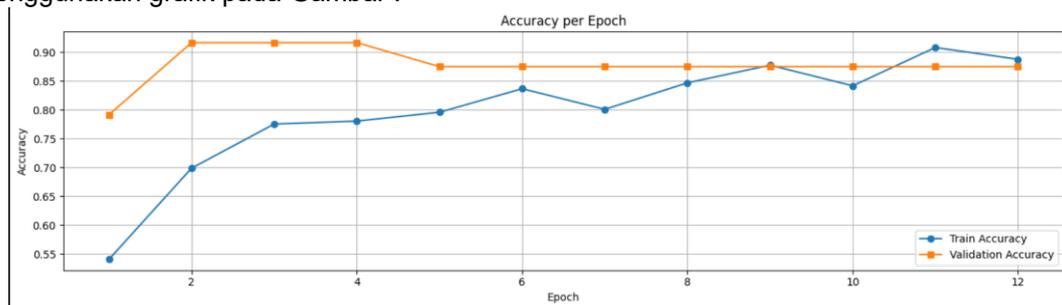
4) *Pembagian Dataset*

Selanjutnya, dilakukan pemisahan *dataset* menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 80:10:10 menjadi 196 data pelatihan, 24 data validasi, dan 26 data pengujian.

Pemisahan data ini berfungsi untuk memastikan model dapat belajar dengan baik pada data latih, dievaluasi dengan data validasi, dan diukur performanya pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya.

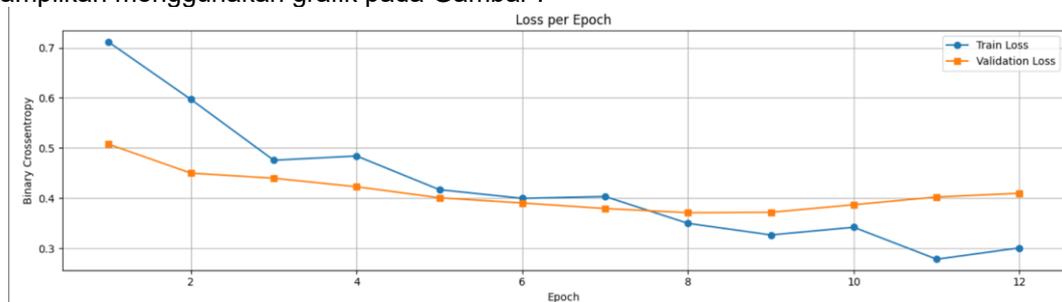
5) Training Model

Setelah *dataset* terbagi, proses berikutnya adalah pelatihan model atau *training* model menggunakan data latih. Pada tahap ini, model CNN dengan arsitektur *Mobilenetv2* dilatih untuk mengenali pola dan karakteristik tulisan tangan anak SD berdasarkan citra yang telah disediakan. Model dilatih dengan cara input data ke dalam algoritma CNN, data yang diinput adalah data yang sudah melalui preprocess, sudah diberi label, dan sudah divalidasi oleh ahli grafologi. Data yang digunakan akan memiliki 2 kelas, yaitu *extrovert* dan *introvert*. Lalu, algoritma akan melatih data dengan menggunakan *Adam* sebagai *optimizer* dengan *learning rate* 0,0001, *batch size* 20, dan *epoch* sebanyak 12. Hasil dari akurasi training dan akurasi validasi ditampilkan menggunakan grafik pada Gambar .



Gambar 8. Grafik Training dan Validation Accuracy

Grafik akurasi menunjukkan bahwa nilai akurasi pada data pelatihan meningkat secara fluktuatif hingga mencapai 88,8% di akhir *epoch*. Sementara itu, akurasi pada data validasi meningkat di awal pelatihan, namun sempat menurun pada *epoch* ke-5 menjadi 87,5% dan bertahan di kisaran tersebut hingga *epoch* terakhir. Hasil dari loss training dan loss validasi ditampilkan menggunakan grafik pada Gambar .

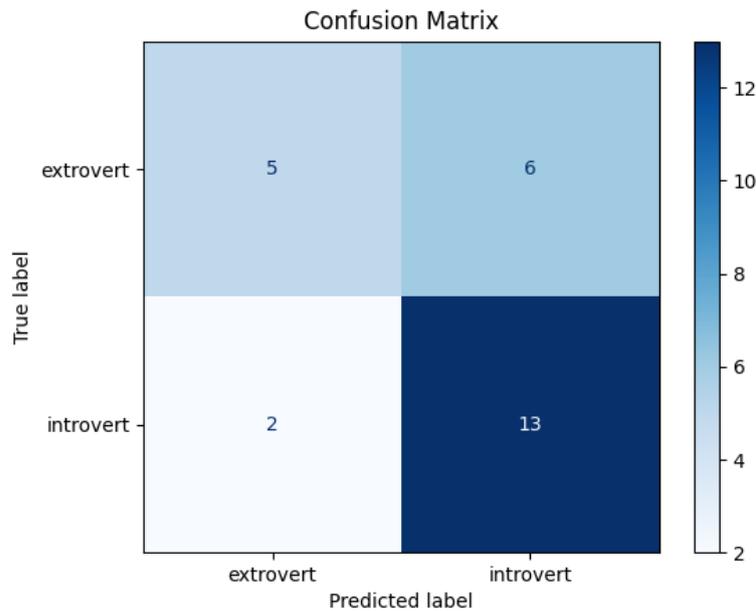


Gambar 9. Grafik Training dan Validation Loss

Pada grafik loss, nilai loss pelatihan secara umum mengalami penurunan hingga mencapai 30,0%. Sebaliknya, loss pada data validasi menurun hingga *epoch* ke-8, lalu meningkat secara bertahap hingga mencapai 40,9% pada akhir pelatihan.

6) Testing Model

Setelah model selesai dilatih, dilakukan tahap pengujian menggunakan data uji yaitu sebanyak 26 data. Visualisasi hasil dari testing model ditampilkan menggunakan confusion matrix yang dapat dilihat pada Gambar .



Gambar 10. Confusion Matrix

Berikut perhitungan matrix evaluasi.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{5 + 13}{5 + 6 + 2 + 13} = \frac{18}{26} = 0.692 = 69.2\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision\ extrovert = \frac{5}{5 + 2} = 0.714 = 71.4\%$$

$$Precision\ introvert = \frac{13}{13 + 6} = 0.684 = 68.4\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Recall\ extrovert = \frac{5}{5 + 6} = 0.454 = 45.4\%$$

$$Recall\ introvert = \frac{13}{13 + 2} = 0.867 = 86.7\%$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall}$$

$$F1 - Score\ extrovert = \frac{2 \times (0,714 \times 0,454)}{0,714 + 0,454} = \frac{0.648}{1.168} = 0.555 = 55.5\%$$

$$F1 - Score\ introvert = \frac{2 \times (0.684 \times 0.867)}{0.684 \times 0.867} = \frac{1.186}{1.551} = 0.765 = 76.5\%$$

Berdasarkan evaluasi melalui confusion matrix, dari total 26 citra pada data pengujian, model berhasil mengklasifikasikan 5 citra dengan label extrovert dan 13 citra dengan label introvert secara akurat. Sementara itu, terdapat kesalahan klasifikasi pada 6 citra extrovert yang dikenali sebagai introvert, serta 2 citra introvert yang terklasifikasi sebagai extrovert. Faktor-faktor seperti variasi pencahayaan, bayangan, dan resolusi citra berpotensi mempengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola secara tepat.

Dari hasil klasifikasi ini, akurasi keseluruhan model mencapai 69,2%. Untuk kelas extrovert, precision tercatat sebesar 71,4% dan recall sebesar 45,4%. Sedangkan pada kelas introvert, precision berada pada angka 68,4% dan recall mencapai 86,7%. Data ini mencerminkan performa model dalam mengenali sebagian besar citra dengan tepat, meskipun terdapat tantangan pada akurasi identifikasi kelas tertentu.

4.2 Pembahasan

Penelitian ini mengindikasikan bahwa pendekatan CNN dengan arsitektur *Mobilenetv2* mampu digunakan untuk mengklasifikasikan citra tulisan tangan siswa sekolah dasar. Model yang digunakan mencatatkan akurasi sebesar 69,2%, menunjukkan tingkat kinerja yang layak dalam proses identifikasi otomatis terhadap citra tulisan anak SD.

Meskipun demikian, distribusi hasil klasifikasi menunjukkan adanya ketidakseimbangan, di mana model cenderung lebih sering mengklasifikasikan citra sebagai kategori introvert. Hal ini tercermin dari nilai recall pada kelas extrovert yang hanya mencapai 45,4%, dibandingkan dengan recall kelas introvert yang mencapai 86,7%. Artinya, model memiliki kecenderungan untuk gagal mengenali citra extrovert dan lebih sering mengelompokkannya secara keliru sebagai introvert.

Penelitian ini memiliki keterkaitan dengan temuan Abdo et al. [14] yang melaporkan bahwa MobileNetV2 mencapai performa terbaik dengan akurasi *training* 99,20%, akurasi *validasi* 96,93%, *training loss* 0,0422, dan *validation loss* 0,1957. Pada penelitian ini, akurasi yang diperoleh adalah 69,2%, angka yang lebih rendah namun mencerminkan tantangan dalam klasifikasi citra tulisan tangan siswa SD yang memiliki pola sangat beragam.

Temuan dalam penelitian ini menempati posisi penting dalam konteks pengembangan model klasifikasi yang ditujukan secara khusus untuk citra tulisan tangan siswa sekolah dasar, khususnya yang berasal dari Sekolah Dasar Negeri di wilayah Palembang. Meskipun tingkat akurasi yang dicapai belum melampaui hasil dari penelitian [15] [16] [17]. kontribusi utama penelitian ini terletak pada fokusnya terhadap karakteristik data lokal dan konteks pendidikan dasar.

Penelitian ini memperluas kajian dalam bidang klasifikasi citra berbasis tulisan tangan pada tingkat sekolah dasar, dengan memfokuskan pada klasifikasi kepribadian siswa SD berdasarkan citra tulisan tangan. Tantangan utama yang dihadapi mencakup keragaman bentuk tulisan anak-anak, ketidakseimbangan distribusi data antar kelas kepribadian, serta kualitas citra yang dipengaruhi oleh resolusi dan pencahayaan. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun pendekatan CNN dengan arsitektur *Mobilenetv2* memiliki potensi dalam klasifikasi tulisan tangan, masih diperlukan pengembangan lebih lanjut, seperti peningkatan jumlah data, teknik augmentasi yang lebih adaptif, dan eksplorasi arsitektur model lain yang lebih sensitif terhadap variasi karakteristik tulisan tangan anak.

5. Simpulan

Penelitian ini merancang serta mengimplementasikan model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur *Mobilenetv2* untuk tugas klasifikasi citra tulisan tangan siswa sekolah dasar. Dengan menggunakan 246 citra sebagai *dataset*, model yang dibangun menghasilkan akurasi sebesar 69,2%. Evaluasi menunjukkan bahwa nilai precision untuk kedua kelas relatif seimbang, dengan perbedaan hanya sekitar 3%. Namun demikian, terdapat ketimpangan yang cukup besar pada nilai recall, yaitu selisih 41,3%, di mana recall tertinggi dicapai pada kelas introvert.

Kinerja model dipengaruhi oleh beberapa faktor, termasuk keterbatasan variasi dalam *dataset*, banyaknya bentuk dan pola tulisan yang beragam di kalangan siswa SD, serta distribusi data yang tidak seimbang antara kelas extrovert dan introvert. Hal-hal tersebut memberikan tantangan tersendiri dalam mencapai performa klasifikasi yang konsisten di semua kelas..

Daftar Referensi

- [1] Direktorat Statistik Kependudukan dan Ketenagakerjaan, *Profil Suku Dan Keragaman Bahasa Daerah Hasil Long Form Sensus Penduduk 2020*, 1st ed. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2024.
- [2] E. Kurniawan Zebua, N. Waruwu, and M. Santosa, "Pengaruh Nilai-Nilai Kebudayaan terhadap Pembentukan Kepribadian Manusia: Tinjauan Psikologi Perkembangan," *Scientificum Journal*, vol. 1, no. 3, pp. 138–149, 2024, doi: 10.37985/sj.v1i3.11.
- [3] Meriyati, *Memahami Karakteristik Anak Didik*, 1st ed. Lampung: Fakta Press, 2015.
- [4] M. Astuti *et al.*, "Peran Guru dan Pemahaman Psikologi Anak dalam Pembelajaran," *Jurnal Visionary*, vol. 12, no. 1, pp. 49–57, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.undikma.ac.id/index.php/visionary>
- [5] G. Sutrisna and G. S. Artajaya, "Problematisasi Kompetensi Kepribadian Guru Yang Memengaruhi Karakter Peserta Didik," *Stilistika*, vol. 11, no. 1, pp. 1–14, 2022, doi: 10.5281/zenodo.7416908.
- [6] L. Ilham, "Dampak Pola Asuh Otoriter Terhadap Perkembangan Anak," *Islamic EduKids*, vol. 4, no. 2, pp. 63–73, 2022.
- [7] T. F. A. Fauzian and R. Rachman, "Implementasi Metode Support Vector Machine Dalam Mendeteksi Kepribadian Melalui Tulisan Tangan," *JURNAL RESPONSIF*, vol. 4, no. 2, pp. 196–203, 2022, [Online]. Available: <https://ejurnal.ars.ac.id/index.php/jti>
- [8] H. Hasanah, "TEKNIK-TEKNIK OBSERVASI (Sebuah Alternatif Metode Pengumpulan Data Kualitatif Ilmu-ilmu Sosial)," *Jurnal at-Taqaddum*, vol. 8, no. 1, pp. 21–46, 2016.
- [9] T. Zhang, "The Impact of Observers on People's Behavior," *Lecture Notes in Education Psychology and Public Media*, vol. 50, no. 1, pp. 243–248, Apr. 2024, doi: 10.54254/2753-7048/50/20240957.
- [10] M. Fadhillah, M. Ro'is, A. Saf, D. Syarif, and S. Sahid, "Pengenalan Kepribadian Seseorang Berdasarkan Pola Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *JNTETI*, vol. 6, no. 3, pp. 365–373, 2017.
- [11] A. G. Purwanto, R. Y. Wijaya, T. Timotius, I. J. Agustian, and I. B. Trisno, "Analisis dan Desain Intelligent Agent Menentukan Kepribadian Berdasarkan Tulisan Tangan," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 243–247, Apr. 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i2.4176.
- [12] Y. V. Guntara, Syamsuryadi, and Sukemi, "Pengenalan Kepribadian Melalui Tulisan Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan LS Classifiers," *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 14, no. 2, pp. 151–167, Nov. 2023, doi: 10.31849/digitalzone.v14i2.15193.
- [13] G. Chaubey and S. K. Arjaria, *Personality Prediction Through Handwriting Analysis Using Convolutional Neural Networks*, 1st ed. Singapore: Springer Nature, 2022. doi: 10.1007/978-981-16-3802-2_5.
- [14] H. A. Abdo, A. Abdu, R. R. Manza, and S. Bawiskar, "ArabicWordNet: fine-tuning MobileNetV2-based model for Arabic handwritten words recognition," *IRJET*, vol. 10, no. 12, pp. 337–345, 2023, [Online]. Available: www.irjet.net
- [15] G. S. Nugraha, M. I. Darmawan, and R. Dwiyanaputra, "Comparison of CNN's Architecture GoogleNet, AlexNet, VGG-16, Lenet -5, Resnet-50 in Arabic Handwriting Pattern Recognition," *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, vol. 8, no. 2, pp. 545–554, May 2023, doi: 10.22219/kinetik.v8i2.1667.
- [16] N. Aneja and S. Aneja, "Transfer Learning using CNN for Handwritten Devanagari Character Recognition," in *2019 1st International Conference on Advances in Information Technology (ICAIT)*, Chikmagalur: IEEE, 2019, pp. 293–296. doi: 10.1109/ICAIT47043.2019.8987286.
- [17] S. Agduk and E. Aydemir, "Classification of Handwritten Text Signatures by Person and Gender: A Comparative Study of Transfer Learning Methods," *Acta Informatica Pragensia*, vol. 11, no. 3, pp. 324–347, 2022, doi: 10.18267/j.aip.197.
- [18] M. Arsal, B. Agus Wardijono, and D. Anggraini, "Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 1, pp. 55–63, Jun. 2020, doi: 10.25077/teknosi.v6i1.2020.55-63.
- [19] N. Kasim and G. Satya Nugraha, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Arab Menggunakan Metode Convolution Neural Network (Handwritten Arabic Script Recognition

- Using Convolution Neural Network),” *JTIKA*, vol. 3, no. 1, pp. 85–95, 2021, doi: <https://doi.org/10.29303/jtika.v3i1.136>.
- [20] K. R. R. Wardani and L. Leonardi, “Klasifikasi Penyakit pada Daun Anggur menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal Tekno Insentif*, vol. 17, no. 2, pp. 112–126, Oct. 2023, doi: [10.36787/jti.v17i2.1130](https://doi.org/10.36787/jti.v17i2.1130).
- [21] J. A. AYENI, “Convolutional Neural Network (CNN): The architecture and applications,” *Applied Journal of Physical Science*, vol. 4, no. 4, pp. 42–50, Dec. 2022, doi: [10.31248/AJPS2022.085](https://doi.org/10.31248/AJPS2022.085).
- [22] M. Krichen, “Convolutional Neural Networks: A Survey,” *Computers*, vol. 12, no. 8, pp. 1–41, Jul. 2023, doi: [10.3390/computers12080151](https://doi.org/10.3390/computers12080151).
- [23] X. Zhao, L. Wang, Y. Zhang, X. Han, M. Deveci, and M. Parmar, “A review of convolutional neural networks in computer vision,” *Artif Intell Rev*, vol. 57, no. 4, p. 99, Mar. 2024, doi: [10.1007/s10462-024-10721-6](https://doi.org/10.1007/s10462-024-10721-6).