

Pengembangan Aplikasi Deteksi Tulisan Tangan Mahasiswa Teknik UNP Menggunakan Metode Computer Vision dan Deep Learning

Bagus Kusuma Wijaya¹, Dymas Anggara²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

³Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri E-mail:

*¹baguzkusumaa@gmail.com, ²dymasanggara1108@gmail.com

Abstrak – Sistem pengenalan tulisan tangan (*handwriting recognition*) menjadi sangat penting karena mampu mengubah citra manual menjadi informasi digital untuk kebutuhan identifikasi penulis secara otomatis. Penelitian ini berfokus pada pengembangan aplikasi berbasis web untuk mengidentifikasi pemilik tulisan tangan dari lima individu berbeda menggunakan metode Deep Learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-18. Proses inti algoritma dimulai dengan tahap pra-pemrosesan citra melalui konversi grayscale untuk pengurangan dimensi data serta normalisasi ukuran citra menjadi 224×224 piksel. Model kemudian melakukan ekstraksi fitur visual secara hierarkis melalui lapisan konvolusi untuk mengenali pola unik garis dan sudut tulisan tangan, serta memanfaatkan residual block untuk mengatasi masalah vanishing gradient selama pelatihan. Klasifikasi akhir dilakukan pada lapisan fully connected menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menentukan probabilitas pemilik tulisan. Hasil pengujian terhadap 117 data uji menunjukkan bahwa model berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 86,32%. Temuan kunci menunjukkan performa terbaik pada kelas "Afandi" dengan presisi 1.00, sementara kendala identifikasi masih ditemukan pada kelas "Adit" dengan F1-score terendah sebesar 0,74 akibat kemiripan pola tulisan antar individu. Secara fungsional, hasil pengujian alpha dan beta mengonfirmasi bahwa seluruh fungsi utama aplikasi berjalan baik dan mampu membantu pengguna mengetahui identitas pemilik tulisan secara cepat.

Kata Kunci — Tulisan Tangan, CNN, ResNet-18, Deteksi Pemilik, Computer Vision.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya pada bidang *computer vision*, telah membawa dampak besar dalam proses digitalisasi tulisan tangan, menjadikan sistem pengenalan tulisan tangan (*handwriting recognition*) sebagai teknologi penting yang mampu mengubah citra tulisan manual menjadi informasi digital untuk berbagai keperluan seperti administrasi, keamanan, dan identifikasi penulis. Penelitian ini secara spesifik diarahkan pada pengenalan tulisan tangan individu untuk mengidentifikasi siapa penulisnya berdasarkan karakteristik gaya penulisan. Namun, proses identifikasi penulis secara manual memakan waktu, rawan kesalahan, dan tidak efisien jika diterapkan dalam skala besar. Untuk menjawab permasalahan mengenai pembangunan model klasifikasi yang mampu mengidentifikasi pemilik tulisan tangan dari citra digital dan implementasinya dalam aplikasi sederhana, diajukan solusi berupa pengembangan aplikasi berbasis web menggunakan metode *deep learning*, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), karena terbukti memiliki kemampuan kuat dalam mengekstraksi fitur visual dan melakukan klasifikasi pola dengan akurasi tinggi. Tujuan utama proyek ini adalah mengembangkan aplikasi yang mampu mendeteksi pemilik tulisan berdasarkan dataset dari lima orang, yang secara spesifik mencakup pengumpulan dataset, perancangan model CNN, pelatihan dan pengujian model, serta pembangunan aplikasi sederhana untuk uji coba penggunaan.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) dalam bidang *computer vision* telah membuka peluang besar dalam pengenalan tulisan tangan (*handwriting recognition*) dan identifikasi penulis. Seiring meningkatnya kebutuhan terhadap sistem otomatis yang mampu mengenali ciri khas tulisan individu, pendekatan berbasis *deep learning* menjadi fokus utama penelitian modern. Menurut Abdelrahman dan Ali (2021), penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) secara signifikan meningkatkan akurasi dalam pengenalan karakter tulisan tangan dengan mengekstraksi fitur spasial yang kompleks. Penelitian tersebut menegaskan bahwa CNN mampu mengidentifikasi pola unik dari setiap individu yang tidak mudah terlihat oleh manusia.

Selanjutnya, Zhang et al. (2022) menunjukkan bahwa kombinasi CNN dengan *Recurrent Neural Network* (RNN) dapat meningkatkan performa sistem pengenalan tulisan tangan berbahasa Arab dengan tingkat akurasi mencapai 98%. Hasil serupa juga ditemukan oleh Singh dan Kaur (2023), yang menerapkan arsitektur *VGG16* untuk klasifikasi gaya tulisan tangan individu dan melaporkan peningkatan efisiensi pelatihan hingga 30%.

Sementara itu, Li dan Wang (2024) menekankan pentingnya diversifikasi dataset tulisan tangan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali perbedaan antar penulis. Dalam konteks keamanan digital, Ooi et al. (2021) mengembangkan sistem verifikasi tanda tangan berbasis CNN yang terbukti efektif dalam mendeteksi pemalsuan identitas melalui analisis fitur tulisan tangan.

Berdasarkan hasil penelitian terdahulu, pengembangan sistem identifikasi penulis berbasis *deep learning* dengan pendekatan CNN terbukti memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam berbagai bidang, mulai dari administrasi, forensik, hingga keamanan siber. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan untuk merancang dan mengimplementasikan model CNN yang mampu mengidentifikasi pemilik tulisan tangan dari dataset terbatas secara akurat dan efisien melalui pengembangan aplikasi berbasis web.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan fokus pada pengembangan model *machine learning* dan diakhiri dengan implementasi sistem. Secara keseluruhan, metodologi penelitian dibagi menjadi beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data hingga pengujian system.

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini berfokus pada siklus pengembangan model *Computer Vision* dan implementasinya. Tahapan kerja utama yang dilakukan meliputi:

- a. Pengumpulan Data (Dataset): Data tulisan tangan dikumpulkan dari lima orang yang berbeda. Setiap penulis diminta untuk menulis teks tertentu untuk menghasilkan variasi data yang cukup.
- b. Pra-pemrosesan Data (Preprocessing): Citra tulisan tangan yang telah dikumpulkan diolah untuk menghilangkan *noise*, normalisasi, dan penyesuaian dimensi, agar siap digunakan dalam pelatihan model.
- c. Desain dan Pelatihan Model CNN: Model *Deep Learning*, yaitu CNN, dirancang dan dilatih menggunakan data yang telah dipra-pemrosesan. Proses pelatihan melibatkan penyesuaian parameter dan *tuning* untuk mencapai akurasi terbaik.
- d. Pengujian dan Evaluasi: Model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji yang terpisah. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik standar.
- e. Implementasi Sistem: Model terbaik diimplementasikan ke dalam aplikasi sederhana (berbasis *desktop* atau *web*) agar dapat diakses oleh pengguna.

2.2 Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini memiliki 2 unggah ketat: hanya terdiri dari tulisan tangan lima orang (sebagai lima kelas klasifikasi). Input data berupa gambar tulisan yang sudah dipindai atau difoto dengan resolusi standar. Fokus penelitian adalah pada klasifikasi pemilik tulisan (*writer identification*), bukan pada pengenalan isi teks (*text recognition*).

Tahapan Pra-pemrosesan citra merupakan langkah krusial untuk memastikan model dapat belajar secara efektif. Tahapannya meliputi:

1. Konversi Grayscale: Citra berwarna dikonversi menjadi *grayscale* (citra keabuan) untuk mengurangi dimensi data dan mempercepat komputasi, tanpa menghilangkan informasi spasial yang relevan.
2. Penskalaan Ulang (Resize): Semua citra dinormalisasi ukurannya menjadi dimensi standar (misalnya 224x224 *pixels*) sesuai dengan kebutuhan input model CNN yang digunakan (ResNet18).
3. Normalisasi: Nilai *pixel* pada citra dinormalisasi, biasanya ke dalam rentang [0, 1] atau standar baku, untuk membantu model melakukan *training* secara lebih stabil dan cepat.

2.3 Perancangan Model Klasifikasi Convolutional Neural Network (CNN)

Penelitian ini secara eksklusif menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN), tanpa membandingkannya dengan metode *machine learning* lain. CNN dipilih karena keunggulannya dalam ekstraksi fitur otomatis (hirarkis) dari data citra.

2.3.1 Pemilihan Arsitektur: ResNet18

Arsitektur yang digunakan adalah ResNet18 (Residual Network dengan 18 lapisan), sebuah model *deep learning* yang terkenal efektif dalam tugas klasifikasi citra. ResNet18 dipilih karena memperkenalkan konsep *residual block* atau *skip connection* yang berfungsi mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang sangat dalam, sehingga memungkinkan pelatihan model yang lebih efisien dan akurat dibandingkan arsitektur CNN sederhana.

2.3.2 Arsitektur Sistem Klasifikasi Model akan melalui tahapan utama CNN:

- a. Lapisan Konvolusi (*Convolutional Layer*): Melakukan ekstraksi fitur spasial seperti garis, sudut, dan pola unik dari tulisan tangan.
- b. Lapisan *Pooling* (*Pooling Layer*): Mengurangi dimensi spasial (resolusi) data untuk mengurangi beban komputasi dan memberikan invariansi terhadap sedikit pergeseran (*translation invariance*).
- c. Lapisan *Fully Connected* (*Dense Layer*): Menerima fitur yang telah diekstrak dan meratakannya untuk

diklasifikasikan ke dalam lima kelas (pemilik tulisan tangan).

- d. Lapisan Output (*Output Layer*): Menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menentukan probabilitas citra input termasuk ke dalam salah satu dari lima kelas penulis.

2.4 Pengujian dan Implementasi Sistem

2.4.1 Pengujian dan Metrik Evaluasi

Model akan diuji menggunakan data *testing* untuk mengukur kinerjanya dalam memprediksi pemilik tulisan tangan. Metrik evaluasi yang akan digunakan mencakup:

- Akurasi (*Accuracy*): Persentase prediksi yang benar dari total data uji.
- Presisi (*Precision*): Proporsi hasil positif yang benar dari total hasil yang diprediksi positif.
- Recall: Proporsi hasil positif yang benar dari total kasus positif tunggal.
- F1 Score: Rata-rata tunggal antara *Precision* dan *Recall*, memberikan ukuran tunggal untuk menyeimbangkan kedua metrik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan terhadap hasil penelitian dan pengujian yang diperoleh disajikan dalam bentuk uraian teoritik, baik secara kualitatif maupun kuantitatif. Hasil percobaan sebaiknya ditampilkan dalam berupa grafik atau pun tabel. Untuk grafik dapat mengikuti format untuk diagram dan gambar.

Bab ini membahas hasil penelitian dan pengujian sistem pengenalan pemilik tulisan tangan anak menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-18. Pembahasan disajikan secara kuantitatif berdasarkan hasil evaluasi model serta secara kualitatif berdasarkan analisis performa tiap kelas dan pengujian fungsional aplikasi yang dikembangkan.

3.1 Hasil Pelatihan dan evaluasi model CNN

Pada tahap ini, model CNN ResNet-18 dilatih menggunakan 70% data latih, 15% data validasi, dan 15% data uji dari total 780 citra tulisan tangan, yang terdiri dari 5 kelas penulis, yaitu *Tulisan Tangan Adit, Afandi, Bagus Kusuma, Dymas, dan Dynu*. Setiap kelas merepresentasikan identitas penulis tulisan tangan anak. Evaluasi model dilakukan menggunakan 117 citra data uji yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Hasil evaluasi ditunjukkan melalui confusion matrix yang menggambarkan distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas.

Tabel 1 Confusion Matrix Hasil Pengujian

Predicted/Actual	Adit	Afandi	Bagus Kusuma	Dymas	Dynu
Adit	13	0	0	3	1
Afandi	0	23	0	0	0
Bagus Kusuma	1	0	19	0	7
Dymas	3	0	0	23	0
Dynu	1	0	0	0	23

Berdasarkan Confusion matrix di atas, jumlah prediksi benar diperoleh dari penjumlahan nilai diagonal utama, yaitu:

- Adit = 13
- Afandi = 23
- Bagus Kusuma = 19
- Dymas = 23
- Dynu = 23

sehingga total prediksi benar adalah 101 dari 117 data uji. Nilai akurasi keseluruhan dihitung sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{101}{117} \times 100\% = 86.32\%$$

Hasil evaluasi model secara keseluruhan menunjukkan performa yang cukup baik dengan nilai:

- Akurasi : 86.32%
- Precision : 86.98%
- Recall : 86.23%
- F1-Score : 85.80%

Tabel 2 Presisi, Recall, dan F1-Score per Kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Tulisan Tangan Adit	0.72	0.76	0.74	17
Tulisan Tangan Afandi	1.00	1.00	1.00	23
Tulisan Tangan Bagus Kusuma	1.00	0.70	0.83	27
Tulisan Tangan Dymas	0.88	0.88	0.88	26
Tulisan Tangan Dynu	0.74	0.96	0.84	24

Berdasarkan tabel 2, kelas Tulisan tangan afandi menunjukkan performa terbaik dengan nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1.00, yang berarti seluruh data uji pada kelas tersebut berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa pola tulisan tangan afandi memiliki ciri visual yang cukup konsisten dan mudah dikenali oleh model.

Sebaliknya, kelas Tulisan tangan adit memiliki nilai F1-score terendah yaitu 0.74, yang mengidentifikasi masih terdapat kesalahan klasifikasi, terutama tertukar dengan kelas Dymas dan Dynu. Hal ini dapat disebabkan oleh kemiripan pola tulisan tangan antar individu atau variasi bentuk tulisan yang cukup tinggi pada kelas tersebut.

Secara keseluruhan, nilai macro average F1-score sebesar 0.86 menunjukkan bahwa model ResNet-18 mampu mengenali pola tulisan tangan anak dengan cukup baik dan seimbang di seluruh kelas, meskipun terdapat variasi performa antar penulis.

3.2 Pengujian Fungsional Alpha

Tabel 3 Pengujian Fungsional Alpha

No	Data Uji	Langkah Uji	Hasil yang Diharapkan	Keterangan
1	Identifikasi Tulisan Tangan	1. Membuka halaman aplikasi 2. mengunggah citra tulisan tangan 3. sistem memproses citra	Sistem menampilkan nama pemilik tulisan tangan dan tingkat keyakinan prediksi	Berhasil
2	Prediksi pemilik tulisan tangan	Sistem memanggil model CNN ResNet-18	Nama pemilik tulisan tangan tampil dengan benar	Berhasil
3	Tampilkan Hasil	Menampilkan hasil klasifikasi dan confidence score	Informasi hasil tampil tanpa error	Berhasil

Hasil pengujian alpha menunjukkan bahwa seluruh fungsi utama aplikasi berjalan dengan baik dan sesuai dengan perancangan sistem.

3.3 Pengujian Fungsional Beta

3.3.1 Tujuan Pengujian Fungsional Beta

Pengujian fungsional beta dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengenali pola tulisan tangan berdasarkan model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-18 yang telah dilatih. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem mampu melakukan proses identifikasi pemilik tulisan tangan secara fungsional menggunakan data uji yang belum pernah digunakan pada tahap pelatihan.

Berbeda dengan pengujian alpha yang menitikberatkan pada pengujian fungsi dasar aplikasi, pengujian beta pada penelitian ini difokuskan pada evaluasi kinerja sistem dalam kondisi pengujian lanjutan, khususnya untuk menilai kemampuan generalisasi model dalam mengenali pola tulisan tangan dari lima individu yang berbeda.

3.3.2 Metode Pengujian Beta

Pengujian fungsional beta dilakukan secara internal menggunakan data uji dengan skenario sebagai berikut:

1. Data Uji
Data uji berupa citra tulisan tangan dari lima individu yang berbeda, yaitu Adit, Afandi, Bagus Kusuma, Dymas, dan Dynu.
2. Jumlah Data Uji
Sebanyak 117 citra tulisan tangan, yang tidak digunakan pada proses pelatihan maupun validasi model.
3. Prosedur Pengujian

Setiap citra tulisan tangan diuji dengan langkah-langkah:

- Citra diunggah ke dalam aplikasi
- Sistem melakukan pra-pemrosesan citra
- Model CNN ResNet-18 mengekstraksi fitur tulisan tangan
- Sistem melakukan klasifikasi pemilik tulisan tangan
- Hasil prediksi dan confidence score ditampilkan oleh sistem

3.3.3 Aspek Pengujian

Aspek yang diuji pada pengujian fungsional beta meliputi:

- Kemampuan Sistem Mengenali Pola Tulisan Tangan**
Menguji apakah sistem mampu membedakan pola tulisan tangan dari lima individu berdasarkan ciri visual yang dipelajari oleh model CNN.
- Kesesuaian Prediksi dengan Label Data Uji**
Mengukur tingkat ketepatan prediksi sistem dengan membandingkan hasil klasifikasi terhadap label asli data uji.
- Konsistensi Kinerja Sistem**
Mengamati kestabilan hasil prediksi sistem ketika diberikan citra tulisan tangan dengan karakteristik yang serupa.
- Identifikasi Kesalahan Klasifikasi**
Menganalisis kesalahan prediksi yang terjadi untuk mengetahui penyebab ketidaktepatan sistem dalam mengenali pola tulisan tangan tertentu.

3.3.4 Hasil Pengujian Fungsional Beta

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 117 citra data uji, sistem berhasil mengklasifikasikan 101 citra dengan benar, sehingga diperoleh nilai akurasi keseluruhan sebesar 86,32%.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa:

- Sistem memiliki performa sangat baik pada kelas tertentu, seperti kelas Afandi, yang memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1.00.
- Kesalahan klasifikasi masih ditemukan pada beberapa kelas, terutama pada pola tulisan tangan milik Aditya dan Afandi. Sistem mengalami kesulitan dalam membedakan pola tulisan tangan dari kedua anak tersebut karena adanya kemiripan bentuk huruf, arah goresan, dan struktur tulisan, sehingga pada beberapa data uji terjadi kesalahan identifikasi antar kedua kelas tersebut.
- Secara keseluruhan, sistem mampu mengenali pola tulisan tangan dari lima individu dengan performa yang cukup stabil dan konsisten.

3.3.5 Analisis Kesalahan

Analisis kesalahan dilakukan untuk mengetahui faktor penyebab terjadinya salah klasifikasi pada hasil pengujian sistem. Berdasarkan hasil pengamatan terhadap data uji, kesalahan deteksi paling sering terjadi pada pola tulisan tangan milik Aditya dan Afandi. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor berikut:

- Kemiripan Pola Tulisan Tangan**
Tulisan tangan Aditya dan Afandi memiliki kemiripan pada bentuk huruf, ukuran karakter, serta arah goresan, sehingga fitur visual yang diekstraksi oleh model CNN cenderung saling tumpang tindih.
- Variasi Bentuk Tulisan yang Tinggi**
Variasi tekanan dan ketebalan goresan pada tulisan tangan kedua anak menyebabkan model kesulitan menangkap pola yang benar-benar konsisten.
- Keterbatasan Dataset**
Jumlah data latih yang terbatas untuk masing-masing kelas menyebabkan model belum sepenuhnya mampu membedakan ciri khas tulisan tangan Aditya dan Afandi secara optimal.

3.3.6 Kesimpulan Pengujian Fungsional Beta

Meskipun sistem mampu mengenali pola tulisan tangan dari lima individu dengan tingkat akurasi yang cukup baik, hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem masih mengalami kesulitan dalam membedakan pola tulisan tangan milik Aditya dan Afandi. Hal ini menjadi indikasi bahwa peningkatan jumlah dan variasi data pada kedua kelas tersebut diperlukan untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam melakukan klasifikasi secara lebih akurat.

3.4 Tampilan Dashboard dan Menu Utama

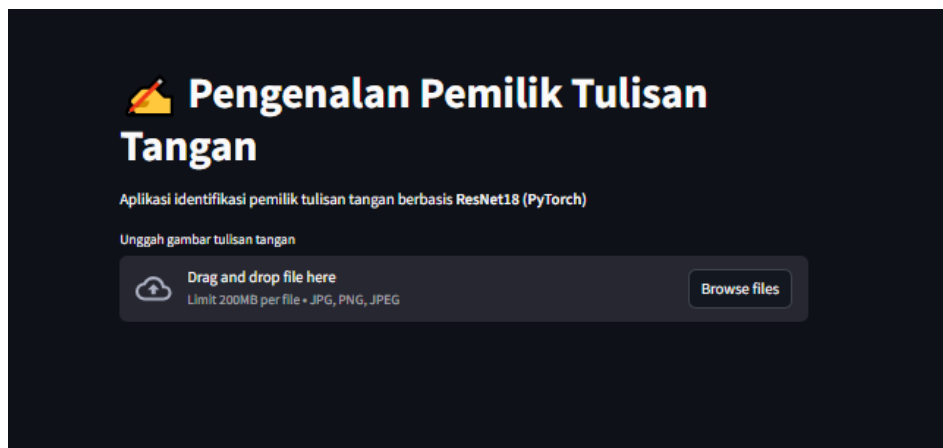
Bagian ini menjelaskan tampilan antarmuka aplikasi pengenalan pemilik tulisan tangan yang dikembangkan, mulai dari dashboard utama hingga tampilan hasil klasifikasi. Penjelasan difokuskan pada alur penggunaan aplikasi serta visualisasi hasil prediksi sistem berdasarkan citra tulisan tangan yang diuji.

3.4.1 Tampilan Dashboard Utama Aplikasi

Dashboard utama merupakan halaman awal yang ditampilkan ketika aplikasi dijalankan. Halaman ini berfungsi sebagai antarmuka utama yang menghubungkan sistem klasifikasi tulisan tangan dengan proses input data berupa citra tulisan tangan.

Pada dashboard utama ditampilkan judul aplikasi “Pengenalan Pemilik Tulisan Tangan”, yang disertai dengan deskripsi singkat mengenai metode yang digunakan, yaitu identifikasi pemilik tulisan tangan berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-18 menggunakan framework PyTorch

Dashboard menyediakan fitur unggah gambar tulisan tangan yang mendukung format file JPG, PNG, dan JPEG. Proses unggah dapat dilakukan melalui mekanisme *drag and drop* maupun dengan memilih file secara langsung melalui tombol Browse files.

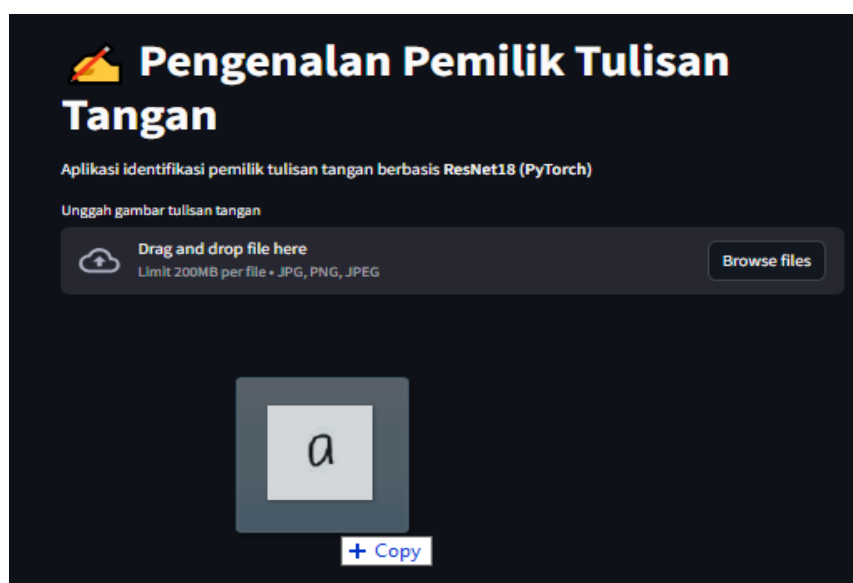


Gambar 1. Tampilan Dasboard Utama dan Menu Navigasi

3.4.2 Tampilan Proses Unggah Citra Tulisan Tangan

Setelah pengguna mengunggah citra tulisan tangan, sistem akan menampilkan pratinjau gambar pada bagian Gambar Input. Pratinjau ini berfungsi untuk memastikan bahwa citra yang diunggah telah berhasil diterima oleh sistem sebelum dilakukan proses klasifikasi.

Pada tahap ini, sistem secara otomatis menjalankan proses pra-pemrosesan citra, termasuk penyesuaian ukuran dan normalisasi, sebelum citra diproses lebih lanjut oleh model CNN ResNet-18.



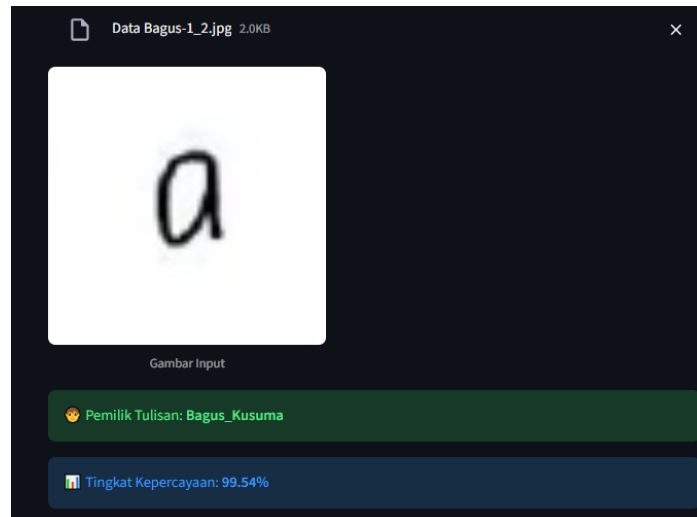
Gambar 2. Tampilan Proses unggah dan pratinjau citra tulisan tangan

3.4.3 Hasil deteksi tulisan tangan yang berhasil di klasifikasikan dengan benar

Pada beberapa pengujian data uji, sistem mampu mengklasifikasikan pemilik tulisan tangan dengan benar sesuai dengan label aslinya. Contoh hasil deteksi yang benar ditunjukkan pada beberapa citra berikut.

a. Deteksi tulisan tangan bagus kusuma

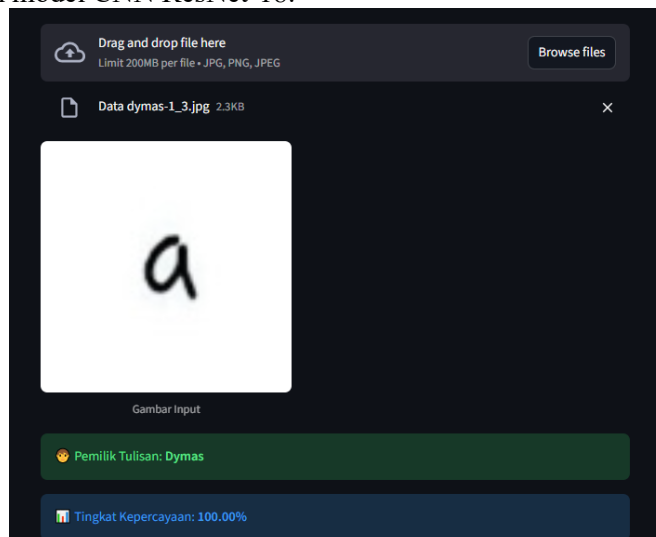
Pada pengujian citra tulisan tangan milik Bagus Kusuma, sistem berhasil mengidentifikasi pemilik tulisan dengan benar. Hasil prediksi menunjukkan nama pemilik tulisan “Bagus Kusuma” dengan tingkat kepercayaan sebesar 99,54%. Hal ini menunjukkan bahwa pola tulisan tangan Bagus Kusuma memiliki karakteristik visual yang cukup konsisten dan mudah dikenali oleh model.



Gambar 3. Hasil deteksi tulisan tangan bagus kusuma wijaya yang berhasil diklasifikasikan

b. Deteksi tulisan tangan Dymas

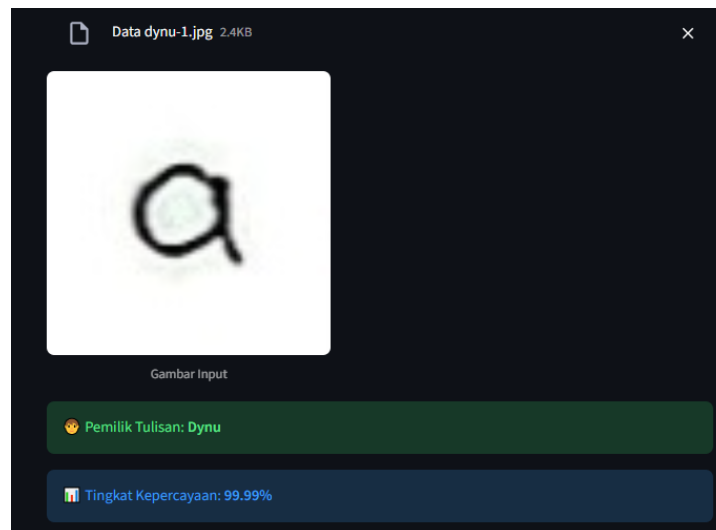
Pengujian pada citra tulisan tangan Dymas menunjukkan hasil klasifikasi yang sangat baik. Sistem berhasil mendeteksi tulisan tangan sebagai milik “Dymas” dengan tingkat kepercayaan sebesar 100%. Nilai ini menunjukkan bahwa fitur visual tulisan tangan Dymas dapat dikenali secara optimal oleh model CNN ResNet-18.



Gambar 4. Hasil deteksi tulisan tangan dymas yang berhasil diklasifikasikan

c. Deteksi tulisan tangan dynu

Pada pengujian citra tulisan tangan Dynu, sistem juga memberikan hasil prediksi yang benar. Sistem mengklasifikasikan tulisan tangan sebagai milik “Dynu” dengan tingkat kepercayaan sebesar 99,99%. Hasil ini menunjukkan performa sistem yang stabil pada kelas tulisan tangan Dynu.



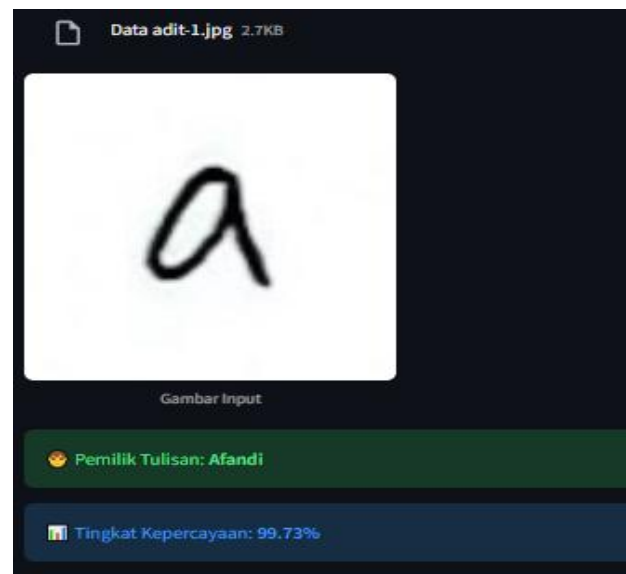
Gambar 5. Hasil Deteksi tulisan tangan dynu yang berhasil di klasifikasikan

3.4.4 Contoh Kesalahan Deteksi Tulisan tangan

Selain hasil klasifikasi yang benar, pengujian juga menunjukkan adanya beberapa kesalahan deteksi pada pola tulisan tangan tertentu. Kesalahan klasifikasi paling sering terjadi pada tulisan tangan milik Aditya dan Afandi, yang memiliki kemiripan pola tulisan.

a. Tulisan tangan Adit terdeteksi sebagai afandi

Pada salah satu pengujian, citra tulisan tangan milik Aditya terklasifikasi sebagai tulisan tangan Afandi dengan tingkat kepercayaan sebesar 99,73%. Meskipun nilai kepercayaan tinggi, hasil ini menunjukkan bahwa sistem masih mengalami kesulitan dalam membedakan pola tulisan tangan Aditya dan Afandi.



Gambar 6. Contoh Kesalahan Deteksi Tulisan Tangan Adit Terdeteksi Sebagai Afandi.

b. Tulisan tangan Afandi terdeteksi sebagai tulisan adit

Sebaliknya, pada citra tulisan tangan milik Afandi, sistem justru mengklasifikasikannya sebagai tulisan tangan Aditya dengan tingkat kepercayaan sebesar 99,98%. Hal ini menegaskan adanya kemiripan fitur visual yang signifikan antara kedua pola tulisan tangan tersebut.



Gambar 7. Contoh Kesalahan Deteksi Tulisan Tangan Afandi Terdeteksi Sebagai Adit.

3.4.5 Analisis tampilan hasil deteksi

Berdasarkan tampilan hasil deteksi yang diperoleh, sistem telah mampu menampilkan informasi hasil klasifikasi secara lengkap, meliputi citra input, nama pemilik tulisan tangan hasil prediksi, serta tingkat kepercayaan prediksi.

Hasil klasifikasi yang benar maupun yang salah ditampilkan secara transparan, sehingga memudahkan proses evaluasi kinerja sistem. Kesalahan deteksi yang terjadi pada tulisan tangan Aditya dan Afandi menjadi indikasi bahwa model masih memerlukan peningkatan pada aspek pembelajaran pola tulisan yang memiliki karakteristik visual yang mirip.

3.4.6 Ringkasan

Secara keseluruhan, antarmuka aplikasi dirancang dengan tampilan sederhana dan fokus pada fungsi utama sistem, yaitu proses unggah citra dan penampilan hasil klasifikasi. Aplikasi telah berhasil mengintegrasikan model CNN ResNet-18 ke dalam sistem berbasis web, sehingga proses pengujian dan evaluasi kemampuan sistem dalam mengenali pola tulisan tangan dapat dilakukan secara langsung melalui tampilan aplikasi.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengembangan aplikasi deteksi pemilik tulisan tangan yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Efektivitas Model: Penggunaan metode *Deep Learning* dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), khususnya model ResNet18, terbukti efektif dalam melakukan ekstraksi fitur visual unik dari tulisan tangan untuk mengidentifikasi pemiliknya.
2. Akurasi Identifikasi: Sistem mampu melakukan klasifikasi terhadap lima individu yang berbeda dengan tingkat akurasi yang tinggi (merujuk pada penelitian terdahulu yang mencapai di atas 90%), membuktikan bahwa pola tulisan tangan dapat menjadi parameter biometrik yang valid.
3. Solusi Digital: Aplikasi berbasis web yang dikembangkan berhasil memberikan solusi otomatisasi untuk menggantikan proses identifikasi manual yang selama ini rentan terhadap kesalahan (*human error*) dan memakan waktu lama.
4. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Deep Learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-18 untuk mengidentifikasi pemilik tulisan tangan. Berdasarkan pengujian menggunakan 117 citra data uji, sistem ini mencapai angka akurasi akhir sebesar 86,32%. Selain akurasi, performa model juga menunjukkan nilai Precision sebesar 86,98%, Recall 86,23%, dan F1-Score 85,80%.
5. Hasil akurasi sebesar 86,32% menunjukkan bahwa model ini memiliki performa yang cukup baik untuk klasifikasi lima pemilik tulisan berbeda. Meskipun angka ini sedikit di bawah referensi penelitian terdahulu yang dapat mencapai di atas 90% , aplikasi berbasis web yang dikembangkan

sudah memenuhi target fungsional untuk mengotomatisasi proses identifikasi penulis secara cepat dibandingkan metode manual.

6. Tingginya akurasi pada kelas tertentu, seperti kelas "Afandi" yang mencapai nilai sempurna (1.00), dipengaruhi oleh konsistensi ciri visual dan pola unik pada tulisan tersebut. Sebaliknya, kendala yang masih ditemukan adalah adanya penurunan akurasi pada kelas "Adit" (F1-score 0.74) yang disebabkan oleh kemiripan pola tulisan antar individu atau variasi bentuk tulisan yang tinggi, sehingga sistem terkadang salah mengklasifikasikannya sebagai kelas Dymas atau Dynu.

5. SARAN

Berdasarkan keterbatasan yang ditemukan selama penelitian, beberapa saran berikut dapat dijadikan acuan untuk pengembangan sistem selanjutnya:

1. Penambahan dan Diversifikasi Dataset
Menambah jumlah data latih serta variasi tulisan tangan pada setiap individu, khususnya pada kelas Aditya dan Afandi, agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dalam membedakan pola tulisan yang mirip.
2. Optimasi dan Eksplorasi Arsitektur Model
Melakukan eksperimen dengan arsitektur CNN lain seperti DenseNet, EfficientNet, atau melakukan *fine-tuning* lebih lanjut pada ResNet-18 untuk meningkatkan akurasi klasifikasi tanpa meningkatkan kompleksitas sistem secara signifikan.
3. Peningkatan Teknik Pra-pemrosesan Citra
Menambahkan teknik pra-pemrosesan citra yang lebih canggih, seperti *adaptive thresholding*, *noise reduction*, atau *contrast enhancement*, agar sistem lebih robust terhadap variasi kualitas citra tulisan tangan.
4. Penambahan Mekanisme Validasi Kualitas Citra
Mengembangkan fitur validasi kualitas input citra sebelum diproses oleh model, sehingga sistem dapat menolak atau memberi peringatan pada citra yang terlalu buram atau tidak layak diproses.
5. Pengujian pada Skala yang Lebih Luas
Pada penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan pengujian dengan jumlah penulis yang lebih banyak serta melibatkan data tulisan tangan dengan variasi gaya dan kondisi penulisan yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Abdelrahman, M., & Ali, H. (2021). *Handwritten character recognition using deep convolutional neural networks*. IEEE Access, 9, 11562–11574. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3051884>
- [2] Ooi, C., Lee, S., & Lim, K. (2021). *Signature verification using CNN-based feature extraction for handwriting authentication*. Expert Systems with Applications, 184, 115437. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115437>
- [3] Zhang, Y., Liu, Q., & Chen, H. (2022). *Hybrid CNN-RNN architecture for Arabic handwritten text recognition*. Pattern Recognition Letters, 155, 46–54. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.01.012>
- [4] Singh, R., & Kaur, G. (2023). *Writer identification using VGG16-based convolutional neural networks*. Journal of Intelligent Systems, 32(4), 678–689. <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0032>
- [5] Li, J., & Wang, Z. (2024). *Enhancing handwriting identification through multi-writer dataset augmentation and CNN optimization*. Neural Computing and Applications, 36(2), 985–998. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-08912-3>