

# KLASIFIKASI CITRA CANDI BERDASARKAN TEKSTUR BENTUK MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Devi Oktaviani<sup>1</sup>, Muhammad Resa Arif Yudianto\*<sup>2</sup>, Maimunah<sup>3</sup>, Pristi Sukmasetya<sup>4</sup>, Rofi Abul Hasani<sup>5</sup>

<sup>1 2 3 4 5</sup>Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Magelang  
[1doktaviani512@gmail.com](mailto:doktaviani512@gmail.com), [2resamuhammad96@unimma.ac.id](mailto:resamuhammad96@unimma.ac.id), [3maimunah@unimma.ac.id](mailto:maimunah@unimma.ac.id),  
[4pristi.sukmasetya@ummgl.ac.id](mailto:pristi.sukmasetya@ummgl.ac.id), [5rofiabul@unimma.ac.id](mailto:rofiabul@unimma.ac.id)

---

## Abstrak

Candi merupakan bangunan kuno peninggalan Hindu-Budha yang terbuat dari batu yang digunakan sebagai tempat ibadah. Beberapa candi memiliki persamaan yang signifikan khususnya dari segi struktur bangunan pada candi tersebut. Penelitian ini mengeksplorasi penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 untuk mengklasifikasikan citra candi di Jawa Tengah, Indonesia. Pariwisata di provinsi ini memiliki nilai ekonomi dan kultural yang tinggi, terutama dengan warisan sejarah seperti Candi Borobudur dan Candi Mendut. Dengan banyaknya candi yang memiliki struktur serupa, penelitian ini memanfaatkan teknologi *deep learning*, khususnya CNN, untuk mengklasifikasikan citra berdasarkan tekstur bentuk. Dengan pengumpulan data menggunakan teknik *scraping*, diperoleh 400 dataset citra dari kedua candi tersebut. Proses *Image pre-processing* melibatkan *resizing*, *grayscale*. Pada penelitian ini dilakukan 2 jenis skenario pengolahan citra sebelum diproses dengan CNN yaitu menggunakan CLAHE dan deteksi tepi dengan metode Canny. Dua skenario tersebut dievaluasi, dan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 95% untuk penggunaan CLAHE sedangkan saat menggunakan deteksi tepi Canny didapatkan akurasi sebesar 91,25%. Proses klasifikasi menggunakan arsitektur ResNet-50, dan hasilnya menunjukkan keunggulan penggunaan CLAHE dengan selisih akurasi 3,75% dibandingkan dengan deteksi tepi Canny. Penerapan model mencakup desain *Graphical User Interface* (GUI) untuk memudahkan pengguna dalam mengklasifikasikan citra candi. Hasil akhir menunjukkan bahwa CLAHE merupakan metode *image pre-processing* paling efektif untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra candi. Temuan ini memberikan kontribusi pada pemahaman tentang penerapan teknologi *deep learning* dalam mendukung identifikasi dan promosi warisan budaya, terutama di sektor pariwisata.

**Kata kunci:** Klasifikasi, Citra Candi, *Canny*, Clahe, ResNet-50.

---

## 1. Pendahuluan

Pariwisata merupakan salah satu sektor ekonomi penting yang ada di Indonesia. Sejuta keindahan alam, kultur dan warisan leluhur Indonesia yang orisinal adalah nilai lebih yang perlu dibanggakan. Pariwisata mempunyai peran penting dalam peningkatan devisa negara serta industri yang ramah lingkungan. Salah satu provinsi yang memiliki banyak potensi wisata berbasis budaya adalah Jawa Tengah (BPS, 2021). Jawa Tengah berhasil dikenal sebagai jantung budaya dikarenakan peninggalan kerajaan-kerajaan yang pernah ada. Banyak peninggalan prasejarah yang menjadi salah satu situs warisan dunia salah satunya candi.

Candi merupakan bangunan kuno peninggalan Hindu-Budha yang terbuat dari batu yang digunakan sebagai tempat pemujaan atau penyimpanan abu jenazah raja Hindu-Buddha. Candi tersebar hampir seluruh wilayah di Indonesia yang memiliki keunikan tersendiri berdasarkan tempat dan pembuatannya. Keunikan ini juga terlihat dari struktur bangunan candi seperti Candi Borobudur dan Candi Mendut. Pada tanggal 13 September 1991, Candi Borobudur beserta kawasannya secara resmi ditetapkan oleh UNESCO sebagai situs

warisan budaya dunia. Kawasan Candi Borobudur dan sekitarnya merupakan salah satu monumen peninggalan sejarah yang masih aktif hingga saat ini sebagai tempat beribadah umat budha serta tempat kunjungan wisatawan, baik wisatawan domestik maupun mancanegara. Hal ini menunjukkan candi memiliki nilai sejarah yang tidak tergantikan dan menunjukkan hebatnya peradaban kerajaan kuno di Indonesia. Beberapa candi memiliki persamaan yang signifikan baik dari segi fungsi maupun struktur bangunannya. Dari segi struktur bangunan bentuk candi – candi memiliki kesamaan yaitu bentuk bangunan tampak lebih gemuk, atapnya berbentuk undak-undakan dan puncaknya berbentuk stupa atau ratna, pada bagian pintu dan relung terdapat hiasan bermotif makara, reliefnya timbul, dan lukisannya bercorak naturalis (dua dimensi), dan letak candi di tengah-tengah halaman kompleks candi menghadap ke arah timur (Teguh Purwantari, 2021).

Hal ini membuat sebagian wisatawan domestik maupun *non-domestik* merasa kesulitan untuk membedakan jenis candi tertentu karena dari bentuk yang hampir sama. Beberapa contoh dari candi yang memiliki bentuk hampir sama terletak di Jawa Tengah khususnya di Kota Magelang yaitu Candi

Borobudur dan Candi Mendut, secara resmi telah dapat dimanfaatkan sebagai tempat ibadah dan dijadikan sebagai objek wisata pilihan. Salah satu cara agar dapat membedakan bentuk candi satu dengan candi lainnya dengan memanfaatkan teknologi untuk melakukan klasifikasi citra candi berdasarkan tekstur bentuk dengan menggunakan *deep learning* (Syafaah & Lestandy, 2021).

Pada dasarnya *deep learning* merupakan salah satu cabang dari *machine learning* yang mengadaptasi dari algoritma jaringan saraf tiruan dengan lapisan yang lebih banyak (Firmansyah, 2021)). *Deep learning* berbeda dari teknik *machine learning* yang tradisional, karena *deep learning* secara otomatis melakukan representasi dari data seperti gambar, video atau teks tanpa memperkenalkan aturan kode atau pengetahuan domain manusia. *Deep learning* atau *deep structured learning* atau *hierarchical learning* atau *deep neural* merupakan metode *learning* yang memanfaatkan *artificial neural network* yang berlapis-lapis (*multi-layers*). Salah satu metode *deep learning* yang paling banyak digunakan dalam klasifikasi citra yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Alasan penggunaan algoritma CNN karena dapat mempresentasikan kemampuan meniru sistem pengenalan citra pada *visual cortex* manusia untuk mengolah informasi citra (Adi Nugroho et al., 2020)

Menurut (Farid Naufal et al., 2023) menjelaskan tentang perbandingan performa *machine learning* dan *deep learning* untuk klasifikasi citra huruf SIBI. Dalam penelitian ini berfokus pada perbandingan penting yang dilakukan untuk melihat efektifitas setiap algoritma klasifikasi dalam hal performa klasifikasi. Algoritma klasifikasi *machine learning* memiliki waktu komputasi lebih rendah sedangkan *deep learning* memiliki performa klasifikasi lebih tinggi. Dari hasil penelitian yang dilakukan menggunakan 5 *cross validation*, CNN dengan arsitektur *Xception* memiliki nilai *F1 Score* tertinggi yaitu 99,57% dengan waktu *training* rata-rata 1.387 detik. Sedangkan KNN dengan nilai  $K = 1$  memiliki waktu *training* tercepat yaitu 0,03 detik dan memiliki nilai *F1 Score* 86,95%.

Menurut (Baihaqi et al., 2021) menjelaskan tentang penerapan metode CNN pada YOLO (*You Only Look Once*) v3 untuk pendeteksian jenis Candi Blandongan dan Candi Jiwa. Dalam penelitian ini Yolo merupakan algoritma yang dikembangkan untuk mendeteksi sebuah objek secara *real time*. Dalam pendeteksiannya menggunakan *repurpose classifier* atau *localizer*. Pada saat melakukan proses *running* dalam satu kali algoritma ini dapat menghasilkan *output* prediksi dan *bounding box* untuk setiap objek karena algoritma ini melewati tahap klasifikasi dan tahap pembelajaran menggunakan *backpropagation*. Hasil dari penelitian ini memiliki akurasi lebih dari 70% sehingga CNN yang ada pada Yolo v3 baik untuk mendeteksi bentuk candi. Menurut (Fajri & Atika,

2021) menjelaskan tentang penerapan *machine Learning* menggunakan CNN untuk klasifikasi citra candi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 600 gambar. Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan 2 proses konvolusi dan 2 proses *pooling layer*. Penelitian ini berfokus pada penggunaan nilai *epoch* untuk mempercepat proses *training*, nilai *epoch* yang digunakan yaitu 100 mendapatkan tingkat akurasi terbaik sebesar 92%. Menurut (Peryanto et al., 2019) menjelaskan tentang penggunaan metode CNN dalam pengklasifikasian citra menggunakan *library keras*. Dataset yang digunakan berjumlah 70 citra untuk 2 kategori yang terdiri dari mobil dan motor. Dari hasil penelitian tingkat akurasi tertinggi sebesar 98,02% dengan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 97,56% serta akurasi sistem sebesar 96,64%. Berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa penambahan jumlah *epoch* menjadikan akurasi menjadi naik dan nilai prediksi menjadi lebih bagus, namun terdapat kekurangan pada saat proses *training* menjadi lebih lama dan berat untuk proses *training* menggunakan non-GPU (CPU).

Algoritma CNN dirancang untuk pengenalan dan pengklasifikasian citra dengan mengekstrak informasi dari citra dan menentukan klasifikasi berupa skor klasifikasi melalui tahapan dari beberapa lapisan yang dilakukan berdasarkan model arsitektur yang digunakan. Arsitektur ResNet50 dipilih karena telah menunjukkan kemampuannya dengan menjuarai kompetisi *The ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun 2015. *ResNet* merupakan arsitektur CNN dengan *error rates* paling rendah dibandingkan arsitektur CNN lainnya. Menurut Victor Ikechuwu yang dikutip oleh (Farid Naufal et al., 2023), ResNet50 adalah versi VGG19 yang menyertakan jaringan residual, menjadikannya model yang rumit dengan parameter yang dapat dikelola yang dapat berjalan lebih cepat selama komputasi.

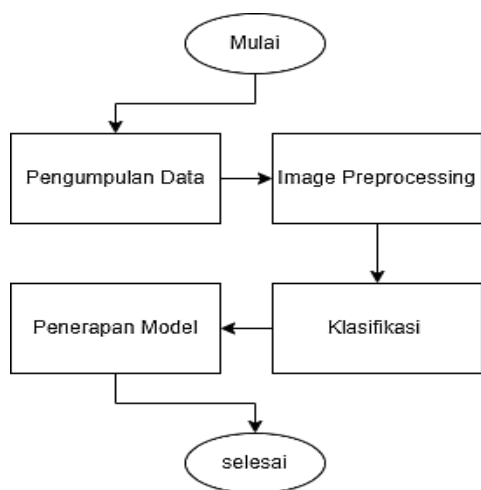
Menurut (Niswati et al., 2021) menjelaskan tentang perbandingan arsitektur ResNet50 dengan ResNet101 dalam klasifikasi kanker serviks pada citra *Pap Smear*. Data yang digunakan adalah 4049 data yang sudah dilakukan segmentasi 5 kelas terdiri dari *superficial-intermediate*, *parabasal*, *koilocytotic*, *dyskeratotic*, dan *metaplastic*. Penelitian ini juga melakukan penambahan data dengan 3 teknik augmentasi (rotasi, *vertikal flip*, dan *horizontal flip*). Hasil dari perbandingan kedua model yang dihasilkan dalam penelitian ini, arsitektur ResNet50 mendapatkan akurasi 91% sedangkan arsitektur ResNet101 mendapatkan akurasi 89%. Hal tersebut menunjukkan bahwa kinerja model yang digunakan hasil ekstraksi fitur dengan ResNet50 lebih baik daripada kinerja model ResNet101.

Berdasarkan permasalahan yang sudah diuraikan diatas, maka dibuatlah penelitian ini dengan judul "Klasifikasi Citra Candi Berdasarkan

Tekstur Bentuk Menggunakan *Convolutional Neural Network*”. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu penelitian ini berfokus pada penggunaan arsitektur ResNet50 untuk klasifikasi citra candi. Pada penelitian ini akan dibuat 2 skenario untuk mengetahui pengaruh *image Pre-processing* yang berbeda pada citra candi. Pada penelitian ini juga akan mengimplementasikan model yang dibuat ke dalam GUI untuk memudahkan mengklasifikasikan citra candi. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat mengetahui *image Pre-processing* yang memiliki hasil akurasi tinggi pada citra candi.

2. Metode Penelitian

Alur penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4 tahap yang berurutan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

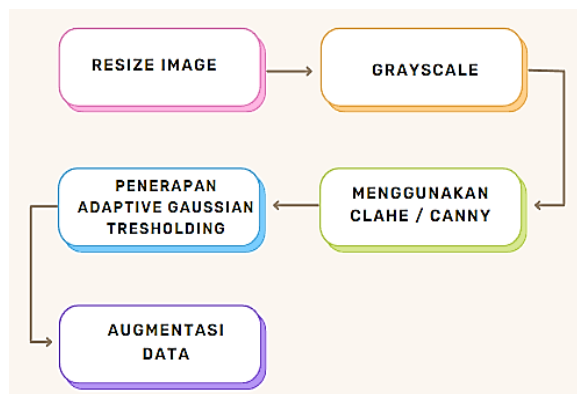
2.1 Pengumpulan data

Pengumpulan data merupakan tahap yang sangat penting dalam melakukan pengumpulan informasi dari semua sumber yang relevan untuk menghasilkan data yang memiliki kredibilitas tinggi. Data penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra candi Borobudur dan data candi Mendut berekstensi \*.jpeg dan \*.png. Teknik yang digunakan untuk mendapatkan citra candi yaitu dilakukan teknik *scraping*. Teknik *scraping* adalah teknik mengambil atau mengekstrak sebuah data dari suatu website. Penggunaan teknik ini memanfaatkan *extension Chrome* yaitu *Bulk Image Downloader* yang mendownload secara otomatis melalui *google image*. Data citra kedua candi kemudian disimpan di folder dengan nama candi Borobudur dan candi Mendut.

2.2 Image Pre-processing

*Image Pre-processing* bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra baik untuk kebutuhan

ekstraksi fitur maupun kebutuhan klasifikasi, sehingga memudahkan dan mempercepat kinerja sistem dalam mengenali pola citra candi. Pada tahap *image Pre-processing*, penelitian ini akan melakukan dua skenario yaitu skenario 1 melakukan tahap *image Pre-processing* menggunakan metode deteksi tepi Canny dan skenario 2 melakukan tahap *image Pre-processing* menggunakan metode CLAHE. Berikut tahapan *image Pre-processing* ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahap Image Pre-processing

Gambar 2 menunjukkan tahap *image Pre-processing* yang akan dilakukan yaitu proses pertama merubah ukuran citra untuk memperkecil pixel citra agar mempermudah dalam pengolahan data. Proses kedua dilakukan proses *grayscale* atau mengkonversikan citra asli ke citra abu-abu agar sistem dapat mudah mengenali objek. Setelah itu, citra candi diproses secara masing-masing berdasarkan skenario yang telah ditetapkan. Tahap ketiga yaitu penerapan *Adaptive Gaussian Thresholding* digunakan untuk menghitung nilai *threshold*. Dalam hal ini, penerapan tersebut dapat membantu ketika kondisi pencahayaan citra yang tidak merata. Tahap terakhir yaitu penerapan metode augmentasi data tujuannya untuk memperkaya dataset yang akan digunakan. Di dalam proses augmentasi akan dilakukan perubahan posisi pada citra diantaranya *rescale*, *shear\_range*, *zoom\_range*, dan *horizontal\_flip*.

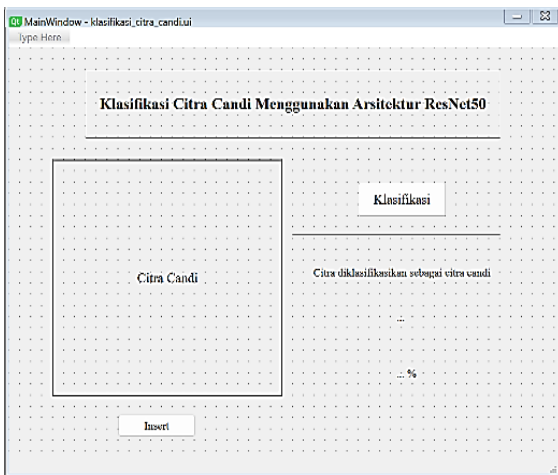
2.3 Klasifikasi

Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu algoritma CNN arsitektur ResNet-50. Pada tahap ini dilakukan *split data* dari data latih dan data uji sebesar 80:20. Setelah proses *split data* kemudian menerapkan arsitektur ResNet-50 serta memodifikasi dari arsitektur aslinya. Hal ini dikarenakan untuk menyesuaikan dengan kebutuhan sistem klasifikasi. Modifikasi yang dilakukan pada bagian *fully connected layer* yaitu mengganti jumlah output dari 1000 kelas menjadi 2 kelas, mengganti fungsi aktivasi *softmax* menjadi *sigmoid*, dan pada bagian *feature learning* yaitu menambahkan layer *dropout* untuk mencegah

terjadinya *overfitting*. Penggunaan model ResNet-50 diperlukan beberapa konfigurasi *hyperparameter* yang harus diatur terlebih dahulu. *Hyperparameter* yang dikonfigurasi antara lain yaitu *optimizer* SGD dengan *learning rate* 0,001, sedangkan *batch size* yang digunakan berjumlah 32 dan *epoch* 10. Proses *training* menggunakan *tools* dari Google Collab.

### 2.4 Penerapan Model

Setelah berhasil melakukan beberapa proses sesuai prosedur penelitian yang telah dipaparkan di atas, tahap terakhir akan dilakukan sebuah proses penerapan model dengan membangun *Graphical user interface* (GUI) sebagai perantara untuk memvisualisasikan logika pemrograman sistem agar lebih menarik sistem komponen visual interaktif untuk penerapan hasil model klasifikasi terbaik. Sebelum penerapan model ini, telah dilakukan beberapa skenario pada tahap *image Pre-processing* yang akan dipilih sebagai model klasifikasi dengan tingkat akurasi terbaik. Hasil model klasifikasi terbaik tersebut kemudian akan disimpan terlebih dahulu ke dalam modul *pickle*. *Pickle* merupakan bagian dari *library* python yang menyediakan penyimpanan objek seperti tuple serta membaca model klasifikasi pada saat penerapan model. Setelah model klasifikasi disimpan, selanjutnya merancang desain GUI menggunakan aplikasi *QT Designer* yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Desain GUI Sistem Klasifikasi Citra

Dari hasil perancangan desain GUI disimpan dengan format *.ui* kemudian melakukan tahap perancangan program dengan merubah desain GUI yang ada ke dalam GUI program diubah dari *.ui* menjadi *.py*.

## 3. Hasil dan Pembahasan

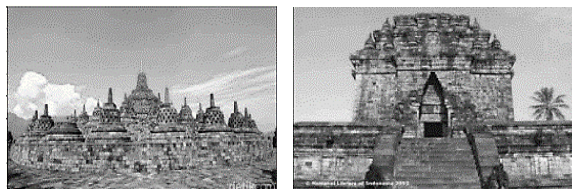
### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang berhasil dikumpulkan dari *google image* dengan bantuan *extension Bulk Image*

*Downloader* didapatkan dataset berjumlah 400 citra. Citra yang dikumpulkan terdiri dari 2 jenis candi dengan masing-masing citra candi berjumlah 200 citra diantaranya yaitu Candi Borobudur dan Candi Mendut. Citra yang telah diunduh kemudian akan disimpan pada folder yang sesuai dengan jenis citra candi masing masing.

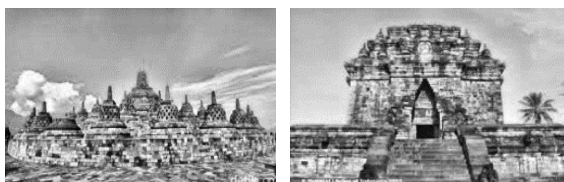
### 3.2 Image Pre-processing

Pengolahan citra pada proses *image Pre-processing* meliputi proses *resizing*, *grayscale*, penerapan metode Clahe dan deteksi tepi Canny, penerapan *adaptive thresholding*, dan augmentasi data. Data yang telah berhasil dikumpulkan berupa citra RGB, kemudian citra 3 dimensi tersebut diperkecil menjadi resolusi 224 x 224 piksel kemudian dilakukan proses *grayscale* atau mengkonversikan citra RGB ke abu-abu agar sistem dapat mudah mengenali objek yang ditunjukkan pada Gambar 4.



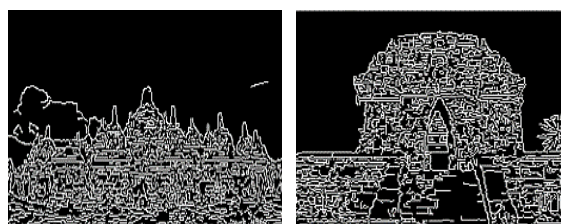
Gambar 4. Hasil Citra Grayscale

Tahap selanjutnya yaitu penggunaan metode CLAHE dan deteksi tepi Canny untuk masing-masing skenario. Skenario 1 yaitu penajaman citra candi menggunakan metode CLAHE untuk memperbaiki kualitas citra ditunjukkan pada Gambar 5.



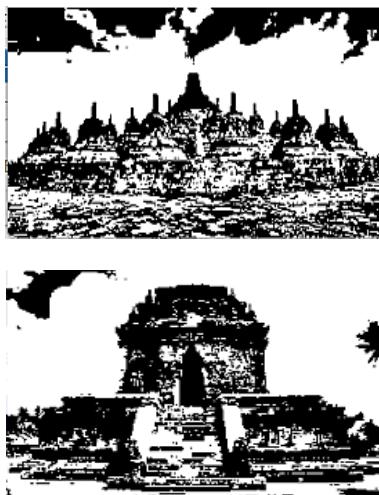
Gambar 5. Hasil Citra menggunakan Clahe

Untuk skenario 2 yaitu penajaman citra candi menggunakan metode deteksi tepi Canny untuk meningkatkan tebal garis batas dan menghilangkan *noise* ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Citra Menggunakan Canny

Tahap selanjutnya yaitu penerapan *adaptive thresholding* digunakan untuk memperbaiki kondisi pencahayaan citra candi yang kurang baik dan berbeda-beda di berbagai area ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Penerapan *Adaptive Thresholding*

Tahap terakhir yaitu melakukan proses augmentasi data untuk memperbanyak citra dari segi jumlah maupun variasi. Di dalam proses augmentasi akan dilakukan perubahan posisi pada citra diantaranya *rescale*, *shear\_range*, *zoom\_range*, dan *horizontal flip* ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Augmentasi Data

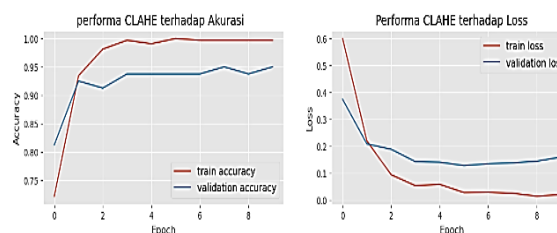
### 3.3 Klasifikasi

Data yang telah berhasil melalui tahap *image Pre-processing* kemudian akan dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode CNN arsitektur ResNet-50. Proses klasifikasi ini menggunakan data yang didapat dari proses ekstraksi ciri dari perbandingan 80% data latih dan 20% data uji. Data latih akan digunakan untuk pengklasifikasian model ResNet-50 sedangkan data uji digunakan untuk pengujian model ResNet-50. Setelah proses *split data* kemudian menerapkan arsitektur ResNet-50 serta memodifikasi dari arsitektur aslinya. Hasil persentase akurasi pada proses klasifikasi menggunakan metode CNN arsitektur ResNet-50 berdasarkan dua skenario pengujian ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Akurasi dengan Skenario

No	Skenario	Hasil akurasi (%)
1	Citra hasil penambahan tahap <i>image Pre-processing</i> Canny ( <i>grayscale + canny + adaptive thresholding + ResNet-50</i> )	91,25
2	Citra hasil penambahan tahap <i>image Pre-processing</i> CLAHE ( <i>grayscale + clahe + adaptive thresholding + ResNet-50</i> )	95,00

Berdasarkan Tabel 1 menunjukkan hasil proses *image Pre-processing* berdasarkan skenario yang telah dilakukan, skenario 1 memiliki tingkat akurasi sebesar 91,25%, sedangkan skenario 2 memiliki tingkat akurasi lebih tinggi yaitu sebesar 95%. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, penggunaan CLAHE dinilai sebagai *image Pre-processing* paling baik untuk meningkatkan kualitas citra pada pola citra candi. Berdasarkan hasil klasifikasi tersebut, akurasi pengujian tertinggi yaitu skenario 2 dapat divisualisasikan menggunakan grafik ditunjukkan pada Gambar 9.



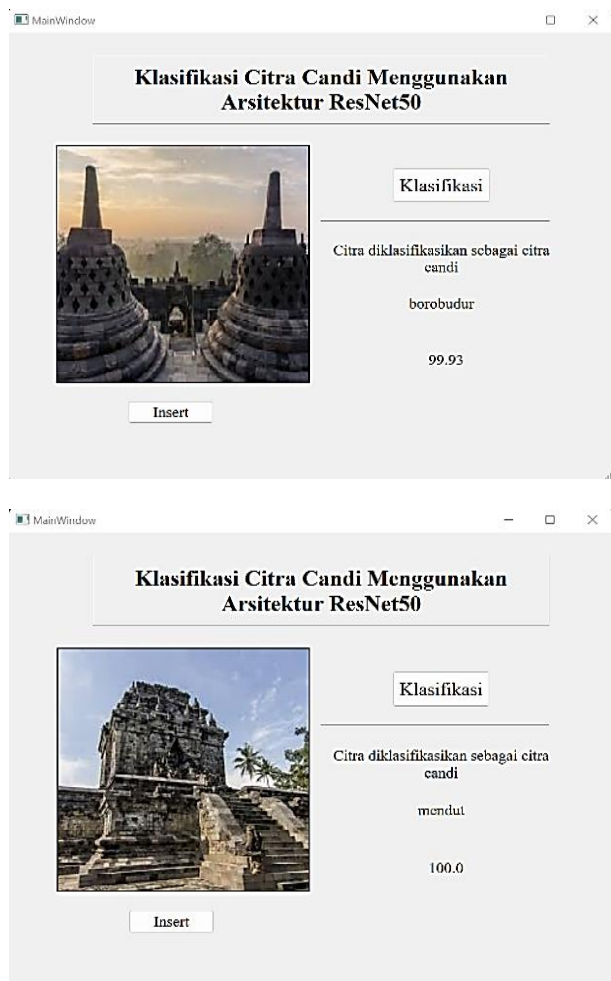
Gambar 9. Performa CLAHE terhadap akurasi dan *loss*

Gambar 9 menunjukkan hasil *image Pre-processing* CLAHE terhadap akurasi dan *loss*. Hasil tersebut diperoleh berdasarkan hasil dari proses *split data train*, nilai *epoch*, dan jumlah *batch size* pada proses klasifikasi. Berdasarkan grafik diatas performa CLAHE terhadap akurasi mendapatkan hasil yang mengalami peningkatan yang signifikan artinya model klasifikasi yang digunakan mengoptimalkan hasil akurasi. Sedangkan performa CLAHE terhadap *loss* mendapatkan hasil yang mengalami penurunan karena model klasifikasi yang digunakan meminimalkan *loss*.

### 3.4 Penerapan Model

Berdasarkan proses klasifikasi yang telah dilakukan, *image Pre-processing* CLAHE mendapatkan akurasi yang terbaik, sehingga akan digunakan dalam model klasifikasi untuk penerapan

GUI PyQt5. Hasil sistem klasifikasi menggunakan GUI ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Hasil GUI Sistem Klasifikasi Citra Candi

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil penelitian yang dilakukan dengan mengklasifikasikan citra candi menggunakan model arsitektur ResNet50 dengan membandingkan 2 skenario penggunaan *image Pre-processing* yang berbeda. Didapatkan akurasi sebesar 95% saat menggunakan CLAHE sedangkan saat menggunakan deteksi tepi Canny didapatkan akurasi sebesar 91,25%. Selisih dari persentase akurasi antara CLAHE dengan deteksi tepi Canny yaitu sebesar 3,75%. Dengan selisih tersebut membuktikan bahwa penggunaan CLAHE pada penelitian ini dinilai sebagai *image Pre-processing* paling baik untuk meningkatkan kualitas citra pada pola citra candi dengan nilai akurasi tertinggi yang dipengaruhi oleh nilai *clip limit*. Hal ini dipengaruhi oleh nilai *clip limit* pada Clahe yang ditetapkan. Jika semakin besar nilai clip limit yang ditetapkan maka peningkatan piksel pada citra juga semakin besar. Dengan sistem yang telah dirancang menggunakan CLAHE dalam proses

penajaman citra serta proses perbaikan citra yang mengalami *noise*. Hal ini membuktikan bahwa hasil penentuan sebuah citra Gambar yang diproses menggunakan CLAHE memiliki kontras yang lebih baik. Penelitian ini dapat diperluas ke pengenalan warisan budaya lainnya, menggunakan model yang sama untuk identifikasi artefak atau bangunan bersejarah lainnya. Inklusi data dari sumber yang berbeda diharapkan dapat meningkatkan ketangguhan model terhadap variasi kondisi dunia nyata. Terakhir, optimalisasi antarmuka pengguna dan peningkatan interaktivitas pada GUI diusulkan untuk memfasilitasi perbandingan hasil dari berbagai metode *Image Pre-processing* dan lebih melibatkan pengguna dalam memahami serta memanfaatkan hasil *pre-processing* citra.

Untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat dikembangkan dalam mengklasifikasikan citra menggunakan metode CNN ResNet-50, saran dalam penelitian yaitu memperbanyak jumlah dataset citra candi dan mengklasifikasi jenis-jenis citra candi lainnya khususnya di daerah Magelang.

#### Daftar Pustaka:

- Adi Nugroho, P., Fenriana, I., & Ariyanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Jurnal Algor*, 2(1), 12–21. <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- Baihaqi, K. A., Zonyfar, C., & Nugraha, B. (2021). Pengenalan Jenis Candi Berdasarkan Bentuk Dan Modelnya Menggunakan Motode Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Yollo V3. *Syntax: Jurnal Informatika*, 10(02), 13–23.
- Bps. (2021). *Kajian Dampak Pariwisata Terhadap Perekonomian Provinsi Jawa Tengah 2021*. Badan Statistik Nasional Provinsi Jawa Tengah.
- Fajri, R., & Atika, L. (2021). Implementasi Machine Learning Dengan Menggunakan Cnn (Convolutional Neural Network) Untuk Klasifikasi Citra Candi. *Bina Dharma Conference On Computer Science*, 317–323.
- Farid Naufal, M., Ferdiana Kusuma, S., & Korespondensi, P. (2023). Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning Dan Deep Learning Untuk Klasifikasi Citra Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (Sibi). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (Jtiik)*, 10(4), 873–881. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106828>
- Firmansyah, Rezky. (2021). *Implementasi Deep Learning Menggunakan Covolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Bunga*.
- Niswati, Z., Hardatin, R., Muslimah, M. N., & Hasanah, S. N. (2021). Perbandingan Arsitektur Resnet50 Dan Resnet101 Dalam

- Klasifikasi Kanker Serviks Pada Citra Pap Smear. *Faktor Exacta*, 14(3), 160.
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2019). Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 8(2), 138–147. <https://www.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- Syafaah, L., & Lestandy, M. (2021). Penerapan Deep Learning Untuk Prediksi Kasus Aktif Covid-19. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)*, 5(1), 453–457.
- Teguh Purwantari. (2021). *Seri Bangunan Bersejarah Candi*. Kanak.

