



## Penerapan Convolutional Neural Networks Menggunakan Edge Detection Untuk Identifikasi Motif Jenis Batik

Lis Utari<sup>1\*</sup>, Ammar Zulfikar<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika/Universitas Binaniga Indonesia

Email: [lis\\_utari@stikombinaniaga.ac.id](mailto:lis_utari@stikombinaniaga.ac.id)

<sup>2</sup>Teknik Informatika/Universitas Binaniga Indonesia

Email: [amazuraa@gmail.com](mailto:amazuraa@gmail.com)

\*) Corresponding Atuhor

### ABSTRACT

Batik is the work of the Indonesian nation which is a combination of art and technology by the ancestors of the Indonesian people. UNESCO designated batik as a Humanitarian Heritage for Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity, followed by a presidential decree on 2 October 2009 which was designated as Indonesia's National Batik Day. In maintaining the existence of batik in the era of technological advances, they have utilized Artificial Intelligence and Machine Learning technologies. Even though research on batik motifs has become a common topic, there are still many mistakes found during the process of identifying motifs. As is well known, Indonesia has various types of traditional batik which have very diverse colors, patterns and motifs. This is the main problem in the identification of batik motifs, where it is found that many batik motifs adopt or have similarities in either pattern or color to other batik motifs, giving rise to thin predictions when identified with other motifs. This study uses the Convolutional Neural Networks (CNN) method using Edge Detection to identify batik motifs. Using the main dataset of 1106 images divided into 4 classes, namely Kawung, Megamendung, Merak Ngibing, and Parang motifs. The research is focused on comparing the results of prediction effectiveness on the CNN model with Canny edge detection (CNN-Canny) and the CNN model with Sobel edge detection (CNN-Sobel). The training process for each model is applied the same configuration to the dataset with a ratio of 8:2. Then in the model augmentation the functions of random flip, random zoom, and random invert are applied. The results obtained from learning the machine learning model at the testing and validation stage on the CNN-Sobel model obtained an accuracy of 91.2% in the training process and 91.8% in the validation process. Meanwhile, CNN-Canny got 90.5% accuracy in the training process and 86.2% in the validation process. The results of the comparison of the performance of the two models which are mapped to the confusion matrix table on 16 data testing in the form of images of batik motifs that have never been studied by each model show that the CNN-Sobel model can work more optimally than the CNN-Canny model with an accuracy comparison percentage of 94%. compared to 76% in the process of identifying batik motifs.

**Keywords:** Machine Learning; Computer Vision; Deep Learning; Edge Detection; Batik.

### ABSTRAK

Batik merupakan hasil karya bangsa Indonesia yang dipadukan antara seni dan teknologi oleh leluhur bangsa Indonesia. UNESCO menetapkan batik sebagai warisan Kemanusiaan untuk Budaya Lisan dan Nonbendawi (Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity), diikuti keputusan presiden pada tanggal 2 Oktober 2009 yang ditetapkan sebagai hari Batik

Nasional Indonesia. Dalam mempertahankan eksistensi batik di era kemajuan teknologi kini telah memanfaatkan teknologi *Artificial Intelligence* dan *Machine Learning*. Meski penelitian motif batik telah menjadi topik umum masih banyak ditemukan kesalahan saat proses identifikasi motif. Seperti yang diketahui bersama Indonesia memiliki beragam jenis batik tradisional yang memiliki warna, corak dan motif yang sangat beragam. Hal inilah yang menjadi permasalahan utama dalam identifikasi motif batik, dimana ditemukan banyak motif batik yang mengadopsi atau memiliki kemiripan baik pola atau warna pada motif batik lainnya sehingga memunculkan prediksi yang tipis jika diidentifikasi dengan motif lainnya. Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Networks* (CNN) menggunakan *Edge Detection* untuk mengidentifikasi motif batik. Menggunakan dataset utama sebanyak 1106 gambar yang dibagi kedalam 4 kelas yaitu motif Kawung, Megamendung, Merak Ngibing, dan Parang. Penelitian difokuskan pada perbandingan hasil efektifitas prediksi pada model CNN dengan *Canny edge detection* (CNN-Canny) dan model CNN dengan *Sobel edge detection* (CNN-Sobel). Proses pelatihan masing-masing model diterapkan konfigurasi yang sama pada dataset dengan rasio perbandingan 8:2. Lalu pada augmentasi model diterapkan fungsi *random flip*, *random zoom*, dan *random invert*. Didapatkan hasil dari pembelajaran model *machine learning* pada tahap *testing* dan *validation* pada model CNN-Sobel mendapat hasil akurasi dengan angka sebesar 91.2% pada proses *training* dan 91.8% pada proses *validation*. Sedangkan CNN-Canny mendapat hasil akurasi sebanyak 90.5% pada proses *training* dan 86.2% pada proses *validation*. Hasil perbandingan performa kedua model yang dipetakan pada tabel *confusion matrix* pada 16 data *testing* berupa gambar motif batik yang belum pernah dipelajari oleh masing-masing model menunjukan bahwa model CNN-Sobel dapat bekerja lebih optimal dibanding model CNN-Canny dengan persentase perbandingan akurasi sebanyak 94% banding 76% dalam proses identifikasi motif batik.

**Keywords:** *Machine Learning; Computer Vision; Deep Learning; Edge Detection; Batik.*

---

## A. PENDAHULUAN

### 1. Latar Belakang

Batik merupakan hasil karya bangsa Indonesia yang dipadukan antara seni dan teknologi oleh leluhur bangsa Indonesia. Batik Indonesia dapat berkembang hingga sampai pada suatu tingkatan yang tak ada bandingannya baik dalam desain dan motif maupun prosesnya. UNESCO menetapkan batik sebagai warisan Kemanusiaan untuk Budaya Lisan dan Nonbendawi (*Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity*), diikuti keputusan presiden pada tanggal 2 Oktober 2009 yang ditetapkan sebagai hari Batik Nasional yang menunjukan apresiasi dan penghargaan terhadap batik sebagai warisan budaya asli Indonesia.

Indonesia memiliki beberapa motif yang terikat dengan budaya setempat maupun motif-motif yang dipengaruhi oleh faktor asing. Banyak faktor-faktor yang mempengaruhi lahirnya motif-motif batik antara lain adalah letak geografis, sifat dan tata penghidupan daerah, kepercayaan dan adat di suatu daerah, termasuk keadaan alam sekitar termasuk flora dan fauna. Jika kita ambil contoh pada daerah pesisir akan menghasilkan batik-batik dengan motif yang berhubungan dengan laut dan sekitarnya, begitu pula dengan penduduk yang tinggal di daerah pegunungan akan terinspirasi oleh alam yang berada disekitarnya. Atas dasar tersebut maka tidak mengherankan lagi apabila timbul berbagai macam motif pada batik, seperti misalnya penggunaan motif tumbuhan menjalar, motif tumbuhan air, motif bunga, motif binatang pada motif batik. Orientasi tersebut yang memunculkan perbedaan yang signifikan baik dari segi bentuk maupun filosofi dalam seni membatik. Pada awalnya batik tidak memiliki banyak macam motif dan warna yang beragam, akan tetapi batik pesisir menyerap berbagai pengaruh luar seperti pedagang-pedagang dari luar negeri hingga para penjajah. Terminat pada batik, kaum Tionghoa sempat mempopulerkan warnawarna yang cerah seperti merah serta motif burung api (*phoenix*) sedangkan Bangsa Eropa mengenalkan motif berbunga seperti bunga tulip dan juga benda-benda yang biasa digunakan mereka seperti kereta kuda atau gedung serta warna-warna yang mereka suka seperti biru. Namun batik tradisional tetap mempertahankan motifnya dan masih digunakan dalam upacara-upacara adat dikarenakan masing-masing corak batik melambangkan sesuatu yang beragam.

Seiring perkembangan kemajuan teknologi mendukung arus globalisasi yang semakin mencuat setiap zaman. Informasi dari berbagai belahan dunia seakan mampu diterima setiap waktu tanpa batas. Perkembangan teknologi terus berlangsung hampir di semua lini kehidupan. Salah satu area yang mendapatkan dampaknya secara langsung adalah dalam hal kebudayaan. Indonesia memiliki segudang budaya dan warisan yang merupakan gabungan dari seluruh kebudayaan nasional mengalami proses interaksi dan akulturasi dalam waktu yang panjang. Sudah sepatutnya generasi penerus bangsa mampu menunjukkan jati diri bangsa dan melestarikan kebudayaan yang kita miliki ditengah pesatnya perkembangan teknologi. Namun yang terjadi ditengah masyarakat adalah merajalelanya *cross culture* yang membawa pengaruh bagi kehidupan dan budaya dalam konteks positif maupun negatif terus mengalir tanpa henti melalui arus globalisasi. *Artificial intelligence* (AI) merupakan sebuah sistem komputer yang memiliki kecerdasan layaknya manusia. Kecerdasan yang dimiliki oleh AI diperoleh melalui pembelajaran dan perkembangan secara terus menerus. Pembelajaran pada AI dilakukan menggunakan data yang diterimanya sehingga dapat melakukan proses penalaran dan koreksi diri secara mandiri. Perkembangan AI dimulai sejak awal kemunculan komputer, Alan Turing pada tahun 1950 menulis tentang “*Computing Machinery and Intelligence*” yang mendiskusikan syarat sebuah mesin dianggap cerdas. Dia beranggapan bahwa jika mesin dapat dengan sukses berperilaku seperti manusia, kita dapat menganggapnya cerdas. Semenjak saat itu perkembangan AI terus berlanjut hingga saat ini. Jika kita telaah kembali perkembangan AI paling signifikan dimulai sejak dua dekade yang lalu, dimana pertumbuhan data dan inovasi arsitektur untuk komputasi merupakan beberapa faktor yang mendorong perkembangan AI menjadi begitu pesat.

## 2. Permasalahan

Secara kasat mata manusia motif-motif batik pada gambar 1 masih dapat dibedakan dengan jelas dan pasti, namun sayangnya perangkat komputer yang kita gunakan sehari-hari tidak memiliki kemampuan melihat sesuatu seperti apa yang mata manusia lihat, sehingga dibutuhkan serangkaian metode tertentu untuk mengambil karakteristik unik dari data dua dimensi. Hal tersebut dilakukan sedemikian rupa agar komputer dapat mengenali dan membedakan data gambar seperti manusia lakukan. Pada ranah *Computer Vision* karakteristik dari data dua dimensi tersebut memungkinkan untuk diekstraksi. Hasil ekstraksi tersebut nantinya dapat dimanfaatkan sebagai data pembelajaran pada CNN. Salah satu metode ekstraksi data pada *Computer Vision* adalah menggunakan metode *edge detection* atau yang lebih dikenal dengan deteksi tepi.



Gambar 1. Motif batik Parang dan Kawung

Penelitian ini dibuat untuk menerapkan algoritma *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan menggunakan metode *edge detection* atau deteksi tepi. Deteksi tepi yang akan digunakan adalah *Canny* dan *Sobel operator* pada *kernel* konvolusi untuk mendeteksi tepi geometri pada motif batik serta melakukan perbandingan terhadap efektifitas hasil dari kedua metode tersebut. Penggunaan metode CNN dengan deteksi tepi tersebut diharapkan bisa mengidentifikasi motif batik secara optimal dan meminimalisir kesalahan pada proses identifikasi motif batik

Dapat diidentifikasi masalah yang dirasakan oleh masyarakat adalah:

- a. Belum akuratnya proses identifikasi motif batik menggunakan CNN.

- b. Belum efektifnya proses identifikasi motif batik dikarenakan beberapa pola batik mengadopsi pola dasar dari motif lain sehingga memunculkan kekeliruan saat proses identifikasi.

### 3. Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. Untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih akurat dalam menerapkan CNN menggunakan *edge detection* untuk identifikasi motif jenis batik.
- b. Untuk mendapatkan proses yang lebih efektif dalam menerapkan CNN menggunakan *edge detection* untuk identifikasi motif jenis batik.
- c. Mengembangkan prototype aplikasi dengan menerapkan CNN menggunakan *edge detection* untuk identifikasi motif jenis batik
- d. Mengukur perbandingan tingkat akurasi pada CNN menggunakan metode *Sobel* dan *Canny operator* untuk identifikasi motif jenis batik

### 4. Tinjauan Pustaka

#### a. Machine Learning

Teknologi *machine learning* adalah mesin yang dikembangkan untuk bisa belajar dengan sendirinya tanpa arahan dari penggunanya. Pembelajaran mesin dikembangkan berdasarkan disiplin ilmu lainnya seperti statistika, matematika dan data mining sehingga mesin dapat belajar dengan menganalisa data tanpa perlu di program ulang atau diperintah. Dalam hal ini *machine learning* memiliki kemampuan untuk memperoleh data yang ada dengan perintah ia sendiri. *Machine learning* juga dapat mempelajari data yang ada dan data yang ia peroleh sehingga bisa melakukan tugas tertentu. Tugas yang dapat dilakukan oleh *machine learning* pun sangat beragam tergantung dari apa yang ia pelajari.

Istilah *machine learning* pertama kali dikemukakan oleh beberapa ilmuwan matematika seperti Adrien Marie Legendre, Thomas Bayes dan Andrey Markov pada tahun 1920-an dengan mengemukakan dasar-dasar *machine learning* dan konsepnya. Salah satu contoh dari penerapan *machine learning* yang cukup terkenal adalah *Deep Blue* yang dibuat oleh IBM pada tahun 1996.

#### b. Deep Learning

*Deep learning* merupakan *sub-class* dari *machine learning* yang menggunakan *multi layer* atau banyaknya lapisan untuk mengekstraksi suatu fitur atau karakteristik dari data mentah secara progresif. Kata “*Deep*” sendiri pada “*Deep Learning*” merujuk pada banyaknya *layer* atau lapisan dimana data ditransformasikan. Misalnya dalam pemrosesan gambar, suatu lapisan dapat mengidentifikasi tepi pada gambar, sedangkan lapisan yang lain dapat mengidentifikasi konsep yang relevan terhadap manusia seperti angka, huruf, dan wajah.

Sebagian besar model *Deep Learning* modern didasarkan pada jaringan saraf tiruan atau *Artificial Neural Network*, khususnya jaringan saraf konvolusi atau *Convolutional Neural Networks* (CNN). Pada setiap pembelajaran *Deep Learning* data *input* diubah menjadi sedikit lebih abstrak dan komposit. Contohnya dalam aplikasi pengenalan gambar, sebuah *input* gambar dapat dibaca sebagai matriks yang berisi kumpulan piksel yang nantinya akan diabstraksikan untuk dipelajari fitur atau karakteristik dari gambar, sehingga nantinya dapat mengenali dengan jelas gambar tersebut melalui karakteristiknya.

#### c. Convolutional Neural Networks

*Convolutional Neural Networks* merupakan jenis jaringan saraf yang mendominasi berbagai tugas visi komputer dan telah menarik perhatian diberbagai bidang. CNN bertujuan untuk secara otomatis dan adaptif mempelajari struktur hierarki spasial pada elemen dengan menggunakan konsep *back propagation* atau propagasi mundur dari

beberapa blok penyusun (seperti lapisan konvolusional, lapisan komposit, dan lapisan yang terhubung sepenuhnya atau *Fully Connected Layer*). CNN adalah konstruksi matematis yang biasanya terdiri dari tiga jenis lapisan yaitu, lapisan konvolusional, lapisan sambungan, dan lapisan yang terhubung sepenuhnya. Dua yang pertama adalah lapisan konvolusi dan penggabungan yang melakukan ekstraksi fitur, sedangkan yang terakhir adalah lapisan yang memetakan fitur yang diekstraksi ke keluaran akhir, seperti identifikasi. Lapisan konvolusi memainkan peran kunci dalam CNN. Lapisan ini terdiri dari sekumpulan operasi matematika, seperti konvolusi, yang merupakan operasi linier khusus. Dalam gambar digital, nilai piksel disimpan dalam mode dua dimensi (2D), yang merupakan deretan angka dan kisi parameter kecil yang disebut kernel diterapkan ke setiap fitur lokasi sehingga membuat CNN sangat efektif untuk proses pengolahan gambar.

#### d. Edge Detection

##### 1) Sobel Edge Detection

*Sobel Edge Detection* atau kadang disebut *Sobel-Feldman operator* atau *Sobel filter*, digunakan dalam pemrosesan gambar dan *computer vision*, terutama dalam algoritma deteksi tepi di mana metode ini menciptakan gambar yang menekankan tepi dari suatu gambar. Irwin Sobel dan Gary Feldman, rekannya di *Stanford Artificial Intelligence Laboratory* (SAIL) mempresentasikan gagasan tentang “Operator Gradien gambar isotropik 3x3” pada sebuah konferensi di SAIL tahun 1968. Secara teknis, metode yang digagasnya ini adalah operator diferensiasi diskrit, menghitung perkiraan gradien dari fungsi intensitas gambar. *Sobel Operator* didasarkan pada konvolusi gambar dengan filter kecil, dapat dipisahkan, dan bernilai *integer* dalam arah horisontal dan vertikal dan oleh karena itu relatif efisien dalam hal perhitungan. *Sobel Edge Detection* menggunakan dua kernel 3x3 yang di konvolusi dengan gambar aslinya untuk menghitung perkiraan turunan, satu untuk perubahan sisi horisontal dan satu lagi untuk sisi vertikal. Perhitungannya adalah sebagai berikut

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * A \quad \text{dan} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A$$

Jika mendefinisikan  $A$  sebagai *input* gambar awal, dan  $G_x$  dan  $G_y$  adalah dua gambar yang pada setiap titik masing-masing mengandung kurang lebih turunan horisontal dan vertikal. Dimana simbol  $*$  (*asterisk*) disini menunjukan proses operasi konvolusi dua dimensi. Pada setiap titik dalam gambar, perkiraan gradien yang dihasilkan dapat digabungkan untuk memberikan besaran gradien, menggunakan.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

*Sobel Edge Detection* mewakili perkiraan gradien gambar yang agak tidak akurat, tetapi masih memiliki kualitas yang cukup untuk digunakan secara praktis dalam banyak aplikasi. Lebih tepatnya, menggunakan nilai intensitas hanya di wilayah 3x3 di sekitar setiap titik gambar untuk mendekati gradien gambar yang sesuai, dan hanya menggunakan nilai koefisien *integer* pada bobot intensitas gambar untuk menghasilkan pendekatan gradien

##### 2) Canny Edge Detection

*Canny Edge Detection* adalah operator deteksi tepi yang menggunakan algoritma multi-tahap untuk mendeteksi berbagai tepi dalam gambar. Dikembangkan oleh John F. Canny pada tahun 1986. Canny juga menghasilkan teori komputasi deteksi tepi yang menjelaskan mengapa teknik ini bekerja. Metode ini menggunakan teknik untuk mengekstrak informasi struktural yang berguna dari objek penglihatan yang berbeda dan secara dramatis mengurangi jumlah data yang akan diproses. Metode ini telah banyak diterapkan di berbagai sistem *computer vision*. Canny telah menemukan bahwa persyaratan yang relatif sama untuk menerapkan deteksi tepi pada beragam

sistem computer vision. Dengan demikian, solusi deteksi tepi untuk mengatasi persyaratan ini dapat diimplementasikan dalam berbagai situasi.

Di antara metode deteksi tepi yang dikembangkan sejauh ini, algoritma deteksi tepi *Canny Edge Detection* adalah salah satu metode paling ketat yang menyediakan deteksi yang baik dan andal. Karena optimalitasnya untuk memenuhi kriteria untuk deteksi tepi dan kesederhanaan proses untuk implementasi yang menjadikan metode ini menjadi salah satu algoritma yang paling populer untuk deteksi tepi. Proses algoritma *Canny Edge Detection* dapat dipecah menjadi lima langkah berbeda diantaranya sebagai berikut:

- a) Menerapkan filter *Gaussian* untuk menghaluskan gambar untuk menghilangkan *noise*
- b) Menemukan intensitas gradien dari gambar
- c) Menerapkan batas magnitudo gradien atau penekanan batas bawah untuk menghilangkan respons tiruan terhadap tepi
- d) Menerapkan *double threshold* untuk menentukan tepi potensial
- e) Melacak tepi dengan *hysteresis* (menghilangkan semua tepi lain yang tipis dan tidak terhubung ke tepi yang tebal)

## B. METODE

Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan metode penelitian dan pengembangan atau *research and development*. Penelitian dan pengembangan merupakan sebuah proses yang digunakan untuk mengembangkan dan memvalidasi produk pendidikan. Hasil dari penelitian pengembangan tidak hanya melakukan pengembangan terhadap sebuah produk yang sudah ada melainkan juga untuk menemukan pengetahuan atau jawaban atas permasalahan praktis. Prosedur penelitian pengembangan yang disusun Borg dan Gall cukup panjang dan membutuhkan banyak waktu dan tenaga. Langkah penelitian dan pengembangan dapat disederhanakan menjadi lima langkah utama yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 2. Tahapan Metode RnD

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Hasil

#### a. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Tahap awal yang dilakukan adalah memilah dan mengumpulkan gambar-gambar digital motif batik yang kemudian dikelompokkan menjadi kelas motif batik. Didapatkan gambar motif batik sebanyak 1106 gambar dan terbagi kedalam 4 kelas motif yaitu motif Kawung, Megamendung, Merak Ngibing, dan Parang. Beberapa sampel data gambar motif batik yang dijadikan bahan penelitian ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 3. Sample Data set

Setelah gambar dikelompokkan berdasarkan motif kemudian dilakukan proses *preprocessing* pada gambar sebelum digunakan pada masing-masing model. Proses ini

dilakukan dengan mengkonversi masing-masing gambar pada *dataset* menjadi pola *Canny* dan *Sobel edge detection* menggunakan library *open-cv* pada bahasa pemrograman *Python*. Beberapa sampel data gambar motif batik yang telah dilakukan proses *preprocessing* ditunjukkan pada gambar berikut.

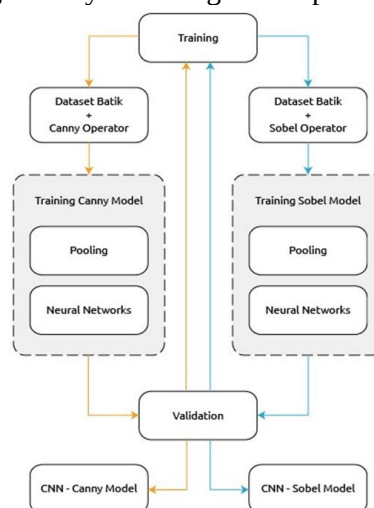


Gambar 4. Sampel Dataset Canny

Lalu *dataset* utama dibagi menjadi dua dengan data yang sama lalu digabung dengan masing-masing gambar dari proses *preprocessing* sehingga didapatkan 2212 buah gambar untuk *Canny* dan *Sobel dataset*.

#### b. Desain Perancangan

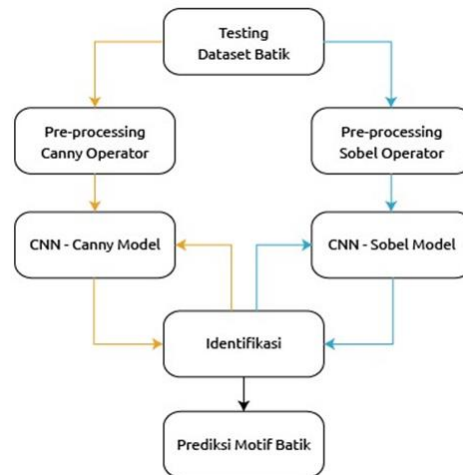
Desain perancangan prototype disajikan dalam bentuk diagram berdasarkan model CNN-Canny dan CNN-Sobel yang nantinya akan digunakan pada sistem yang dirancang.



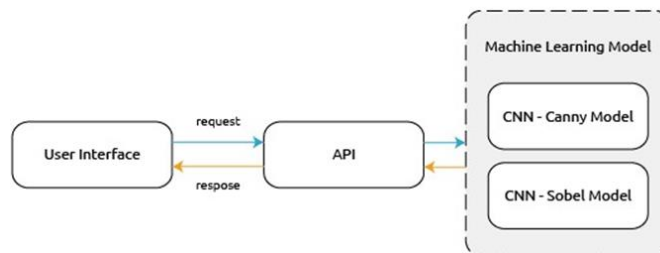
Gambar 5. Pembelajaran Model dengan Testing & Validation

Pada gambar diatas perancangan model dilakukan secara terpisah agar tes dapat diujikan pada setiap model sehingga tingkat akurasi pada setiap model yang telah dibuat mudah untuk dievaluasi. Proses evaluasi akhir disebut *testing* dengan menggunakan data motif batik yang tidak diikutsertakan dalam pelatihan model. Setiap model yang telah dilatih dievaluasi secara sistematis dan manual oleh peneliti guna mendapat data hasil akurasi dari setiap model yang ditunjukkan pada gambar 6.

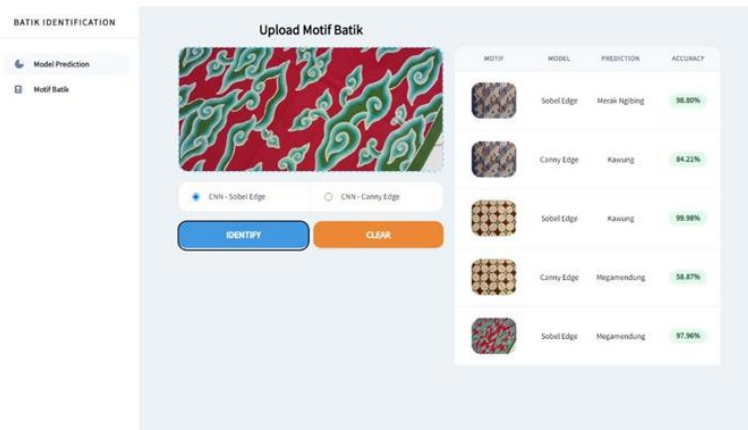
Tahap selanjutnya adalah pembuatan *User Interface* yang berfungsi sebagai antarmuka antara pengguna dan model yang telah dibuat. Penelitian ini menggunakan halaman website sebagai *Interface* serta menggunakan konsep API untuk berinteraksi dengan model machine learning pada *backend*. Berikut konsep API beserta tampilan-tampilan *User Interface* akan dipaparkan pada gambar 7.



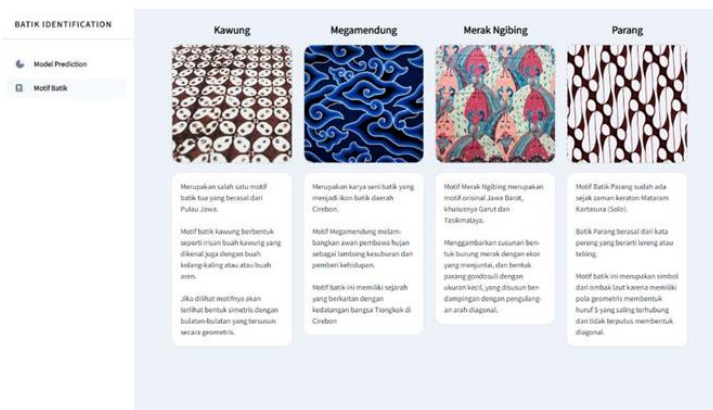
Gambar 6. Proses Testing Model



Gambar 7. API Model



Gambar 8. Halaman Identifikasi Motif Batik



Gambar 9. Halaman List Motif Batik

Terdapat dua halaman utama yaitu halaman identifikasi dan halaman motif batik. Halaman identifikasi berfungsi untuk mengidentifikasi motif batik yang diunggah oleh pengguna berdasarkan model yang tersedia, sedangkan pada halaman motif batik memuat daftar atau sampel motif-motif batik yang bisa diidentifikasi oleh sistem beserta informasi dari setiap motif

### c. Pengujian

Berikut hasil uji pengguna yang didata menggunakan kuesioner pada beberapa responden yang akan dijabarkan pada tabel berikut ini

Tabel 1. Rekapitulasi hasil uji coba

| No              | Kuesioner                                                                     | R1 | R2 | R3 | R4 | R5 |
|-----------------|-------------------------------------------------------------------------------|----|----|----|----|----|
| 1               | Aplikasi ini mudah untuk digunakan                                            | 5  | 5  | 5  | 5  | 5  |
| 2               | Aplikasi ini mudah untuk dipelajari                                           | 5  | 5  | 5  | 4  | 4  |
| 3               | Susunan informasi pada antarmuka jelas                                        | 4  | 4  | 4  | 4  | 5  |
| 4               | Saya dapat mengidentifikasi motif batik dengan tepat menggunakan aplikasi ini | 4  | 5  | 4  | 4  | 5  |
| 5               | Saya dapat menyelesaikan tugas dengan efisien menggunakan aplikasi ini        | 4  | 4  | 5  | 5  | 4  |
| 6               | Aplikasi dapat berjalan dengan baik tanpa mengalami kendala atau error        | 5  | 4  | 5  | 5  | 4  |
| 7               | Aplikasi ini memiliki fungsi dan kemampuan yang saya harapkan                 | 4  | 5  | 4  | 4  | 5  |
| 8               | Secara keseluruhan saya merasa puas menggunakan aplikasi ini                  | 5  | 5  | 4  | 5  | 5  |
| Jumlah          |                                                                               | 36 | 37 | 36 | 35 | 37 |
| Nilai Tertinggi |                                                                               | 40 | 40 | 40 | 40 | 40 |

$$\text{Persentase kelayakan (\%)} = \frac{\text{Skor yang didapatkan}}{\text{Skor maksimal}} \times 100\%$$

$$\text{Persentase kelayakan (\%)} = \frac{36 + 37 + 36 + 35 + 37}{40 + 40 + 40 + 40 + 40} \times 100\%$$

$$\text{Persentase kelayakan (\%)} = \frac{181}{200} \times 100\%$$

$$\text{Persentase kelayakan (\%)} = 90,5\%$$

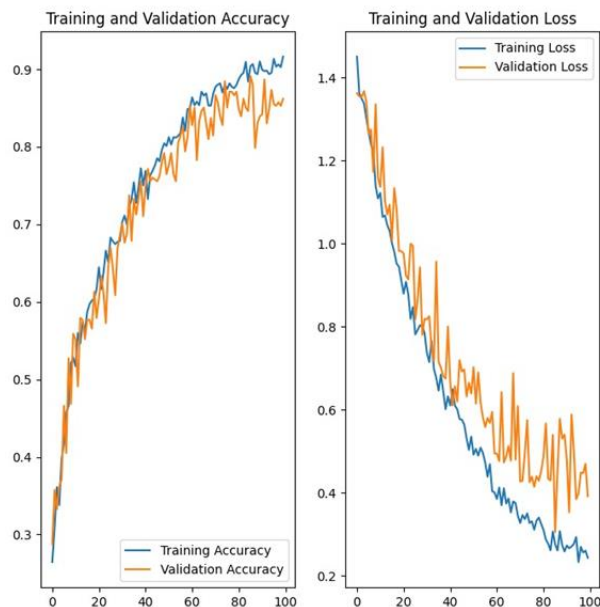
Dari hasil tersebut persentase kelayakan yang didapat pada uji pengguna sebesar 90.5% dan dari hasil perhitungan tersebut maka produk yang dikembangkan dapat dikategorikan “Sangat Layak”.

## 2. Pembahasan

Pengujian awal performa model machine learning dapat dilakukan pada proses *training* dan *validation* berdasarkan *dataset* yang telah ditentukan. Pada kedua model yang akan diujikan yaitu CNN-Canny dan CNN-Sobel, diterapkan konfigurasi yang sama pada *dataset* untuk proses *training* dan *validation* dengan rasio perbandingan 8:2. Lalu pada augmentasi model diterapkan fungsi *random flip*, *random zoom*, dan *random invert*. Proses augmentasi dibutuhkan untuk menabuh variasi data pada *dataset* serta meminimalisir fenomena *overfitting* pada model. Proses *training* pada setiap model menggunakan 1770 gambar dan 442 gambar untuk proses *validation* yang dilakukan sebanyak 100 *epoch* dan didapatkan hasil yang cukup memuaskan dari segi ketepatan akurasi pada setiap model. Berikut detail hasil *training* dan *validation* yang dimuat dalam bentuk grafik gambar 10.

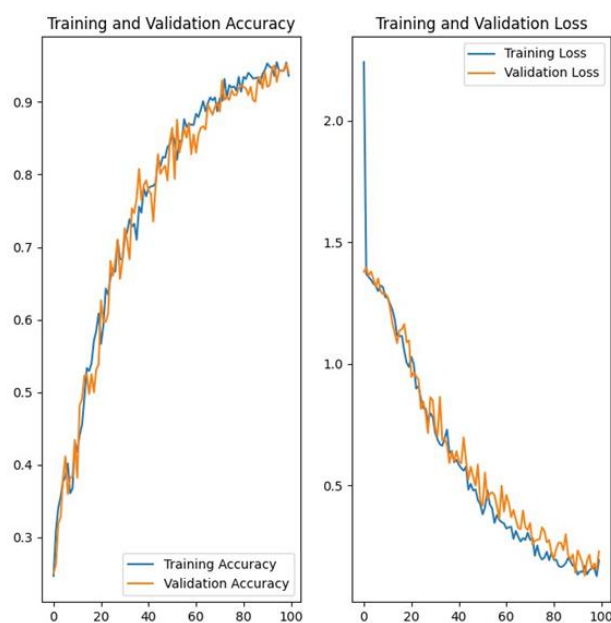
Proses *training* dan *validation* untuk model CNN-Canny mendapat hasil akurasi sebanyak 90.5% pada proses *training* dan 86.2% pada proses *validation*. *Loss rate* akhir pada proses *training* sebanyak 0.23 dan 0.41 pada proses *validation*. Hasil tersebut cukup memuaskan namun pada *epoch* ke 50+ mulai terdapat indikasi adanya *overfitting* pada model yang dilatih. Hal ini bisa dilihat dari *validation loss* yang bernilai lebih besar dari *training loss*. Dugaan

sementara dari kesenjangan tersebut disebabkan kurangnya varian data yang dilatih sehingga model berada pada kondisi sulit untuk mengidentifikasi motif pada kelas tertentu. Adapun dugaan lain adalah *preprocessing* dari *canny edge detection* itu sendiri yang membuat model sulit mengidentifikasi motif dengan tepat. Mengingat cara kerja *canny edge detection* adalah menghilangkan tepi atau garis yang tidak dibutuhkan sehingga bentuk geometri dari motif batik itu sendiri ada yang berkurang atau tidak lengkap.



Gambar 10. Grafik Hasil Training dan Validation CNN-Canny

Sedangkan pada proses *training* dan *validation* untuk model CNN-Sobel didapatkan hasil akurasi sebesar 91.2% dan 91.8%. Lalu mendapat *loss rate* akhir *training* sebesar 0.18 dan *validation* sebesar 0.2. Jika dilihat dengan seksama hasil grafik diatas bisa dikatakan optimal untuk sebuah model *machine learning* dikarenakan kesenjangan *error rate* pada *training* dan *validation loss* tidak terlalu signifikan sehingga didapatkan hasil akurasi tinggi yang stabil pada *training* dan *validation*.

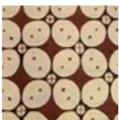


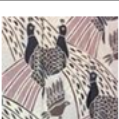
Gambar 11. Grafik Hasil Training dan Validation CNN-Sobel

Jika kita kembali membandingkan kedua model antara CNN-Canny dan CNN-Sobel perbedaan yang paling mencolok antara kedua model tersebut hanyalah pada *dataset* yang digunakan khususnya pada masing-masing data *preprocessing*. Dengan melihat perbandingan

dua grafik diatas seharusnya sudah dapat diasumsikan bahwa model CNN dengan *Sobel edge detection* sebagai *preprocessing* pada dataset mendapatkan performa yang lebih optimal dibandingkan model CNN dengan *Canny edge detection*. Namun percobaan membandingkan kedua model tersebut masih harus dilanjutkan dengan menguji model secara langsung. Peneliti telah menyiapkan 16 data gambar motif batik yang tidak terdapat pada *dataset* pembelajaran, dengan kata lain 16 gambar yang akan diujikan ini merupakan data baru yang asing bagi model yang telah dilatih. Berikut hasil prediksi dan akurasi dari masing-masing model terhadap *testing data* baru yang disajikan dalam bentuk tabel.

Tabel 2. Hasil Testing Pada Setiap Model

| MOTIF                                                                               | MODEL      | PREDIKSI    | AKURASI |
|-------------------------------------------------------------------------------------|------------|-------------|---------|
|    | Sobel Edge | Kawung      | 99.47%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung | 53.99%  |
|    | Sobel Edge | Kawung      | 98.84%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Kawung      | 97.61%  |
|   | Sobel Edge | Kawung      | 99.97%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Kawung      | 100.00% |
|  | Sobel Edge | Kawung      | 99.33%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Kawung      | 89.83%  |
|  | Sobel Edge | Megamendung | 99.67%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung | 97.89%  |
|  | Sobel Edge | Megamendung | 99.00%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung | 96.70%  |

|                                                                                     |            |               |         |
|-------------------------------------------------------------------------------------|------------|---------------|---------|
|    | Sobel Edge | Megamendung   | 98.27%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung   | 99.85%  |
|    | Sobel Edge | Megamendung   | 100.00% |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung   | 100.00% |
|    | Sobel Edge | Megamendung   | 99.93%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung   | 96.79%  |
|    | Sobel Edge | Merak Ngibing | 100.00% |
|                                                                                     | Canny Edge | Merak Ngibing | 59.12%  |
|    | Sobel Edge | Merak Ngibing | 94.96%  |
|                                                                                     | Canny Edge | Megamendung   | 97.61%  |
|   | Sobel Edge | Merak Ngibing | 100.00% |
|                                                                                     | Canny Edge | Merak Ngibing | 99.20%  |
|  | Sobel Edge | Parang        | 100.00% |
|                                                                                     | Canny Edge | Parang        | 93.14%  |

Dari hasil data testing diatas dapat kita lihat bahwa model CNN-Canny mengalami kondisi *overfitting* sehingga banyak menimbulkan *error* atau kesalahan saat proses identifikasi. Disisi lain model CNN-Sobel menunjukan hasil kinerja yang memuaskan dari segi prediksi dan akurasi meski ada kekeliruan prediksi dimana salah satu motif Merak Ngibing diidentifikasi sebagai motif Megamendung. Hasil prediksi dari 16 *testing data* diatas akan dipetakan dalam bentuk *confusion matrix* sebagai hasil evaluasi dari *testing* diatas yang akan dijabarkan sebagai berikut.

|               | Kawung | Megamendung | Merak Ngibing | Parang |
|---------------|--------|-------------|---------------|--------|
| Kawung        | 3      | 1           | 0             | 0      |
| Megamendung   | 0      | 4           | 0             | 0      |
| Merak Ngibing | 0      | 2           | 2             | 0      |
| Parang        | 0      | 1           | 0             | 3      |

Gambar 12. Hasil Confusion Matrix CNN-Canny

Tabel 3. Hasil Evaluasi CNN-Canny

|               | Precision | Recall | F-1 Score | Support |
|---------------|-----------|--------|-----------|---------|
| Kawung        | 1.00      | 0.75   | 0.86      | 4       |
| Megamendung   | 0.50      | 1.00   | 0.67      | 4       |
| Merak Ngibing | 1.00      | 0.50   | 0.67      | 4       |
| Parang        | 1.00      | 0.75   | 0.86      | 4       |
|               |           |        |           |         |
| Accuracy      |           |        | 75%       | 16      |
| Avg / Total   | 88%       | 75%    | 76%       | 16      |

Hasil menunjukan model CNN-Canny mengalami kesulitan melakukan proses identifikasi pada motif baru yang diujikan sehingga menghasilkan akurasi total yang cukup ideal sebanyak 76% yang diambil dari hasil *f-1 score*. Sedangkan evaluasi *confusion matrix* untuk model CNN-Sobel akan dijabarkan pada gambar 13.

Dari hasil perhitungan kedua *confusion matrix* dari setiap model dapat disimpulkan bahwa model CNN-Sobel dapat bekerja lebih optimal dalam identifikasi motif batik dengan perbandingan tingkat akurasi sebesar 94% banding 76% pada 16 data *testing* berupa gambar motif batik yang asing bagi model. Hal ini sejalan dengan hipotesis yang dinyatakan pada penelitian ini dimana model CNN-Sobel akan bekerja lebih optimal dibandingkan model CNN-Canny dalam proses identifikasi motif batik. Dikarenakan pada model CNN-Sobel gambar motif batik mencakup detail dari keseluruhan piksel gambar, berbeda dengan model CNN-Canny yang hanya menangkap bagian garis inti pada suatu gambar. Besar kemungkinan bahwa hal ini pula yang menyebabkan model CNN-Canny kesulitan untuk melakukan identifikasi dengan akurat sehingga menyebabkan *overfitting* pada proses pembelajaran model

|               | Kawung | Megamendung | Merak Ngibing | Parang |
|---------------|--------|-------------|---------------|--------|
| Kawung        | 4      | 0           | 0             | 0      |
| Megamendung   | 0      | 4           | 0             | 0      |
| Merak Ngibing | 0      | 1           | 3             | 0      |
| Parang        | 0      | 0           | 0             | 4      |

Gambar 13. Hasil Confusion Matrix CNN-Sobel

Tabel 4. Hasil Evaluasi CNN-Sobel

|               | Precision | Recall | F-1 Score | Support |
|---------------|-----------|--------|-----------|---------|
| Kawung        | 1.00      | 1.00   | 1.00      | 4       |
| Megamendung   | 0.80      | 1.00   | 0.89      | 4       |
| Merak Ngibing | 1.00      | 0.75   | 0.86      | 4       |
| Parang        | 1.00      | 1.00   | 1.00      | 4       |
|               |           |        |           |         |
| Accuracy      |           |        | 94%       | 16      |
| Avg / Total   | 0.95      | 0.94   | 94%       | 16      |

## D. KESIMPULAN

Berdasarkan pada hasil penelitian dan pengujian yang dilakukan, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil analisis grafik hasil pembelajaran model machine learning pada testing dan validation bahwa model CNN-Sobel mendapat hasil akurasi yang dikatakan memuaskan. Dengan angka sebesar 91.2% pada proses training dan 91.8% pada proses validation.
2. Sedangkan CNN-Canny mendapat hasil akurasi sebanyak 90.5% pada proses *training* dan 86.2% pada proses *validation*. Sayangnya model ini mengalami kesenjangan yang cukup jauh pada *training* dan *validation loss* sebesar 0.23 dan 0.41 hal ini menimbulkan bias pada model dan memunculkan fenomena *overfitting*.
3. Hasil perbandingan performa kedua tabel *confusion matrix* pada 16 data *testing* berupa gambar motif batik yang belum pernah dipelajari oleh masing-masing model menunjukan bahwa model CNN-Sobel dapat bekerja lebih optimal dibanding model CNN-Canny dengan persentase perbandingan akurasi sebanyak 94% banding 76% dalam proses identifikasi motif batik pada tahap *testing*.
4. Hasil pengujian ahli dengan sampel uji motif batik masing-masing sebanyak 4 buah gambar motif batik didapatkan hasil persentase akurasi pada kedua model yang diuji yaitu CNN-Sobel dan CNN-Canny sebesar 87,5% dan persentase kelayakan produk sebesar 90% dengan kategori “Sangat Layak”.
5. Hasil pengujian pengguna persentase kelayakan yang didapat pada uji pengguna sebesar 90.5% dan dari hasil perhitungan tersebut maka produk yang dikembangkan dapat dikategorikan “Sangat Layak”.
6. Berdasarkan hasil analisis *testing* dan kelayakan yang diujikan oleh ahli dan pengguna dapat dinyatakan bahwa penerapan CNN menggunakan *edge detection* dapat mengefektifkan proses identifikasi motif jenis batik.

## E. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agustin, A. (2014). *Sejarah Batik dan Motif Batik di Indonesia*. In Proceeding Seminar Nasional Riset Inofatif II. <http://eproceeding.undiksha.ac.id>.
- [2] Chandrababha, K., & Akila, S. (2019). *Texture Feature Extraction for Batik Images Using GLCM and GLRLM with Neural Network Classification*. International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology
- [3] Fonda, H. (2020). *KLASIFIKASI BATIK RIAU DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN)*. Jurnal Ilmu Komputer, 9(1), 7–10. <https://doi.org/10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144>
- [4] Hamzuri., Achjadi, J. (1985.). *Batik klasik / Classical batik / Hamzuri; diterjemahkan kedalam bahasa Inggris oleh Judi Achjadi*. Jakarta: Djambatan.
- [5] Hidayattullah, M. F., Nishom, M., Wiyono, S., & Hapsari, Y. (2020). *Feature extraction in batik image geometric motif using canny edge detection*. Jurnal Informatika, 14(1), 1. <https://doi.org/10.26555/jifo.v14i1.a15320>
- [6] Tumewu, S., Setiabudi, D., Sugiarto, I. (2020). *Identifikasi Motif Batik menggunakan metode Deep Convolutional Neural Network dengan Data Augmentation*.
- [7] Udawant, P., Patidar, A., Singh, A., & Yadav, A. (2019). *Comparative Study of Artificial Intelligence Techniques for Image Classification*. International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology, 904–910