



**RISET INFORMATIKA**

**PERBANDINGAN PENGARUH  
PREPROCESSING PERBAIKAN CITRA DETEKSI  
TEPI DENGAN MORFOLOGI DILASI TERHADAP  
PERFORMA KLASIFIKASI BATIK JOMBANG  
MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK (CNN) DAN K-NEAREST  
NEIGHBORS (KNN)**

**RIZA SATRIA PUTRA**  
NPM 21081010010

**DOSEN PENGAMPU**

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
SURABAYA  
2024**

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Batik adalah warisan budaya Indonesia yang kaya akan nilai estetika dan filosofis. Sebagai salah satu bentuk seni tradisional, batik memiliki pola yang beragam dan kompleks, menjadikannya objek menarik untuk penelitian pengolahan citra. Salah satu teknik dalam pengolahan citra yang relevan untuk menganalisis pola batik adalah deteksi tepi. Deteksi tepi (edge detection) merupakan metode untuk mengidentifikasi batas atau tepi objek pada citra. Teknik ini memanfaatkan perubahan tajam dalam intensitas atau warna piksel yang menunjukkan perbedaan antara objek dan latar belakang atau antara dua objek berbeda.

Proses deteksi tepi sering dilanjutkan dengan operasi morfologi dilasi untuk meningkatkan kualitas hasil deteksi. Morfologi dilasi memperbesar area objek dalam citra dengan memanfaatkan struktur elemen, sehingga dapat memperjelas batas-batas objek. Dalam pola batik, dilasi membantu meningkatkan akurasi deteksi pola tepi yang dihasilkan oleh algoritma seperti Canny atau Sobel, terutama pada pola yang memiliki detail tinggi.

Dalam proses klasifikasi, algoritma jaringan saraf konvolusional (CNN) sangat populer digunakan karena kemampuannya dalam mengenali pola secara otomatis melalui fitur-fitur yang diekstraksi secara hierarkis. CNN terbukti efektif dalam berbagai aplikasi pengolahan citra, termasuk klasifikasi gambar, karena mampu memberikan hasil yang akurat pada dataset besar. Namun, metode pembelajaran mesin klasik seperti K-Nearest Neighbors (KNN) juga tetap relevan dalam klasifikasi citra karena kesederhanaan dan kemampuannya memberikan hasil yang kompetitif pada dataset kecil.

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi dan membandingkan performa klasifikasi pola batik pada dua algoritma, yaitu CNN dan KNN, dengan menggunakan data citra batik yang telah melewati proses preprocessing berupa deteksi tepi dan morfologi dilasi. Selain itu, penelitian ini juga akan membandingkan performa klasifikasi data citra yang telah diproses dengan data mentah tanpa preprocessing. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diketahui pengaruh metode preprocessing

terhadap akurasi klasifikasi dan perbedaan performa antara kedua algoritma pada pengolahan pola batik.

### **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang diatas, dapat dirumuskan beberapa masalah penelitian yang akan dijawab dalam skripsi, antara lain:

1. Bagaimana proses klasifikasi pola batik menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) ?
2. Bagaimana proses klasifikasi pola batik menggunakan metode k-Nearest Neighbor (k-NN) ?
3. Bagaimana pengaruh preprocessing citra menggunakan deteksi tepi dan morfologi dilasi terhadap kinerja algoritma CNN dan KNN dalam klasifikasi pola batik?
4. Bagaimana perbandingan kinerja algoritma CNN dan KNN dalam mengklasifikasikan pola batik?
5. Mana yang lebih baik antara metode k-Nearest Neighbor (k-NN) dan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi citra pola batik ?

### **1.3. Tujuan Penelitian**

Terkait dengan permasalahan dalam rumusan masalah diatas, riset ini memiliki beberapa tujuan antara lain:

1. Menganalisis proses klasifikasi pola batik menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN).
2. Menganalisis proses klasifikasi pola batik menggunakan metode k-Nearest Neighbor (k-NN).
3. Mengetahui pengaruh preprocessing citra menggunakan deteksi tepi dan morfologi dilasi terhadap kinerja algoritma CNN dan KNN dalam klasifikasi pola batik.
4. Membandingkan kinerja algoritma CNN dan KNN dalam mengklasifikasikan pola batik.
5. Menentukan metode yang lebih baik antara K-Nearest Neighbor (k-NN) dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi citra pola batik.

#### **1.4. Manfaat Penelitian**

Penelitian yang dilakukan mempunyai manfaat untuk masyarakat, baik masyarakat akademik maupun non akademik. Adapun beberapa manfaat dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Menyediakan wawasan tentang cara kerja algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dan K-Nearest Neighbor (KNN) dalam klasifikasi citra pola batik, memberikan pengetahuan teknis mengenai langkah-langkah implementasi CNN dan KNN untuk pola batik serta menilai akurasi klasifikasi yang dihasilkan oleh kedua metode sehingga kita dapat memahami sejauh mana kemampuan masing-masing dalam mengklasifikasikan citra batik.
2. Meningkatkan pemahaman mengenai pengaruh preprocessing citra, seperti deteksi tepi dan morfologi dilasi, terhadap akurasi dan efisiensi kedua algoritma dalam klasifikasi pola batik. Hal ini juga memberikan referensi praktis untuk memilih atau merancang metode preprocessing yang paling optimal dalam pengolahan pola batik.

Dengan mempertimbangkan manfaat-manfaat tersebut, perbandingan akurasi klasifikasi citra pola batik menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan k-Nearest Neighbor (k-NN) diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan dan penerapan teknologi pengolahan citra dalam seni batik.

#### **1.5. Batasan Penelitian**

Batasan masalah pada penelitian yang berjudul “Perbandingan Pengaruh Preprocessing perbaikan citra Deteksi Tepi dengan Morfologi Dilasi Terhadap Performa Klasifikasi Motif Batik Jombang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan K Nearest Neighbors (KNN)” adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada pola batik Jombang sebagai objek penelitian, tanpa mencakup pola batik dari daerah lain.
2. Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi pada Convolutional Neural Network (CNN) dan k-Nearest Neighbor (k-NN).

3. Teknik preprocessing citra yang diterapkan dibatasi pada metode deteksi tepi (menggunakan algoritma seperti Canny atau Sobel) dan morfologi dilasi.
4. Pengujian algoritma dilakukan pada data citra pola batik dengan dan tanpa preprocessing untuk membandingkan pengaruh langkah preprocessing terhadap performa klasifikasi.
5. Kinerja algoritma diukur berdasarkan metrik seperti akurasi, presisi, sensitivitas, F1-score, dan waktu komputasi, tanpa mempertimbangkan efisiensi penyimpanan atau penggunaan daya komputasi.
6. Penelitian ini hanya menggunakan dataset pola batik dengan skala dan format yang telah ditentukan, tanpa mempertimbangkan variasi pencahayaan atau kondisi lingkungan lain saat pengambilan gambar.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1. Penelitian Terdahulu**

Penelitian terdahulu merupakan upaya yang dilakukan oleh peneliti untuk membandingkan hasil-hasil penelitian sebelumnya dengan penelitian yang sedang dilakukan. Ini bertujuan untuk menemukan inspirasi baru bagi penelitian selanjutnya. Selain itu, kajian terhadap penelitian terdahulu membantu peneliti dalam memposisikan studi mereka serta menunjukkan orisinalitas dari penelitian yang dilakukan. Kegiatan ini memungkinkan penulis untuk mengidentifikasi persamaan dan perbedaan yang ada pada hasil penelitian sebelumnya, sehingga mereka dapat memahami kekurangan dan kelebihan dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya.

1. Penelitian oleh Rendra Soekarta, Nirwana Nurdjan, Ardian Syah yang berjudul "Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)" pada tahun 2023. Penelitian ini membahas pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman tomat berbasis teknologi kecerdasan buatan menggunakan model CNN dengan arsitektur VGG16. Sistem ini mampu mengklasifikasikan 10 jenis penyakit tanaman tomat seperti Bacterial Spot, Early Blight, hingga Yellow Leaf Curl Virus. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle dan Google Image dengan total 10.519 data latih dan 1.100 data validasi. Hasil pengujian menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 98% dan akurasi validasi sebesar 82%. Penelitian ini bertujuan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit tanaman tomat secara lebih akurat dan efisien.
2. Penelitian oleh Anissa Ollivia Cahya Pratiwi yang berjudul "Klasifikasi Jenis Anggur Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan Convolutional Neural Network dan K-Nearest Neighbor (KNN)" pada tahun 2023. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi yang mempermudah klasifikasi jenis anggur berdasarkan bentuk daun. Dataset terdiri dari 11 jenis anggur seperti Auxerrois, Cabernet Sauvignon, dan Syrah. Penelitian menggunakan metode CNN untuk ekstraksi fitur dan KNN untuk klasifikasi. Hasil uji menunjukkan

akurasi tertinggi sebesar 99% pada metode CNN dan 53% pada KNN. Aplikasi yang dihasilkan diimplementasikan menggunakan framework Flask dengan fitur prediksi citra daun anggur melalui upload gambar.

3. Penelitian oleh Muhammad Rifki Bahrul Ulum, Basuki Rahmat, Made Hanindia Prami Swari yang berjudul "Implementasi Metode CNN dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Tanaman Cabai Rawit" pada tahun 2024. Penelitian ini membahas penggunaan metode CNN untuk ekstraksi fitur citra cabai rawit dan KNN untuk klasifikasinya. Dataset terdiri dari tiga kategori kematangan: mentah, setengah matang, dan matang dengan total 750 data. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi terbaik sebesar 87,33%, sementara kombinasi CNN-KNN mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,33%. Penelitian ini menekankan potensi penggunaan metode kombinasi CNN-KNN untuk klasifikasi tingkat kematangan hasil pertanian secara mekanis.
4. Penelitian oleh Fadila Huda dan M. Pajar Kharisma Putra yang berjudul "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network" pada tahun 2023. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi kendala dalam klasifikasi jenis buah pisang dengan menerapkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan terdiri dari 3000 gambar pisang yang terbagi menjadi tiga jenis: pisang jantan, pisang kepok, dan pisang muli. Pengujian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi sebesar 78%, dengan nilai presisi 81% dan recall 78%. Penelitian ini menekankan potensi penggunaan algoritma CNN untuk meningkatkan efisiensi dalam klasifikasi jenis buah pisang secara otomatis, memberikan kontribusi positif terhadap produktivitas petani pisang di Indonesia.
5. Penelitian oleh Radikto, Dadang Iskandar Mulyana, dan M. Ainur Rofik yang berjudul "Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)" pada tahun 2022. Penelitian ini membahas pengenalan citra kendaraan dengan menggunakan algoritma CNN. Dataset yang digunakan terdiri dari 1406 citra data latih dan 274 citra data uji yang mencakup berbagai jenis kendaraan, seperti sepeda, sepeda motor, becak, bajaj, mobil pickup, mobil molen, bus, dan truk. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Sequential mencapai akurasi 98,18% dengan nilai loss 0,103,

sedangkan model VGG16 mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,64% dengan tingkat loss 0,014. Penelitian ini menekankan efektivitas penggunaan algoritma CNN dalam klasifikasi citra kendaraan di jalan raya.

## **2.2. Pengertian Citra**

Citra (image) adalah representasi visual dari objek atau fenomena yang disajikan dalam bentuk visual. Citra dapat berupa gambar, foto, grafik, atau bentuk visualisasi lainnya yang menyampaikan informasi secara visual. Secara umum, citra terdiri dari elemen-elemen visual seperti garis, bentuk, warna, tekstur, dan pola. Citra dapat direkam menggunakan berbagai teknologi, termasuk kamera, pemindai (scanner), atau instrumen penginderaan jauh. Selain itu, citra juga dapat diciptakan melalui seni, desain grafis, atau komputer grafis.

Citra memiliki berbagai fungsi dan digunakan di banyak bidang, termasuk penginderaan jauh, pemetaan, ilmu komputer, pengolahan citra digital, kedokteran, ilmu biologi, desain, seni, dan lainnya. Pengolahan serta analisis citra dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai teknik dan algoritma, seperti filtering, segmentasi, ekstraksi fitur, dan pengenalan pola. Penting untuk dicatat bahwa definisi citra dapat bervariasi tergantung pada konteks penggunaannya dan bidang studi yang relevan. Citra juga dapat mencerminkan tanggapan positif, seperti dukungan dan partisipasi aktif, maupun tanggapan negatif yang berupa penolakan atau permusuhan. Citra ini melekat pada individu maupun institusi, di mana tanggapan positif atau negatif tergantung pada proses pembentukannya dan pemaknaan objek yang dibentuk. Setiap orang memiliki hak untuk menginterpretasikan citra pribadi maupun institusi.

## **2.3. Batik**

Batik merupakan salah satu seni tradisional Indonesia yang memiliki nilai budaya dan historis tinggi. Kata "batik" berasal dari bahasa Jawa, yaitu "amba" yang berarti menulis, dan "titik," yang merujuk pada teknik pembuatan pola melalui perlawanan lilin malam pada kain. Secara teknis, batik adalah kain yang dihiasi dengan corak atau motif yang dibuat menggunakan metode khusus, seperti teknik pewarnaan dengan lilin malam dan pencelupan berulang.

Batik telah dikenal sejak zaman Kerajaan Majapahit pada abad ke-13 dan berkembang menjadi simbol budaya di Pulau Jawa. Awalnya, batik hanya dibuat dan



digunakan oleh keluarga kerajaan sebagai simbol status sosial. Namun, seiring dengan migrasi keluarga kerajaan ke luar keraton, seni membatik menyebar ke masyarakat umum. Hal ini menjadikan batik sebagai salah satu pekerjaan yang dilakukan oleh banyak wanita di rumah. Pada masa kolonial, seni batik mengalami kemajuan ketika diperkenalkan teknik pewarnaan dan motif baru, sehingga batik menjadi lebih dikenal di dunia internasional.

## 2.4. Pengolahan Citra Digital

Citra digital adalah representasi visual dari objek atau fenomena yang disimpan dalam bentuk file sehingga dapat diolah menggunakan komputer. Secara matematis, citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi  $f(x,y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial, dan nilai  $f$  pada titik tersebut menunjukkan tingkat intensitas atau keabuan dari citra di titik tersebut. Citra digital biasanya disusun dalam bentuk matriks berukuran  $M \times N$ , di mana  $M$  adalah jumlah baris dan  $N$  adalah jumlah kolom, dengan setiap elemen matriks yang disebut piksel (picture element) mewakili informasi intensitas pada titik tertentu.

Pengolahan citra digital adalah proses yang dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra atau untuk mengekstrak informasi dari citra tersebut. Proses ini melibatkan berbagai teknik yang bertujuan untuk memperbaiki citra agar lebih mudah diinterpretasikan oleh manusia atau mesin. Beberapa fungsi utama dari pengolahan citra meliputi:

- **Peningkatan Kualitas Citra:** Memperbaiki tampilan visual citra melalui teknik seperti filtering dan enhancement.
- **Segmentasi Citra:** Memisahkan citra menjadi beberapa bagian atau objek berdasarkan kriteria tertentu, sehingga masing-masing objek dapat dianalisis secara terpisah
- **Deteksi Objek:** Mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dalam citra untuk aplikasi lebih lanjut seperti pengenalan pola.

Pengolahan citra digital memiliki aplikasi yang luas di berbagai bidang, termasuk kedokteran (untuk analisis gambar medis), penginderaan jauh (untuk pemetaan dan analisis lingkungan), serta industri kreatif (seperti desain grafis dan multimedia). Dengan kemajuan teknologi komputer, secara keseluruhan, pengolahan

citra digital merupakan disiplin ilmu yang penting dalam memahami dan menganalisis informasi visual, serta berkontribusi besar terhadap perkembangan teknologi modern.

## **2.5. Pre-Processing**

Pre-processing adalah tahap awal dalam pengolahan citra digital yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Proses ini melibatkan penghilangan noise, perbaikan kualitas, dan penyesuaian citra agar sesuai dengan kebutuhan algoritma yang akan digunakan. Pre-processing sangat penting karena dapat mempengaruhi hasil akhir dari pemrosesan citra, termasuk akurasi dalam klasifikasi dan pengenalan pola.

Berikut adalah beberapa teknik umum yang digunakan dalam pre-processing citra digital, dengan penjelasan yang lebih mendetail:

### **1. Resize**

Resize adalah proses mengubah dimensi citra agar sesuai dengan ukuran standar yang diperlukan untuk analisis. Teknik ini sangat penting dalam pengolahan citra karena banyak algoritma, terutama dalam pembelajaran mesin dan jaringan saraf, mengharuskan citra untuk memiliki ukuran yang konsisten. Dengan melakukan resize, kita dapat memastikan bahwa semua citra dalam dataset memiliki dimensi yang sama, sehingga memudahkan proses pelatihan model dan meningkatkan efisiensi komputasi. Selain itu, pengubahan ukuran juga dapat membantu dalam menyesuaikan citra dengan resolusi tampilan tertentu.

### **2. Grayscale**

Grayscale adalah teknik yang mengkonversi citra berwarna menjadi citra dalam skala abu-abu. Proses ini mengurangi jumlah informasi yang perlu diproses dengan menghilangkan komponen warna, sehingga hanya menyisakan intensitas cahaya dari setiap piksel. Grayscale sering digunakan dalam aplikasi di mana warna tidak memberikan informasi tambahan yang signifikan, seperti dalam deteksi tepi atau pengenalan pola. Dengan menyederhanakan data citra, grayscale membantu algoritma untuk fokus pada fitur-fitur penting tanpa terganggu oleh variasi warna.

### **3. Thresholding**

Binerisasi adalah proses mengubah citra menjadi format biner, di mana setiap

piksel dikategorikan sebagai objek (hitam) atau latar belakang (putih) berdasarkan ambang batas tertentu. Teknik ini sangat berguna dalam segmentasi citra, di mana tujuan utamanya adalah untuk memisahkan objek dari latar belakang. Dengan menggunakan metode thresholding, kita dapat dengan mudah mengekstrak bentuk dan kontur objek yang ada dalam citra, sehingga memudahkan analisis lebih lanjut seperti pengenalan objek atau karakter.

#### 4. Filtering

Filtering adalah teknik yang digunakan untuk mengurangi noise dan meningkatkan kualitas citra sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Berbagai jenis filter dapat diterapkan, seperti median filter untuk menghilangkan noise impulsif atau Gaussian filter untuk meredam noise secara keseluruhan. Filtering membantu memperhalus citra dan meningkatkan kontras antara objek dan latar belakang. Dengan menggunakan teknik ini, kita dapat memperoleh citra yang lebih bersih dan jelas, sehingga meningkatkan akurasi hasil analisis.

#### 5. Segmentasi

Segmentasi adalah proses membagi citra menjadi beberapa bagian atau segmen berdasarkan kriteria tertentu, seperti intensitas warna atau tekstur. Teknik ini memungkinkan isolasi objek dari latar belakang dan membantu dalam analisis lebih lanjut. Berbagai metode segmentasi dapat digunakan, termasuk segmentasi berbasis piksel, region growing, atau clustering seperti K-means. Dengan melakukan segmentasi secara efektif, kita dapat mengekstrak informasi penting dari citra dan memfokuskan perhatian pada area-area yang relevan untuk analisis.

### 2.6. Deteksi Tepi

Deteksi tepi (edge detection) adalah proses fundamental dalam pengolahan citra digital yang bertujuan untuk mengidentifikasi batas atau tepi objek dalam citra. Tepi didefinisikan sebagai lokasi di mana terjadi perubahan signifikan dalam nilai intensitas piksel, yang menandakan peralihan antara dua daerah yang berbeda, seperti antara objek dan latar belakang. Proses ini sangat penting karena tepi sering kali menyimpan informasi krusial mengenai bentuk, ukuran, dan struktur objek dalam citra, sehingga menjadi langkah awal yang esensial dalam analisis citra.

Deteksi tepi memiliki peranan penting dalam banyak aplikasi, termasuk

segmentasi citra, pengenalan pola, dan analisis visual. Dalam segmentasi citra, deteksi tepi membantu memisahkan objek dari latar belakang dengan menyoroti batas-batas objek. Dengan demikian, informasi yang relevan dapat diekstraksi untuk analisis lebih lanjut. Selain itu, dalam pengenalan pola, tepi berfungsi sebagai fitur utama yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek.

Berbagai metode telah dikembangkan untuk melakukan deteksi tepi, masing-masing dengan pendekatan dan algoritma yang berbeda. Beberapa metode yang paling umum digunakan meliputi:

1. Metode Sobel

Menggunakan operator gradien untuk mendeteksi perubahan intensitas pada citra. Kernel Sobel adalah matriks 3x3 yang dirancang untuk menekankan perubahan tajam dalam intensitas piksel baik secara horizontal maupun vertikal.

2. Metode Prewitt

Mirip dengan Sobel, tetapi menggunakan kernel yang berbeda. Prewitt juga merupakan metode berbasis gradien yang efektif untuk mendeteksi tepi.

3. Metode Canny

Salah satu metode deteksi tepi paling populer dan efektif. Metode ini melibatkan beberapa langkah, termasuk perataan citra dengan filter Gaussian untuk mengurangi noise, perhitungan gradien untuk menemukan arah dan kekuatan tepi, penekanan non-maksimum untuk mempertahankan hanya puncak-puncak gradien, dan pelacakan histeresis untuk menentukan tepi akhir berdasarkan ambang batas.

4. Metode Roberts

Menggunakan matriks 2x2 untuk menghitung perbedaan antara dua piksel diagonal. Metode ini sederhana namun efektif dalam mendeteksi tepi pada citra.

5. Metode Kirsch

Menggunakan delapan arah mata angin untuk mendeteksi tepi dengan lebih akurat. Metode ini dapat memberikan informasi lebih lengkap tentang orientasi tepi dalam citra.

## **2.7. Morfologi**

Morfologi citra adalah teknik pengolahan citra digital yang berfokus pada

bentuk dan struktur objek dalam gambar. Operasi morfologi menggunakan struktur elemen tertentu untuk memodifikasi citra biner atau skala keabuan berdasarkan bentuknya (Haralick & Shapiro, 1992). Teknik ini sering digunakan untuk tugas seperti segmentasi, penghilangan noise, dan analisis bentuk objek.

Morfologi citra didasarkan pada prinsip matematika yang dikenal sebagai *mathematical morphology*. Dalam pendekatan ini, struktur elemen (seperti persegi, lingkaran, atau garis) digunakan untuk menyaring atau memodifikasi piksel dalam citra. Berikut contoh dari operasi morfologi:

1. Dilasi

Proses ini bertujuan untuk memperbesar objek dalam citra. Dilasi dilakukan dengan menambahkan piksel ke tepi objek. Dalam konteks biner, jika ada piksel latar depan (nilai 1) di sekitar piksel latar belakang (nilai 0), maka piksel latar belakang tersebut akan diubah menjadi latar depan. Dilasi membantu mengisi celah kecil dan meningkatkan konektivitas objek.

2. Erosi

Berlawanan dengan dilasi, erosi bertujuan untuk mengecilkan ukuran objek. Erosi dilakukan dengan menghapus piksel dari tepi objek. Jika semua piksel dalam area yang ditentukan oleh elemen struktur adalah latar depan, maka piksel pusat akan tetap sebagai latar depan; jika tidak, maka akan berubah menjadi latar belakang. Erosi efektif untuk menghilangkan noise kecil dan memisahkan objek yang saling berdekatan.

3. Opening

Merupakan kombinasi dari erosi diikuti oleh dilasi. Opening digunakan untuk menghilangkan noise kecil dari citra tanpa mengubah bentuk objek yang lebih besar.

4. Closing

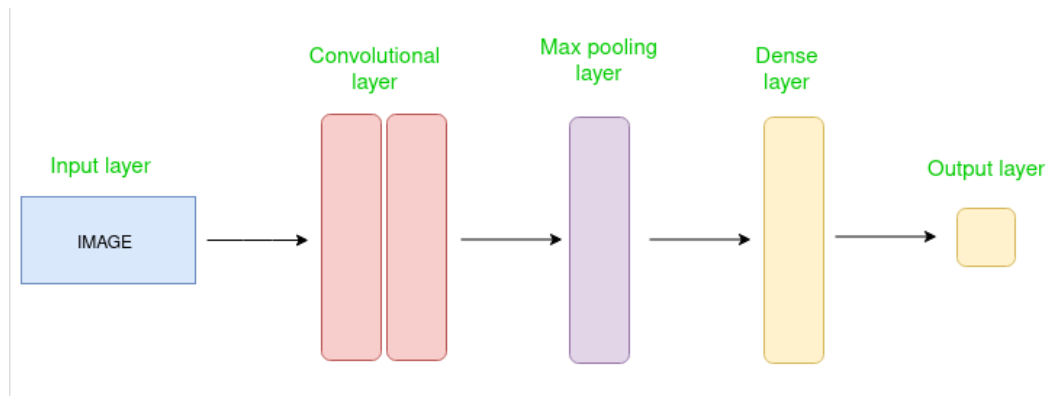
Merupakan kombinasi dari dilasi diikuti oleh erosi. Closing digunakan untuk mengisi celah kecil di dalam objek, sehingga membantu memperkuat struktur objek.

## **2.8. Convolutional Neural Network (CNN)**

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode deep learning yang banyak digunakan untuk klasifikasi citra. CNN memiliki kemampuan unggul dalam mengekstrak fitur-fitur penting dari data visual, seperti tekstur, tepi,

hingga objek kompleks, yang menjadikannya pilihan utama dalam tugas-tugas berbasis gambar. CNN beroperasi melalui beberapa lapisan utama, yakni lapisan konvolusi (convolutional layers), pooling, dan fully-connected layers, yang semuanya bekerja secara berjenjang untuk menghasilkan klasifikasi akhir.

CNN terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu *convolutional layers*, *pooling layers*, dan *fully connected layers*. CNN pada umumnya terdiri dari beberapa jenis lapisan berikut:



Sumber gambar: [geeksforgeeks.org](https://www.geeksforgeeks.org)

**Gambar 1. Arsitektur CNN**

#### 1. Convolutional Layer

Lapisan konvolusi adalah salah satu tahap penting dalam arsitektur CNN. Tahap ini menjalankan operasi konvolusi pada hasil keluaran dari lapisan sebelumnya. Lapisan ini menjadi komponen inti yang membentuk jaringan CNN. Konvolusi dalam konteks matematika berarti menerapkan satu fungsi berulang kali pada keluaran dari fungsi lainnya. Operasi konvolusi melibatkan dua fungsi dengan parameter bernilai nyata, di mana hasilnya menghasilkan peta fitur dari gambar input. Input dan output dapat dianggap sebagai dua parameter bernilai nyata, dan volume outputnya bisa diatur berdasarkan hyperparameter dari tiap lapisan (Iswantoro et al., 2022).

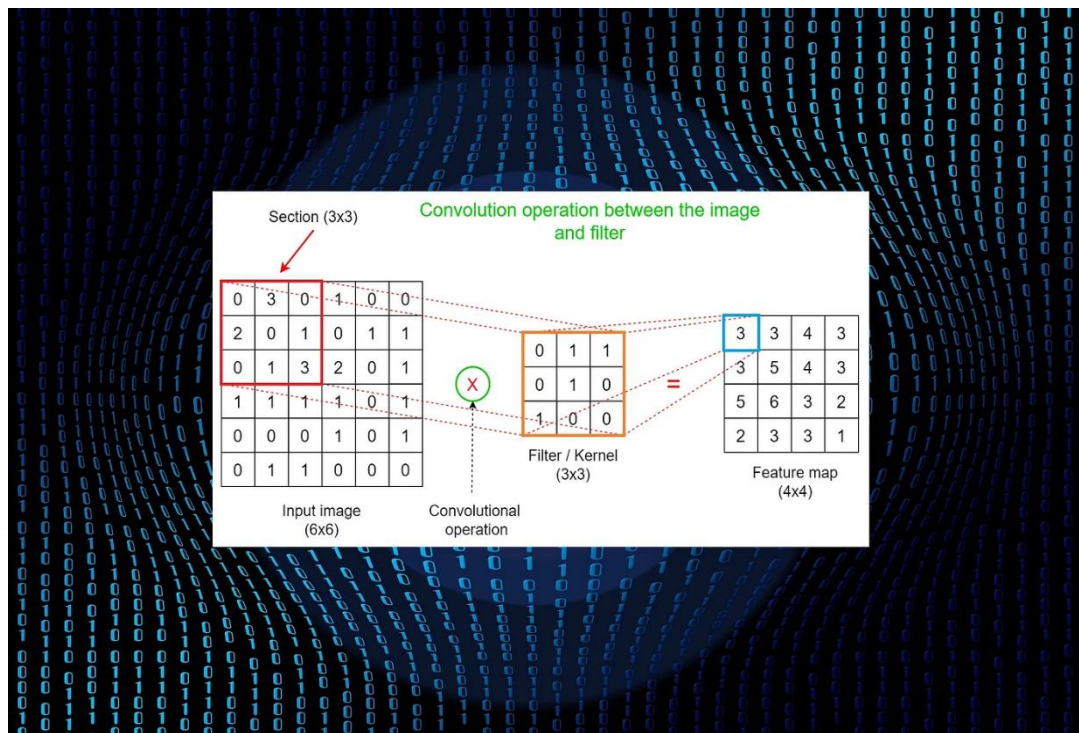
1x1	1x0	1x1	0	0
0x0	1x1	1x0	1	0
0x1	0x0	1x1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

4		

Sumber gambar: [towardsdatascience.com](https://towardsdatascience.com)

**Gambar 2. Ilustrasi convolution layer**

Fungsi utama lapisan ini adalah mengekstraksi fitur dari gambar. Lapisan ini menggunakan filter atau kernel untuk melakukan operasi konvolusi pada input gambar. Operasi konvolusi menghasilkan output atau peta fitur.



Sumber gambar: [towardsdatascience.com](https://towardsdatascience.com)

**Gambar 3. Perhitungan convolutional layer**

$$Z = (X * K) + b$$

Dimana:

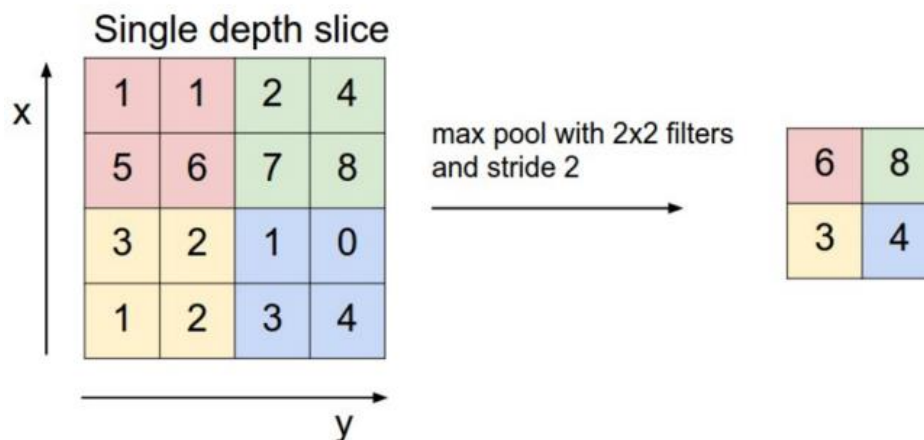
- X adalah input gambar

- $K$  adalah kernel atau filter
- $*$  melambangkan operasi konvolusi
- $b$  adalah bias yang ditambahkan setelah operasi konvolusi.

## 2. Pooling Layer

Pooling layer adalah proses untuk mengurangi ukuran data citra. Dalam pemrosesan citra, tujuan dari pooling layer adalah untuk meningkatkan ketahanan fitur terhadap perubahan posisi. Fungsi dari pooling adalah untuk mengurangi dimensi spasial dari fitur yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi, mengurangi komputasi dan menghindari overfitting (Hafifah et al., 2021).

Pooling yang umum digunakan adalah *Max Pooling* dan *Average Pooling*. Max pooling membagi output dari convolution layer menjadi beberapa grid kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi, sedangkan Average mengambil nilai rata - rata dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi.



Sumber gambar: [cs231n.stanford.edu](https://cs231n.stanford.edu)

**Gambar 4. Pooling layer menggunakan max pooling**

Max Pooling :

$$P = \max(Z)$$

Mengambil nilai maksimum dari area yang di-cover filter pooling.

## 3. Fully Connected Layer



Fully-Connected Layer adalah lapisan di mana setiap neuron dari lapisan sebelumnya terhubung sepenuhnya dengan semua neuron di lapisan berikutnya, mirip dengan struktur pada neural network konvensional. Pada akhir jaringan CNN, lapisan fully connected menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya dengan setiap neuron di lapisan berikutnya. Ini bertugas untuk menggabungkan fitur yang telah diekstraksi dan menghasilkan prediksi akhir (Iswantoro et al., 2022).

Pada lapisan fully connected, semua neuron di lapisan sebelumnya terhubung ke setiap neuron di lapisan ini. Rumus yang digunakan di lapisan ini mirip dengan lapisan biasa dalam neural network:

$$Z = W \cdot X + b$$

Dimana:

- $W$  adalah bobot (weight)
- $X$  adalah input dari lapisan sebelumnya
- $b$  adalah bias

#### 4. Output Layer

Keluaran dari lapisan fully connected kemudian diteruskan ke fungsi logistik, seperti sigmoid atau softmax, untuk tugas klasifikasi. Fungsi ini mengubah hasil keluaran menjadi skor probabilitas untuk setiap kelas.

Setelah melalui seluruh rangkaian proses CNN sebelumnya hingga pada lapisan fully connected dan fungsi logistik, seperti sigmoid atau softmax, yang mengubah hasil menjadi skor probabilitas untuk setiap kelas, model CNN dapat digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi citra, termasuk diagnosis penyakit tanaman.

### 2.9 K-Nearest Neighbor (KNN)

k-Nearest Neighbor (k-NN) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Pada dasarnya, k-NN berfungsi dengan cara mengklasifikasikan data baru berdasarkan kedekatannya dengan data pelatihan yang telah ada. Algoritma ini termasuk metode supervised learning karena memanfaatkan data yang sudah diberi label (labeling data) untuk pelatihan. Salah satu karakteristik

utama k-NN adalah sifatnya yang sederhana dan mudah diimplementasikan, namun efektif dalam berbagai tugas klasifikasi, terutama dengan dataset yang tidak terlalu besar atau kompleks.

Prinsip utama dari algoritma k-NN adalah bahwa objek yang mirip dengan objek lainnya cenderung memiliki label atau hasil yang sama. Oleh karena itu, k-NN mengklasifikasikan data baru dengan cara menghitung jarak (distance) antara data tersebut dan data pelatihan yang ada. Berdasarkan kedekatannya, data baru diberi label sesuai mayoritas label dari k tetangga terdekatnya. Metode yang umum digunakan untuk mengukur jarak antara data adalah Euclidean distance, meskipun metrik lainnya seperti Manhattan, Minkowski, dan Cosine similarity juga dapat digunakan, tergantung pada jenis dataset dan aplikasinya. Berikut tahapan untuk mengimplementasikan K-NN:

- **Persiapan Data Latih**

Dataset yang digunakan untuk pelatihan harus berisi data input dan output (label). Data ini akan digunakan untuk menentukan hubungan antara fitur data dan label yang benar. Dataset harus dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data uji

- **Menentukan Nilai K**

Menentukan jumlah tetangga terdekat (k) yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Pemilihan nilai k sangat penting, karena nilai yang terlalu kecil dapat menyebabkan overfitting, sementara nilai k yang terlalu besar dapat menyebabkan underfitting. Biasanya, nilai k dipilih melalui proses validasi atau cross-validation.

- **Pengukuran Jarak**

Setelah menentukan nilai k, jarak antar data baru dan data pelatihan dihitung menggunakan metrik yang sesuai, seperti Euclidean distance atau Manhattan distance. Jarak ini akan menunjukkan kedekatan antara data baru dengan data pelatihan.

- **Identifikasi k-Nearest terdekat**

Berdasarkan jarak yang telah dihitung, algoritma k-NN memilih k data pelatihan yang paling dekat dengan data baru yang akan diklasifikasikan.

- **Pemilihan Label Berdasarkan Mayoritas**

Data baru kemudian diklasifikasikan dengan memberi label sesuai mayoritas

label dari  $k$  tetangga terdekat. Jika  $k=3$  dan dua tetangga terdekat berlabel A dan satu berlabel B, maka data baru akan diberi label A.

- Evaluasi Model

Setelah proses klasifikasi selesai, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi performa model menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi ini dapat dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi model dengan data uji yang sudah diketahui labelnya.

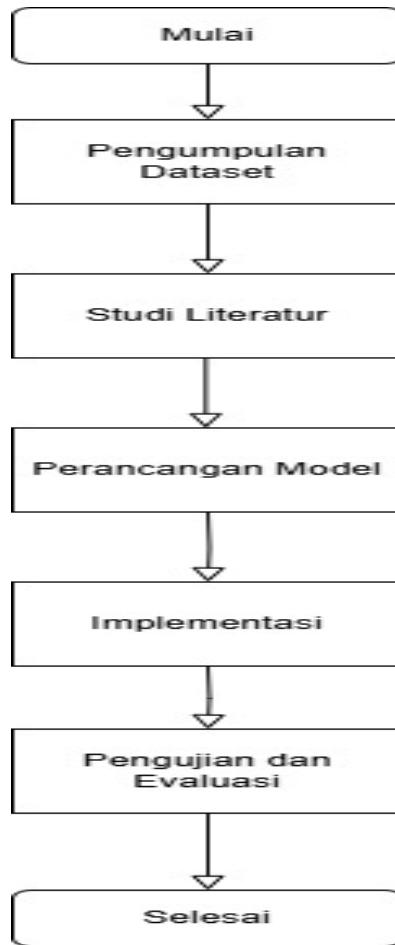
## **BAB III**

### **METODOLOGI**

Metodologi merujuk pada pendekatan atau sistem yang digunakan dalam melakukan penelitian, pengembangan, atau studi ilmiah. Ini mencakup serangkaian langkah, teknik, dan prosedur yang diterapkan untuk merumuskan pertanyaan penelitian, merancang penelitian, mengumpulkan serta menganalisis data, dan menarik kesimpulan. Tujuan dari metodologi adalah untuk menyediakan kerangka kerja yang jelas dan terorganisir dalam melakukan penelitian atau studi ilmiah. Metode yang digunakan dapat berbeda-beda, bergantung pada disiplin ilmu, jenis penelitian, serta tujuan yang ingin dicapai. Berikut ini adalah metodologi yang digunakan dalam penelitian ini:

#### **3.1. Tahapan Penelitian**

Metodologi merujuk pada pendekatan atau sistem yang digunakan dalam melakukan penelitian, pengembangan, atau studi ilmiah. Ini mencakup serangkaian langkah, teknik, dan prosedur yang diterapkan untuk merumuskan pertanyaan penelitian, merancang penelitian, mengumpulkan serta menganalisis data, dan menarik kesimpulan. Tujuan dari metodologi adalah untuk menyediakan kerangka kerja yang jelas dan terorganisir dalam melakukan penelitian atau studi ilmiah. Metode yang digunakan dapat berbeda-beda, bergantung pada disiplin ilmu, jenis penelitian, serta tujuan yang ingin dicapai. Berikut ini adalah metodologi yang digunakan dalam penelitian ini:



**Gambar 5. Tahapan Penelitian**

Tahapan penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset. Kemudian dilanjutkan dengan perancangan model, implementasi, pengujian performa, dan menentukan kesimpulan dan saran. Untuk pembahasan masing-masing tahapan penelitian akan dijelaskan lebih lanjut pada pembahasan dibawah ini.

### **3.2. Pengumpulan Dataset**

Pada tahapan ini, terdapat berbagai cara yang dapat dilakukan untuk memperoleh data. Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini dibedakan menjadi dua, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer adalah data yang dikumpulkan langsung oleh peneliti melalui observasi, wawancara, kuesioner, atau hasil pengujian yang dilakukan di lapangan. Sedangkan data sekunder diperoleh dari sumber yang sudah ada, seperti jurnal, buku, atau dokumen resmi lainnya. Dalam penelitian ini, peneliti hanya mengumpulkan data primer secara langsung dari sebuah galeri seni batik di daerah Jombang, melalui pengamatan langsung, wawancara dengan pengelola galeri, serta dokumentasi pola batik yang ada di galeri tersebut.

### **3.3 Studi Litelatur**

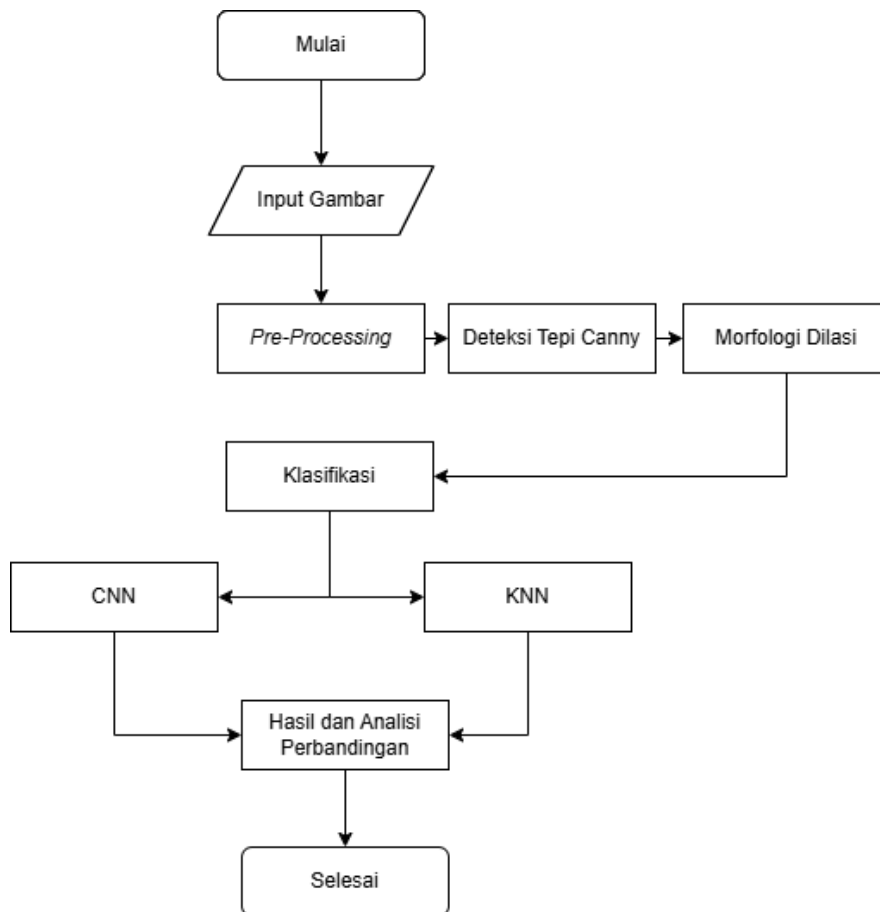
Studi literatur, yang juga dikenal sebagai tinjauan pustaka atau analisis literatur, adalah proses sistematis yang bertujuan untuk mengumpulkan, mengevaluasi, dan menganalisis sumber-sumber informasi yang relevan dengan topik atau pertanyaan penelitian tertentu. Proses ini biasanya dilakukan sebagai langkah awal dalam penelitian atau kajian ilmiah untuk memahami penelitian sebelumnya, mendapatkan wawasan tentang isu-isu yang ada, serta mengidentifikasi kekosongan pengetahuan. Dengan demikian, studi literatur membantu membangun dasar pengetahuan yang kuat bagi penelitian yang akan datang.

Langkah pertama dalam pelaksanaan penelitian adalah mengumpulkan literatur atau sumber bacaan. Tahapan ini melibatkan pembacaan jurnal ilmiah, buku referensi, penelitian terdahulu, dan sumber-sumber lain yang berkaitan dengan topik penelitian. Melalui tahapan ini, penulis dapat memperoleh informasi tambahan yang berguna sebagai acuan. Selain itu, penulis juga dapat menemukan penjelasan mengenai konsep-konsep dan definisi dari berbagai metode serta istilah-istilah asing yang relevan.

Dari tahapan studi literatur ini, penulis dapat mengidentifikasi celah (gap) dalam penelitian sebelumnya dan menemukan beberapa opsi untuk merancang sistem. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa tahapan studi literatur merupakan langkah yang sangat penting dalam proses penelitian, karena memberikan landasan yang kuat untuk pengembangan penelitian selanjutnya dan membantu penulis memahami konteks serta kontribusi dari penelitian mereka.

### **3.4 Perancangan Model**

Perancangan penelitian ini memerlukan serangkaian langkah untuk memastikan bahwa proses penelitian dapat dilaksanakan dengan baik, sehingga penulis dapat menemukan, menjawab, dan mencapai tujuan dari rumusan masalah yang telah dijelaskan. Berikut adalah langkah-langkah yang akan diambil dalam penelitian ini, yang diilustrasikan dalam Gambar 3.1 dibawah ini.



**Gambar 3.1 Perancangan**

Langkah-langkah ini dirancang untuk memberikan panduan sistematis dalam pelaksanaan penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga analisis hasil. Dengan mengikuti langkah-langkah ini, penulis berharap dapat mencapai hasil yang valid dan relevan sesuai dengan tujuan penelitian yang telah ditetapkan.

Melalui pendekatan yang terstruktur ini, diharapkan penulis dapat mengidentifikasi dan mengatasi berbagai tantangan yang mungkin muncul selama proses penelitian, serta memastikan bahwa setiap aspek dari penelitian dilakukan dengan cermat dan teliti.

### **3.5 Implementasi Model**