

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Motif batik Indonesia memiliki ragam yang sangat kaya dan kompleks, mulai dari pola geometrik, tumbuhan, hewan, hingga simbol-simbol abstrak yang dipengaruhi teknik pewarnaan dan jahitan tertentu (Ningsih & Misgiya, 2025). Setiap motif menyimpan ciri visual seperti bentuk, tekstur, warna, dan pengulangan pola yang khas. Dalam konteks pengolahan citra, motif-motif ini menjadi sumber fitur (*feature*) yang dapat diekstraksi dari foto atau gambar motif batik. Pengenalan jenis batik berdasarkan motif melalui citra memungkinkan membandingkan dan mengklasifikasikan motif-motif tersebut secara otomatis, tanpa membahas aspek kebudayaan, filosofi, atau sejarah batik.

Adapun jenis batik yang berkembang di Indonesia sangat beragam, termasuk batik khas Gresik yang diproduksi oleh Rumah Batik Pitutur Luhur. Beberapa di antaranya adalah batik Pamiluto dengan susunan motif yang kompleks, batik Sisik Bandeng dengan pola sisik ikan yang dominan, batik Pudak Pandhega yang menampilkan bentuk pudak bergerombol, serta batik Bandhar Pinatih dengan motif jangkar dan kapal. Variasi lainnya dapat dijumpai pada batik Tugu Lontar Giri dengan bentuk tugu vertikal, batik Tugu Sumilang Gandring dengan motif keris, batik Jubung yang menampilkan bentuk makanan khas jubung, hingga batik Mahkota Giri yang memperlihatkan bentuk mahkota bunga yang menyatu dengan daun dan kuncup bunga (Mu'afiyatin & Ratyaningrum, 2023).

Namun, di tengah banyaknya variasi jenis dan motif batik di berbagai daerah, masyarakat masih menghadapi kesulitan dalam mengenali serta membedakan karakteristik setiap batik. Riyowati & Fadlilah (2019) menjelaskan bahwa pada era globalisasi, pengaruh budaya luar dan keterbatasan sarana informasi menyebabkan proses pembelajaran serta pengenalan batik semakin menurun, terutama di kalangan generasi muda. Oleh karena itu, diperlukan sistem klasifikasi yang dapat membantu

masyarakat dalam memahami dan mengenali kembali keanekaragaman batik sebagai bagian dari upaya pelestarian warisan budaya Indonesia. Klasifikasi batik memiliki manfaat penting dalam upaya pelestarian sekaligus pengenalan warisan budaya Indonesia. Dengan adanya sistem klasifikasi berbasis citra, motif batik dapat dikenali dan dibedakan secara otomatis berdasarkan pola visualnya sehingga memudahkan masyarakat memahami keragaman batik di tingkat nasional maupun internasional. Penerapan klasifikasi ini juga membantu memperkenalkan batik kepada generasi muda melalui platform digital yang interaktif, sekaligus mendukung promosi industri kreatif batik di era modern (Wona dkk., 2023)

Dalam melakukan klasifikasi jenis batik, diperlukan penerapan *algoritma machine learning*. *Machine learning* merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan sistem untuk belajar dari data. Teknologi ini banyak dimanfaatkan dalam berbagai bidang karena mampu membantu memecahkan beragam permasalahan, mulai dari klasifikasi citra, pengenalan pola, analisis data berskala besar, hingga prediksi berbasis statistik (Roihan dkk., 2020). Terdapat beberapa algoritma *machine learning* yang dapat mengklasifikasi jenis batik salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah arsitektur jaringan saraf tiruan yang dikembangkan secara khusus untuk mengolah data berdimensi dua, seperti gambar maupun sinyal suara. CNN terbukti sangat efektif dalam tugas klasifikasi, identifikasi, serta pengenalan pola pada citra, karena kemampuannya mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar melalui mekanisme yang menyerupai proses otak manusia dalam memproses informasi visual (Anhar & Putra, 2023). Keunggulan CNN dibandingkan metode konvensional terletak pada kemampuan ekstraksi fitur otomatis dari citra sehingga dapat mempelajari pola, tekstur, dan bentuk motif tanpa perlu rekayasa fitur manual. Beberapa penelitian bahkan telah membuktikan efektivitas CNN pada klasifikasi citra yang kompleks, misalnya pada penggunaan arsitektur *Residual Network* (ResNet-50) yang memberikan akurasi validasi sebesar 80,68% ketika dilatih dengan data yang cukup (Muriagista & Kurniadi, 2025). Namun, penelitian mengenai perbandingan performa arsitektur CNN pada motif batik nusantara masih terbatas.

Sejumlah penelitian terdahulu telah membandingkan berbagai metode klasifikasi motif batik. Misalnya, penelitian menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan ekstraksi fitur tekstur berbasis *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) untuk klasifikasi motif batik berhasil mencapai akurasi hingga 75%. Kinerja ini dianggap masih kurang baik karena sangat bergantung pada kualitas dataset yang konsisten dan parameter yang tepat, di mana tanpa keduanya akurasi menurun secara signifikan. Selain itu, metode ini kesulitan dalam membedakan pola batik yang memiliki perbedaan pada pencahayaan, sudut serta jarak tangkapan (Wijaya & Widiarti, 2024). Studi lain menggunakan pendekatan (CNN) untuk mengklasifikasikan empat motif batik Mataraman dari total 188 citra dan memperoleh akurasi 72% (Andrianto dkk., 2025). Selain itu, penelitian lain melaporkan bahwa kombinasi Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan ekstraksi fitur GLCM dan *Local Binary Pattern* (LBP) mampu memberikan akurasi hingga 95% pada GLCM dan 90% pada LBP untuk klasifikasi motif Merak Ngibing, Lancar Tasik, Sidomukti Payung, dan Sukapura sehingga membuktikan efektivitas metode ini untuk mendukung identifikasi motif batik secara otomatis (Anisa & Rahmatulloh, 2024).

Penelitian eksperimental lain juga menyoroti pentingnya pemilihan parameter yang tepat dalam ekstraksi fitur. Dalam pengujian menggunakan 60 citra batik dengan enam citra tiap kelas, hasil terbaik diperoleh pada parameter orde dua dengan fitur *correlation*, *homogeneity*, dan *entropy* pada arah 0° dan jarak 2 *pixel*. Dengan pengaturan level kuantisasi yang sesuai, akurasi mencapai 85% dengan waktu komputasi 206,67 detik, menunjukkan bahwa pemilihan parameter sangat memengaruhi kinerja sistem klasifikasi citra batik (Prihatin dkk., 2018).

Selain pada motif batik, CNN telah digunakan pada berbagai bidang pengolahan citra lain. Misalnya, penelitian yang menggunakan arsitektur *Dense Convolutional Network* (DenseNet-201) untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman padi berdasarkan citra daun memperoleh akurasi 92,59% pada data pelatihan dan 82,99% pada data pengujian. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menghasilkan *precision* 0,85, *recall* 0,83, dan *f1-score* 0,83, yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam

memprediksi citra baru (Sitompul dkk., 2022). Hal ini memperkuat bukti bahwa CNN efektif untuk klasifikasi citra kompleks.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu, diketahui bahwa terdapat keunggulan pada arsitektur ResNet-50 dan DenseNet-201 pada algoritma CNN. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan dan perbandingan kinerja algoritma CNN dengan menggunakan kedua arsitektur tersebut, yaitu ResNet-50 dan DenseNet-201. Dua arsitektur tersebut memiliki kelebihan masing-masing. Pada ResNet-50 dikenal efektif dalam bidang *Computer Vision* karena menggunakan *residual connections* yang mampu mengatasi masalah hilangnya gradien saat pelatihan, serta unggul dalam mengekstraksi fitur visual kompleks seperti tekstur dan pola (Rahmawati dkk., 2025). Sedangkan pada DenseNet-201 arsitektur ini memanfaatkan *dense connections* yang memungkinkan setiap lapisan menggunakan informasi dari seluruh lapisan sebelumnya, mekanisme ini membuat model lebih efisien dalam pemanfaatan parameter, mencegah hilangnya *gradient*, serta memungkinkan pembelajaran fitur yang lebih kaya dan kompleks. Dengan kemampuan tersebut, DenseNet-201 dikenal unggul dalam menghasilkan representasi citra yang detail sehingga mendukung peningkatan performa pada tugas klasifikasi visual (Zia-Ur-Rehman dkk., 2024).

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Dataset Batik Indonesia* yang diperoleh dari situs *Kaggle* yang diunggah oleh (Sa'diyah, 2025). *Dataset* tersebut berisi gambar motif batik yang beragam, yang memungkinkan model CNN untuk dilatih mengenali perbedaan motif berdasarkan fitur visual motif. Dengan menggunakan *dataset* yang sudah relatif besar dan bervariasi, diharapkan model CNN dapat belajar fitur motif (tekstur, bentuk, pola pengulangan, arah motif, dan sebagainya) secara efektif. Penggunaan *dataset* ini juga memungkinkan hasil penelitian dapat dibandingkan dengan penelitian-sebelumnya yang menggunakan *dataset* motif nusantara atau *dataset* motif terbatas.

Dengan melakukan penelitian implementasi CNN (khususnya ResNet-50 dan DenseNet-201), diharapkan dapat meningkatkan akurasi dalam klasifikasi jenis batik nusantara. Selain membantu klasifikasi otomatis motif batik nusantara, hasil prediksi

tersebut juga bisa menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya dalam domain citra motif batik, optimasi data, atau kombinasi teknik ekstraksi fitur dan *augmentasi*. Kesimpulan yang diperoleh nantinya bisa menjadi dasar pengembangan sistem pendukung klasifikasi motif batik yang lebih andal dan aplikatif.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan, beberapa masalah yang dapat diidentifikasi, yaitu:

- 1) Ragam jenis batik di Indonesia sangat bervariasi sehingga diperlukan penerapan metode *machine learning* untuk membantu proses klasifikasi jenis batik secara otomatis.
- 2) Model klasifikasi konvensional sulit beradaptasi dengan variasi pencahayaan, sudut, dan jarak tangkapan pada batik yang dapat berubah.
- 3) Penelitian yang secara khusus membandingkan arsitektur ResNet-50 dan DenseNet-201 dalam klasifikasi jenis batik nusantara masih sangat terbatas sehingga perlu dilakukan studi perbandingan kinerja kedua arsitektur tersebut..

1.3 Pembatasan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi masalah yang sudah dipaparkan, maka batasan permasalahan pada penelitian ini adalah:

- 1) Penelitian ini hanya berfokus pada pengembangan dan penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 dan DenseNet-201 untuk klasifikasi jenis batik nusantara.
- 2) Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Dataset Batik Indonesia* yang diperoleh dari situs penyedia *dataset* yaitu *Kaggle*.
- 3) Penelitian ini tidak membahas kebudayaan, filosofi, atau sejarah yang berkaitan dengan batik.
- 4) Evaluasi penelitian hanya terbatas pada pengukuran kinerja algoritma CNN, tanpa membahas implementasi sistem secara langsung di lapangan.

1.4 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, identifikasi, dan batasan masalah di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah “Bagaimana kinerja algoritma CNN dengan arsitektur ResNet-50 dan DenseNet-201 dalam mengklasifikasikan jenis batik nusantara berdasarkan motifnya?”

1.5 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang, identifikasi, batasan, dan rumusan masalah di atas, maka tujuan dalam penelitian ini adalah untuk menganalisis dan mengevaluasi kinerja algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 dan DenseNet-201 dalam melakukan klasifikasi jenis batik nusantara berdasarkan motif yang terdapat pada citra batik.

1.6 Manfaat Penelitian

Dari penelitian ini didapatkan manfaat yaitu:

1.6.1 Manfaat Teoritis

- 1) Memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu di bidang *machine learning* dan *Computer Vision*, khususnya penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi citra.
- 2) Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya mengenai perbandingan arsitektur CNN seperti ResNet-50 dan DenseNet-201.
- 3) Memberikan pemahaman teoretis mengenai pengaruh arsitektur CNN dan variasi *dataset* terhadap akurasi klasifikasi motif batik.

1.6.2 Manfaat Praktis

- 1) Mendukung otomatisasi identifikasi dan klasifikasi motif batik sehingga lebih cepat dan akurat dibandingkan metode manual.
- 2) Menjadi dasar pengembangan sistem atau aplikasi klasifikasi batik berbasis AI untuk masyarakat dan industri.
- 3) Membantu pelaku industri batik dalam mengelompokkan jenis batik nusantara.

