

**PENERAPAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* MOBILENET DALAM
KLASIFIKASI MOTIF BATIK MENGGUNAKAN *TRANSFER LEARNING***

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai derajat S-1
Program Studi Informatika



Disusun Oleh:
Muhammad Ramadhan
19106050001
STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA**

2024

PENGESAHAN TUGAS AKHIR



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1586/Un.02/DST/PP.00.9/08/2024

Tugas Akhir dengan judul : Penerapan Convolutional Neural Network MobileNet dalam Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Transfer Learning

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : MUHAMMAD RAMADHAN
Nomor Induk Mahasiswa : 19106050001
Telah diujikan pada : Senin, 19 Agustus 2024
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang

Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng.
SIGNED

Valid ID: 66cb164479f9c



Penguji I

Dr. Ir. Sumarsono, S.T., M.Kom.
SIGNED

Valid ID: 66c80222e142b



Penguji II

Nia Maharani Raharja, M.Eng.
SIGNED

Valid ID: 66c812687f29f



Yogyakarta, 19 Agustus 2024
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

Valid ID: 66cbf811de2d5

SURAT PERSETUJUAN TUGAS AKHIR

SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi/Tugas Akhir

Lamp : -

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
di Yogyakarta

Assalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Setelah membaca, meneliti, dan memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka saya selaku dosen pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:


Nama : Muhammad Ramadhan
NIM : 19106050001
Judul Skripsi : Penerapan Convolutional Neural Network MobileNet dalam
Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Transfer Learning

Sudah dapat diajukan kepada Program Studi Informatika dan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Satu dalam Program Studi Informatika.

Dengan ini saya berharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut dapat segera di-*munaqosyah*-kan. Atas perhatiannya saya ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Yogyakarta, 13 Agustus 2024
Pembimbing


Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng.
NIP. 19710823 199903 1 003

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Ramadhan
NIM : 19106050001
Program Studi : Informatika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "**Penerapan Convolutional Neural Network MobileNet dalam Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Transfer Learning**" merupakan hasil penelitian saya sendiri, tidak terdapat pada karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu perguruan tinggi, dan bukan plagiasi karya orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar Pustaka.

Yogyakarta, 14 Agustus 2024

Yang menyatakan,



Muhammad Ramadhan
NIM. 19106050001

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Alhamdulillah *rabbil'alamin*. Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah memberikan kekuatan, kemampuan, kesempatan, dan pengetahuan kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian dan penyusunan skripsi dengan judul “Penerapan *Convolutional Neural Network* MobileNet dalam Klasifikasi Motif Batik menggunakan *Transfer Learning*” dengan lancar dan terselesaikan. Sholawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan kita Rasulullah SAW, yang telah membawa risalah dan menuntun kita kepada jalan kebenaran, dan semoga kita semua mendapatkan syafaatnya di hari kiamat kelak.

Eksperimen dan penyusunan skripsi ini merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana. Penulis berharap dengan penelitian ini dapat bermanfaat bagi pihak-pihak yang terkait demi perkembangan dan kemajuan ilmu pengetahuan. Tidak dapat dipungkiri bahwa diperlukan usaha dalam penyelesaian skripsi ini, akan tetapi dalam proses penyelesaiannya tidak lepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Secara spesifik, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih dan permohonan maaf yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua penulis, abi, Jum'atil Fajar, dan ummi, Tri Setyautami, yang telah membesarkan dan merawat penulis hingga dapat mengenyam Pendidikan Tinggi dan selalu istikamah dalam mendidik menjadi pribadi yang baik, serta kakak, Fathimah, yang selalu memberikan dukungan langsung maupun tidak langsung setiap waktunya. Serta seluruh keluarga yang selalu memberikan doa dan dukungan.
2. Bapak Prof. Noorhaidi, M.A., M.Phil., Ph.D., selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
3. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.

4. Ibu Ir. Maria Ulfa Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D., selaku Ketua Program Studi Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
5. Bapak Dr. Ir. Sumarsono, S.T., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing Akademik.
6. Bapak Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng. selaku Dosen Pembimbing Skripsi kedua yang telah menerima dan memberikan koreksi selama pengerjaan skripsi ini.
7. Bapak Nurochman, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing Skripsi pertama yang telah membimbing dan memotivasi penulis selama pengerjaan skripsi ini.
8. Seluruh dosen dan staf Program Studi Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
9. Teman-teman TIF SUKA BAR-BAR, teman-teman Teknik Informatika Angkatan 2019 dan lintas Angkatan yang telah berinteraksi baik dan memotivasi selama masa perkuliahan.
10. Teman-teman satu organisasi, dan satu lingkaran yang selalu memberikan dorongan dan motivasi.
11. Serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah membantu dalam penelitian ini.

Semoga Allah SWT membalas dengan balasan terbaik. Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini, penulis banyak melakukan kesalahan dan jauh dari kesempurnaan, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat penulis perlukan untuk pembelajaran penulis. Semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi pembaca. Akhir kata penulis ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Yogyakarta, Agustus 2024
Penulis

Muhammad Ramadhan
19106050001

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan kepada Allah SWT sebagai bukti jihad di jalan-Nya dalam mencari ilmu yang bermanfaat, dengan segala harap mendapatkan ridha-Nya.

Kepada Abi dan Ummi yang istikamah memberikan dukungan dalam segala hal sehingga skripsi ini dapat terselesaikan, dan selalu mendidik anaknya menjadi pribadi yang baik dan berguna bagi agama, nusa, dan bangsa.

Kakak yang selalu mengingatkan dan memberikan semangat dan dukungan dalam menyelesaikan skripsi.

Serta seluruh teman-teman dan sivitas akademika UIN Sunan Kalijaga yang telah menyampaikan ilmu yang bermanfaat dan dukungan kepada saya.



STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

HALAMAN MOTTO

فَإِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا إِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا

Karena sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan,

Sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan.

(QS. Al-Insyirah Ayat 5-6)



STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	1
PENGESAHAN TUGAS AKHIR	ii
SURAT PERSETUJUAN TUGAS AKHIR	iii
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	iv
KATA PENGANTAR	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
HALAMAN MOTTO	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR PERSAMAAN	xvi
INTISARI.....	xvii
ABSTRACT	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI.....	5
2.1 Tinjauan Pustaka.....	5
2.2 Landasan Teori.....	12
2.2.1 Klasifikasi Citra Motif Batik	12
2.2.2 Pembelajaran Mesin	13
2.2.3 Jaringan Saraf Tiruan	14
2.2.4 <i>Deep Learning</i>	17
2.2.5 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	18
2.2.6 MobileNetV2.....	26
2.2.7 <i>Transfer Learning</i>	27

2.2.8	<i>Confusion Matrix</i>	28
2.2.9	TensorFlow.....	30
BAB III METODE PENELITIAN.....		31
3.1	Objek Penelitian.....	31
3.2	Perangkat Penelitian.....	31
3.3	Tahapan Penelitian.....	32
3.3.1	Mengunduh Data	32
3.3.2	<i>Preprocessing Data</i>	32
3.3.3	Pengembangan, Pelatihan dan Pengujian Model.....	32
3.3.4	Analisis Hasil.....	33
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		35
4.1	Persiapan <i>Dataset</i>	35
4.2	<i>Preprocessing</i>	37
4.2.1	<i>Preprocessing Data</i> Latih dan Data Validasi	37
4.2.2	<i>Preprocessing Data</i> Uji	38
4.3	Membangun Model.....	38
4.4	Hasil Pelatihan dan Pengujian	40
4.4.1	Pelatihan dan Pengujian dengan <i>Learning Rate</i> 0,01	40
4.4.2	Pelatihan dan Pengujian dengan <i>Learning Rate</i> 0,001	49
4.4.3	Pelatihan dan Pengujian dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001	58
4.5	Pembahasan Hasil Pelatihan dan Pengujian	67
BAB V PENUTUP.....		70
5.1	Kesimpulan	70
5.2	Saran	71
DAFTAR PUSTAKA		72
LAMPIRAN.....		75
CURRICULUM VITAE.....		78

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Perbandingan Batik Solo (kiri) dengan Batik Pekalongan (kanan) .	12
Gambar 2.2 Beberapa Teknik Pembelajaran <i>Machine Learning</i> (Sarker, 2021)	13
Gambar 2.3 Ilustrasi Struktur Jaringan Saraf Tiruan (Larasati, 2022).....	15
Gambar 2.4 Arsitektur dari Jaringan Saraf Tiruan Topologi <i>FeedForward</i>	16
Gambar 2.5 Arsitektur dari Jaringan Saraf Tiruan Topologi <i>Feedback</i>	16
Gambar 2.6 Ilustrasi Arsitektur CNN (MathWorks, n.d.)	18
Gambar 2.7 Visualisasi Citra Digital Warna RGB dalam Bentuk Matriks (Pietro, 2022)	19
Gambar 2.8 Ilustrasi <i>Convolution Layer</i> (Bhatt et al., 2021)	20
Gambar 2.9 Cara Filter Berjalan (Aramendia, 2024)	20
Gambar 2.10 Contoh Input (kiri) dan Filter (kanan)	21
Gambar 2.11 Tahap Pertama dari Konvolusi	21
Gambar 2.12 <i>Same Padding</i> (Bhatt et al., 2021)	22
Gambar 2.13 Fungsi Aktivasi ReLU	23
Gambar 2.14 <i>Pooling</i> Maksimal dengan Filter 2x2 dan Stride 2	24
Gambar 2.15 <i>Pooling</i> Rata-Rata dengan Filter 2x2 dan Stride 2	24
Gambar 2.16 Peta Fitur Setelah <i>Pooling</i> Diratakan Dan Dimasukkan Ke <i>Fully-Connected Layer</i> (Aramendia, 2024).....	25
Gambar 2.17 Diagram Arsitektur MobileNetV2 (Tragoudaras et al., 2022)	27
Gambar 2.18 <i>Confusion Matrix</i> 2 Kelas (Narkhede, 2021).....	28
Gambar 3.1 Skema Proses Kerja Penelitian	34
Gambar 4.1 Halaman Sumber <i>Dataset</i> dari Situs Kaggle	35
Gambar 4.2 Contoh Gambar dari <i>Dataset</i>	36
Gambar 4.3 Persentase Pembagian <i>Dataset</i>	37
Gambar 4.4 Contoh Hasil dari Augmentasi.....	38
Gambar 4.5 Kode Augmentasi Data Latih	38
Gambar 4.6 Kode Model dan Top <i>Layer</i> Model	39
Gambar 4.7 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 25.....	41

Gambar 4.8 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 25.....	42
Gambar 4.9 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 25.....	42
Gambar 4.10 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 50.....	43
Gambar 4.11 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 50.....	44
Gambar 4.12 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 50.....	44
Gambar 4.13 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 75.....	45
Gambar 4.14 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 75.....	46
Gambar 4.15 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 75.....	46
Gambar 4.16 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 100	47
Gambar 4.17 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 100.....	48
Gambar 4.18 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 100.....	48
Gambar 4.19 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 25.....	50
Gambar 4.20 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 25.....	51
Gambar 4.21 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,01 dan <i>Epoch</i> 25.....	51
Gambar 4.22 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 50.....	52

Gambar 4.23 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 50.....	53
Gambar 4.24 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 50.....	53
Gambar 4.25 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 75.....	54
Gambar 4.26 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 75.....	55
Gambar 4.27 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 75.....	55
Gambar 4.28 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 100	56
Gambar 4.29 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Model Prediksi dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 100.....	57
Gambar 4.30 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Model Prediksi dengan <i>Learning Rate</i> 0,001 dan <i>Epoch</i> 100.....	57
Gambar 4.31 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 25.....	59
Gambar 4.32 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 25.....	60
Gambar 4.33 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 25.....	60
Gambar 4.34 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 50.....	61
Gambar 4.35 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 50.....	62
Gambar 4.36 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 50.....	62
Gambar 4.37 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 75.....	63

Gambar 4.38 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 75.....	64
Gambar 4.39 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 75.....	64
Gambar 4.40 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 100	65
Gambar 4.41 Tabel <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 100.....	66
Gambar 4.42 Detail <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi Model dengan <i>Learning Rate</i> 0,0001 dan <i>Epoch</i> 100.....	66
Gambar 4.43 Contoh Hasil Prediksi Klasifikasi Motif Batik.....	68
Gambar 4.44 Grafik Nilai <i>Confusion Matrix</i> Hasil Prediksi	69

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ringkasan Tinjauan Pustaka	8
Tabel 4.1 Detail <i>Dataset</i>	35
Tabel 4.2 Arsitektur Model CNN.....	39
Tabel 4.3 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan LR 0,01	40
Tabel 4.4 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan LR 0,001	49
Tabel 4.5 Akurasi dan <i>Loss</i> Pelatihan Model dengan LR 0,0001	58



DAFTAR PERSAMAAN

Persamaan 2.1 Rumus <i>Recall</i>	29
Persamaan 2.2 Rumus <i>Precision</i>	29
Persamaan 2.3 Rumus <i>Accuracy</i>	29
Persamaan 2.4 Rumus <i>F1-Score</i>	30



INTISARI

Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang telah diakui UNESCO dan memiliki berbagai motif yang tersebar dari Aceh hingga Papua. Setiap motif batik memiliki karakteristik unik yang mencerminkan identitas budaya daerah asalnya. Namun, pengenalan dan klasifikasi motif batik secara manual menjadi tantangan, terutama dengan banyaknya variasi motif yang ada. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi motif batik menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) varian MobileNet dengan pendekatan *Transfer Learning*.

Penelitian ini menggunakan data gambar motif batik yang diambil dari *dataset* publik yang tersedia di situs Kaggle, dengan total 800 gambar yang terbagi dalam 20 kelas motif batik. Model CNN yang dikembangkan pada penelitian ini adalah MobileNetV2 yang diterapkan dengan pendekatan *transfer learning*. Model kemudian dilatih dengan konfigurasi *hyper-parameters*, yaitu variasi *learning rate* dan jumlah *epoch*. Model kemudian diuji menggunakan *confusion matrix*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model dengan hasil pelatihan terbaik diperoleh pada kombinasi *learning rate* 0,001 dan 75 *epoch* dengan akurasi pelatihan mencapai 99,19%. Sedangkan hasil pengujian terbaik diperoleh pada kombinasi *learning rate* 0,001 dan 75 *epoch* dengan hasil *confusion matrix* berupa akurasi 85,63%, presisi 88,50%, recall 85,63%, dan F1-Score 85,60%.

Kata kunci: Motif Batik, *Convolutional Neural Network*, MobileNet, *Transfer Learning*

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

ABSTRACT

Batik is one of Indonesia's cultural heritages that has been recognized by UNESCO and has a variety of patterns spread across regions from Aceh to Papua. Each Batik pattern possesses unique characteristics that reflect the cultural identity of its origin. However, manually recognizing and classifying these patterns presents a significant challenge, especially given the vast diversity of existing motifs. This study aims to develop a Batik pattern classification model using the MobileNet variant of Convolutional Neural Network (CNN) architecture, enhanced with Transfer Learning.

This research utilizes Batik pattern images sourced from a publicly available dataset on Kaggle, comprising a total of 800 images categorized into 20 distinct Batik classes. The CNN model developed in this study is based on MobileNetV2, applied through a Transfer Learning approach. The model was trained using various hyper-parameter configurations, including different learning rates and epoch counts. The model's performance was evaluated using a confusion matrix.

The research results indicate that the best training model was achieved with a combination of a 0.001 learning rate and 75 epochs, yielding a training accuracy of 99.19%. Meanwhile, the best testing results were obtained with a combination of a 0.001 learning rate and 75 epochs, with the confusion matrix showing an accuracy of 85.63%, precision of 88.50%, recall of 85.63%, and F1-Score of 85.60%.

Keywords: *Batik Pattern, Convolutional Neural Network, MobileNet, Transfer Learning*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Batik adalah salah satu warisan budaya tua dari Indonesia yang sudah diakui secara resmi oleh *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization* (UNESCO) sebagai salah satu warisan dunia dan dimasukkan sebagai Karya Agung Warisan Kemanusiaan untuk Budaya Lisan dan Nonbendawi (*Masterpiece of the Oral and the Intangible Heritage of Humanity*) (Nuriyanto, 2022). Pada tahun 2015, penelitian yang dilakukan oleh Bandung Fe Institut dan Sobat Budaya mencatat sedikitnya terdapat 5.849 motif batik yang tersebar dari Aceh sampai Papua (Fauziza & Kolina, 2022). Hal ini dilatarbelakangi oleh berbagai macam adat dan budaya yang tersebar di Indonesia, serta kepercayaan yang mereka yakini di daerah tersebut. Contohnya batik Ciwaringin dari Cirebon yang menampilkan desain yang terinspirasi oleh nilai-nilai Islam dan motif alam, yang dibuat tanpa pola baku serta menggunakan pewarna alami (Machdalena et al., 2023). Contoh lain seperti batik Sumenep dari Madura yang menampilkan motif asimetris dan warna yang merepresentasikan alam, dengan desain yang dipengaruhi oleh nilai-nilai religius dan budaya lokal (Triandika, 2023). Keberagaman motif inilah yang menunjukkan betapa kaya identitas dan karakteristik budaya daerah di Indonesia.

Saat ini perkembangan batik sudah memasuki era industri. Pembuatannya kini lebih mengandalkan teknologi mesin dan komputer, membuat prosesnya menjadi lebih cepat dan motif yang dihasilkan lebih beragam, termasuk batik tradisional dengan motif daerah dan batik modern dengan elemen grafis tambahan. Perkembangan ini sebenarnya tidak membawa dampak buruk terhadap eksistensi batik di Indonesia. Perkembangan teknologi juga membawa peran penting dalam menjaga dan memproduksi motif batik tradisional. Misalnya penggunaan *software* Jbatik untuk membantu para perajin menciptakan kembali motif tradisional (Gondoputranto & Dibia, 2022). Namun hal ini akan berdampak kepada pelestarian motif batik tradisional itu sendiri, karena banyaknya jumlah motif batik yang

dihasilkan dari produksi batik modern, juga upaya pengenalan dan pelestarian motif batik tradisional kepada masyarakat yang berkurang.

Banyak upaya yang dapat dilakukan untuk melestarikan dan mengenalkan motif batik. Beberapa upaya yang bisa dilakukan antara lain, melakukan lokakarya dan program konservasi budaya (Lestari et al., 2023), melakukan kunjungan edukasi ke museum batik (Zulfa et al., 2023), atau mengenalkan lebih dini kepada anak-anak dengan kegiatan terkait batik (Zubaedah & Hidayah, 2023). Upaya lain adalah dengan memanfaatkan teknologi seperti internet, sehingga memudahkan akses informasi tentang motif batik Indonesia. Namun kendala yang dihadapi adalah mengidentifikasi motif batik yang baru ditemui. Terutama untuk masyarakat awam atau turis yang belum memiliki pengetahuan tentang motif batik. Muwafiq mengatakan penyebabnya dikarenakan beberapa motif batik memiliki banyak variasi, bahkan terdapat motif yang hampir serupa antar daerah (Azmi et al., 2023). Oleh karena itu, diperlukan suatu cara efektif untuk melakukan proses identifikasi tersebut. Salah satunya adalah dengan identifikasi secara otomatis menggunakan teknologi deteksi citra motif batik.

Deteksi citra motif batik adalah memanfaatkan citra atau gambar dari sebuah motif batik untuk kemudian diambil informasinya dan diproses untuk keperluan tertentu, seperti klasifikasi. Klasifikasi citra motif batik akan memungkinkan proses identifikasi menjadi lebih mudah. Proses pengambilan informasi dari sebuah citra dan menghasilkan sebuah kesimpulan dapat menggunakan teknologi *machine learning* untuk mempermudah proses identifikasi motif batik secara otomatis. Salah satu teknologi pada *machine learning* yang sesuai dengan kasus ini adalah *Deep Learning*.

Deep learning adalah salah satu bagian dari *machine learning* yang berfokus pada penggunaan model dengan banyak lapisan untuk memproses dan memahami data kompleks. Salah satu arsitektur *deep learning* kini yang banyak digunakan untuk melakukan pemrosesan citra dan klasifikasi adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) (Syahputra et al., 2023). CNN merupakan sebuah arsitektur dari *deep learning* yang mengambil gambar input dan memberikan nilai penting (bias dan bobot yang dapat dipelajari) ke berbagai objek dalam gambar,

membedakannya satu dari yang lain. CNN memiliki beberapa jenis arsitektur yang dikembangkan dengan tujuan tertentu, seperti arsitektur MobileNet, AlexNet, ResNet, dan VGG16 (Gulzar, 2023).

Untuk membantu proses pembelajaran model, proses membangun model dapat menggunakan pendekatan *transfer learning*. *Transfer learning* adalah teknik di mana model yang telah dilatih untuk satu tugas digunakan sebagai awal untuk mengembangkan model untuk tugas lain yang terkait. Teknik ini memungkinkan penggunaan fitur dan struktur model yang telah dipelajari pada *dataset* yang berbeda, sehingga mengurangi waktu pelatihan dan kebutuhan *dataset* yang besar (Gupta et al., 2022).

Pada penelitian ini penulis tertarik untuk mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) varian MobileNet untuk klasifikasi motif batik menggunakan pendekatan *Transfer Learning*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah yang penulis ajukan adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengimplementasikan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) varian MobileNet menggunakan *Transfer Learning* untuk klasifikasi motif batik?
2. Bagaimana performa dari model yang telah dibuat untuk melakukan klasifikasi motif batik?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah penelitian ini adalah:

1. Arsitektur *deep learning* yang akan digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) varian MobileNet,
2. Data citra motif batik yang akan digunakan sebagai data latih, data validasi, dan data uji merupakan data *open public* yang didapat dari situs Kaggle.

1.4 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan rumusan masalah yang telah dijelaskan, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) varian MobileNet menggunakan metode *Transfer Learning* untuk klasifikasi motif batik berdasarkan daerah asalnya.
2. Menentukan nilai parameter yang optimal untuk model dalam melakukan klasifikasi motif batik.

1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka dengan dilakukannya penelitian ini diharapkan:

1. Mengimplementasikan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) varian MobileNet dengan metode *Transfer Learning* untuk mempermudah proses klasifikasi motif batik.
2. Menghasilkan model yang dapat digunakan untuk bahan evaluasi dan penelitian yang baru.
3. Menambah wawasan penulis dan pembaca mengenai arsitektur CNN dan metode *Transfer Learning*.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai penerapan *convolutional neural network* MobileNet untuk klasifikasi motif batik menggunakan metode *transfer learning* dengan berfokus kepada *hyper-parameters learning rate* dan *epoch* yang menghasilkan performa terbaik, baik dari segi pelatihan maupun pengujian.

Dataset yang digunakan merupakan *dataset* yang diunduh dari situs Kaggle dengan 20 kelas dan total gambar sebanyak 800 gambar. Setelah itu data dipisah menjadi data latih, data validasi, dan data uji. Masing-masing data dilakukan *preprocessing*, berupa augmentasi untuk data latih dan normalisasi *rescaling* kepada ketiga data.

Setelah diterapkan *preprocessing*, model dibangun dengan metode *transfer learning*. Basis model menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang kemudian disesuaikan dengan *dataset* yang dimiliki. Setelah model dibangun, dilakukan proses pelatihan dan pengujian. Model mendapatkan hasil pelatihan tertinggi pada *learning rate* 0,001 dengan *epoch* 75 dengan akurasi pelatihan mencapai 99,19%. Sedangkan hasil pengujian menggunakan *confusion matrix*, didapatkan hasil tertinggi pada *learning rate* 0,001 dengan *epoch* 75 dengan akurasi 85,63%, presisi 88,50%, *recall* 85,63%, dan *f1-score* 85,60%. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki CNN memiliki kemampuan cukup baik dalam melakukan klasifikasi terhadap motif-motif batik, namun masih belum maksimal. Masih terdapat misklasifikasi motif batik, dikarenakan terdapat motif batik yang hampir sama dengan yang lain, dan jumlah data latih yang sedikit mempengaruhi performa model.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, masih terdapat beberapa kekurangan didalamnya. Beberapa saran yang dapat dijadikan perbaikan penelitian berikutnya yaitu:

1. Menggunakan jumlah data yang lebih banyak, terutama pada jumlah data latih dan validasi, untuk menghindari *underfitting* model dan misklasifikasi motif batik.
2. Menggunakan *base* model lain, seperti ResNet, AlexNet, atau lainnya untuk mendapatkan perbandingan performa model dengan parameter yang sama.

DAFTAR PUSTAKA

- Aramendia, A. I. (2024, January 16). Convolutional Neural Networks (CNNs): A Complete Guide. *Medium*.
<https://medium.com/@alejandro.itoaramendia/convolutional-neural-networks-cnns-a-complete-guide-a803534a1930>
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. *JURNAL UNITEK*, 16(1), Article 1.
<https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>
- Bhatt, D., Patel, C., Talsania, H., Patel, J., Vaghela, R., Pandya, S., Modi, K., & Ghayvat, H. (2021). CNN Variants for Computer Vision: History, Architecture, Application, Challenges and Future Scope. *Electronics*, 10(20), 2470. <https://doi.org/10.3390/electronics10202470>
- Dastres, R., & Soori, M. (2021). Artificial Neural Network Systems. *International Journal of Imaging and Robotics*, 21, 13–25.
- Fahcruroji, A. R., Madona Yunita Wijaya, & Irma Fauziah. (2024). Implementasi Algoritma CNN MobileNet untuk Klasifikasi Gambar Sampah di Bank Sampah. *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset dan Observasi Sistem Komputer*, 11(1), 45–51. <https://doi.org/10.30656/prosisko.v11i1.8101>
- Fauziza, D., & Kolina, Z. (2022). Aplikasi Interaktif Pengenalan Batik untuk Pengunjung Pameran Berbasis Android dan Image Processing. *JTET (Jurnal Teknik Elektro Terapan)*, 11(1), Article 1.
<https://doi.org/10.32497/jtet.v11i1.4903>
- Gondoputranto, O., & Dibia, I. W. (2022). *The Use of Technology in Capturing Various Traditional Motifs and Ornaments: A Case of Batik Fractal, Indonesia and Tudita-Turkish Digital Textile Archive*. 13(1).
- Gulzar, Y. (2023). Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique. *Sustainability*, 15(3), 1906.
<https://doi.org/10.3390/su15031906>
- Gupta, J., Pathak, S., & Kumar, G. (2022). Deep Learning (CNN) and Transfer Learning: A Review. *Journal of Physics: Conference Series*, 2273(1), 012029. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2273/1/012029>
- Harlina, T., & Handayani, E. (2022). Klasifikasi Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) Berbasis Android. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 7(1), Article 1.
<https://doi.org/10.29100/jipi.v7i1.2411>
- Larasati, K. D. (2022, July 6). Artificial Neural Network. *Medium*.
<https://medium.com/@dhea.larasati326/artificial-neural-network-55797915f14a>

- Lestari, E. Y., Sumarto, S., Maskur, M. A., & Lestari, P. (2023). *Mengenal Batik Kapal Kandas sebagai Kaderisasi Nilai Konservasi Budaya*. 3.
- Machdalena, S., Dienaputra, R. D., Suryadimulya, A. S., Nugraha, A., Kartika, N., & Yuliawati, S. (2023). *Motif Batik Ciwaringin Sebagai Identitas Budaya Lokal Cirebon*.
- Ma'ruf, M. T., Putra, E. D., Reswan, Y., & Juhardi, U. (2023). Classification Of Besurek Batik Fabrics Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Features Extraction. *Jurnal Komputer, Informasi dan Teknologi*, 3(2). <https://doi.org/10.53697/jkomitek.v3i2.1211>
- MathWorks. (n.d.). *What Is a Convolutional Neural Network? | 3 things you need to know*. Retrieved July 25, 2024, from <https://www.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- Meranggi, D. G. T., Yudistira, N., & Sari, Y. A. (2022). Batik Classification Using Convolutional Neural Network with Data Improvements. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 6(1), 6. <https://doi.org/10.30630/joiv.6.1.716>
- Narkhede, S. (2021, June 15). *Understanding Confusion Matrix*. Medium. <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>
- Nuriyanto, L. K. (2022). *Preservation of the Batik Industry in Indonesia as Part of the National Identity*. 6(2).
- Pietro, M. D. (2022, July 13). Image Classification with Python: CNN vs Transformers. *Towards AI*. <https://pub.towardsai.net/image-classification-with-python-cnn-vs-transformers-fe509cbbc2d0>
- Polukhin, A. (2022, October 17). MobileNet Architectures. *Medium*. <https://medium.com/@pandrii000/mobilenet-architectures-17fe7406d794>
- Prayoga, A., Maimunah, Sukmasetya, P., Muhammad Resa Arif Yudianto, & Rofi Abul Hasani. (2023). Arsitektur Convolutional Neural Network untuk Model Klasifikasi Citra Batik Yogyakarta. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 4(2), 82–89. <https://doi.org/10.52158/jacost.v4i2.486>
- Prihatiningsih, S., M, N. S., Andriani, F., & Nugraha, N. (2019). Analisa Performa Pengenalan Tulisan Tangan Angka Berdasarkan Jumlah Iterasi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 24(1), 58–66. <https://doi.org/10.35760/tr.2019.v24i1.1934>
- Sarker, I. H. (2021). Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(3), 160. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>

- Shrestha, A., & Mahmood, A. (2019). Review of Deep Learning Algorithms and Architectures. *IEEE Access*, 7, 53040–53065. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912200>
- Smith, L. N. (2018). *A disciplined approach to neural network hyper-parameters: Part 1 -- learning rate, batch size, momentum, and weight decay* (arXiv:1803.09820). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1803.09820>
- Syahputra, A. P., Siregar, A. C., & Insani, R. W. S. (2023). Comparison of CNN Models With Transfer Learning in the Classification of Insect Pests. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 17(1), 103. <https://doi.org/10.22146/ijccs.80956>
- Tragoudaras, A., Stoikos, P., Fanaras, K., Tziouvaras, A., Floros, G., Dimitriou, G., Kolomvatsos, K., & Stamoulis, G. (2022). Design Space Exploration of a Sparse MobileNetV2 Using High-Level Synthesis and Sparse Matrix Techniques on FPGAs. *Sensors*, 22(12), 4318. <https://doi.org/10.3390/s22124318>
- Triandika, L. S. (2023). *The Uniqueness of Culture: Acculturation between Religion and Local Culture on Indonesian Sumenep Batik Motifs*. 8(1).
- Yong, L., Ma, L., Sun, D., & Du, L. (2023). Application of MobileNetV2 to waste classification. *PLOS ONE*, 18(3), e0282336. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282336>
- Zubaedah, S., & Hidayah, U. N. (2023). *Batik dan Media Pembelajaran: Upaya Melestarikan Budaya Lokal Dusun Giriloyo Desa Wukirsari Kapanewon Imogiri Bantul*. 12.
- Zulfa, M., Munawarah, H., & Rizqi, S. (2023). Upaya Pengenalan Budaya Lokal Batik untuk Meningkatkan Kreativitas Siswa Madrasah Ibtidaiyah Pekalongan. *Madako Elementary School*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:259579549>