

DISERTASI
(TKT7105)

**Model ResNet50 dengan Optimalisasi *Activation Function* dan
Optimizer Berbasis *Gamma-MSR* Untuk Klasifikasi Citra Motif Batik
Besurek Bengkulu**



Nama : Marissa Utami
NIM : 03013622328007
Jurusan : Ilmu Teknik (S3) /Teknik Informatika
Promotor : Prof. Dr. Ermatita, M. Kom
Ko-Promotor : Dr. Abdiansah, S.Kom., M.CS.

PROGRAM DOKTOR ILMU TEKNIK (S3)
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2025

HALAMAN PENGESAHAN

DISERTASI

(TKT7105)

**Model ResNet50 dengan Optimalisasi Activation Function dan
Optimizer Berbasis Gamma-MSR Untuk Klasifikasi Citra Motif
Batik Besurek Bengkulu**

Oleh:

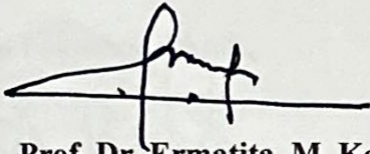
Marissa Utami

03013622328007

Telah disetujui

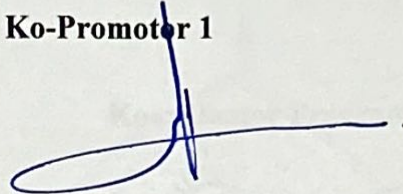
Pada 23 September 2025

Promotor



Prof. Dr. Ermatita, M. Kom
NIP. 196709132006041001

Ko-Promotor 1



Dr. Abdiansah, S.Kom., M.CS.
NIP. 198410012009121005

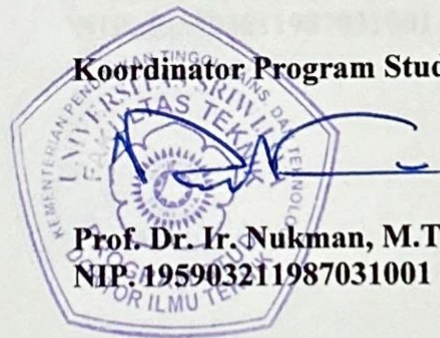
Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknik,



Dr. Ir. Bhakti Yudho Suprpto, S.T., M.T., IPM.
NIP. 197502112003121002

Koordinator Program Studi



Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
NIP. 195903211987031001

HALAMAN PERSETUJUAN

Disertasi berjudul " Model ResNet50 dengan Optimalisasi Activation Function dan Optimizer Berbasis Gamma-MSR Untuk Klasifikasi Citra Motif Batik Besurek Bengkulu " telah dipresentasikan dihadapan Tim Penguji Disertasi pada Program Studi Doktor Ilmu Teknik Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya pada *Rabu, 16 Juli, 2025.*

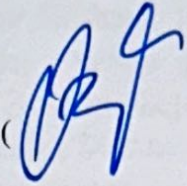
Palembang, 23 September 2025

Tim Penguji Disertasi berupa Disertasi:

Ketua Tim Penguji:

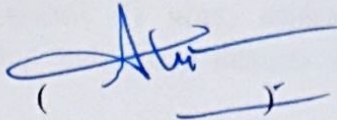
Nama: Ir. Irsyadi Yani, S.T., M.Eng., Ph.D

NIP : 197112251997021001

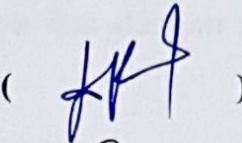
()

Anggota Tim Penguji:

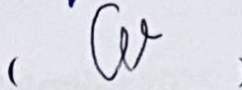
1. Nama : Dr. Fathoni, S.T., MMSI
NIP : 197210182008121001

()

2. Nama : Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D
NIP : 197802232006042002

()

3. Nama : Dr. Vina Ayumi, M.Kom
NIDN : 0311109003

()

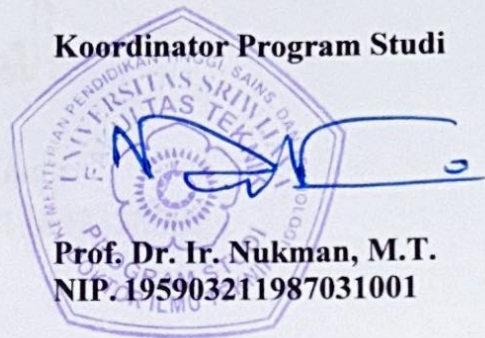
Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknik,



Dr. Ir. Bhakti Yudho Suprpto, S.T., M.T., IPM.
NIP. 197502112003121002

Koordinator Program Studi



Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
NIP. 195903211987031001

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Marissa Utami
NIM : 03013622328007
Program Studi : Doktor Ilmu Teknik
BKU : Teknik Informatika

Dengan ini menyatakan bahwa disertasi saya dengan judul “Model ResNet50 dengan Optimalisasi Activation Function dan Optimizer Berbasis Gamma-MSR Untuk Klasifikasi Citra Motif Batik Besurek Bengkulu”, bebas dari fabrikasi, falsifikasi, plagiat, kepengarangan yang tidak sah dan konflik kepentingan dan pengajuan jamak, seperti yang tercantum dalam Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021.

Bilamana ditemukan ketidak sesuaian dengan hal-hal di atas, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan aturan yang berlaku.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sesungguhnya dan dengan sebenar-benarnya.

Palembang, September 2025

Yang menyatakan



Marissa Utami

Marissa Utami

NIM. 03013622328007

ABSTRAK

Model *ResNet50* dengan Optimalisasi pada *Activation Function* dan *Optimizer* Berbasis *Gamma Retinex* Untuk Klasifikasi Citra Motif Batik Besurek Bengkulu

Batik Besurek merupakan warisan budaya khas Bengkulu yang memiliki variasi motif unik, sehingga penting dikembangkan sistem klasifikasi otomatis untuk mendukung pelestarian dan inovasi industri batik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *Batik besurek motif classification* (B2MC) berdasarkan evaluasi kinerja arsitektur *transfer learning* (TL), teknik *image enhancement* (IE) dan kombinasi *activation function* (AF) serta *optimizer* (OP) terhadap hasil klasifikasi citra motif Batik Besurek Bengkulu. Dataset berjumlah 2.400 citra batik dibagi dalam lima kelas motif yaitu kaligrafi, rafflesia, burung kuau, relung paku, dan rembulan, dengan rasio pembagian data 70% pelatihan, 10% validasi, dan 20% pengujian. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa *ResNet50* (ReLU) tanpa peningkatan citra mencapai akurasi pelatihan 99,60%, validasi 97,44%, dan pengujian 98,12%. Empat teknik peningkatan citra diuji, yaitu *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), Gamma-CLAHE, *Multi-Scale Retinex* (MSR), dan Gamma-MSR. Kombinasi Gamma-MSR $\oplus$ *ResNet50* (Adam, ReLU) memperoleh kinerja terbaik dengan akurasi pengujian sebesar 99,32%, lebih tinggi dibanding model-model lainnya. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan kombinasi *Gamma Correction* dan *Multi-Scale Retinex* (Gamma-MSR) untuk peningkatan citra pada klasifikasi motif Batik Besurek menggunakan *ResNet50*. Kombinasi ini menghasilkan citra yang lebih seimbang dalam kecerahan dan detail tekstur sehingga fitur yang diekstraksi oleh *ResNet50* lebih representatif dan akurasi klasifikasi meningkat signifikan. Penelitian ini merekomendasikan pemilihan arsitektur, preprocessing citra, dan parameter optimasi dengan kinerja klasifikasi motif batik terbaik yang dapat menjadi acuan dalam pengembangan sistem klasifikasi batik digital berbasis kecerdasan buatan.

Kata kunci: Batik, *transfer learning*, *ResNet50*, Gamma-MSR, *image enhancement*

ABSTRACT

Model of ResNet50 with Optimization in Activation Function and Optimizer Based on Gamma Retinex for Batik Motif Besurek Bengkulu Image Classification

Batik Besurek is a cultural heritage of Bengkulu, featuring unique motif variations, making the development of an automatic classification system crucial to support the preservation and innovation of the batik industry. This study aims to develop a Batik Besurek Motif Classification (B2MC) model by evaluating the performance of transfer learning (TL) architectures, image enhancement (IE) techniques, and the combination of activation functions (AF) and optimizers (OP) for classifying Batik Besurek motifs. The dataset consists of 2,400 batik images divided into five motif classes: kaligrafi, rafflesia, burung kuau, relung paku, and rembulan, with a data split ratio of 70% for training, 10% for validation, and 20% for testing. Experimental results show that ResNet50 (ReLU) without image enhancement achieved training, validation, and testing accuracies of 99.60%, 97.44%, and 98.12%, respectively. Four image enhancement techniques were evaluated: Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), Gamma-CLAHE, Multi-Scale Retinex (MSR), and Gamma-MSR. The combination of Gamma-MSR $\oplus$ ResNet50 (Adam, ReLU) achieved the best performance, with a testing accuracy of 99.32%, outperforming the other models. The novelty of this study lies in the application of the combined Gamma Correction and Multi-Scale Retinex (Gamma-MSR) technique for image enhancement in Batik Besurek motif classification using ResNet50. This combination produces images with more balanced brightness and detailed textures, enabling ResNet50 to extract more representative features and significantly improving classification accuracy. This research recommends the careful selection of architectures, image preprocessing techniques, and optimization parameters to achieve the best batik motif classification performance, providing a reference for developing AI-based digital batik classification systems.

Keywords: Batik, transfer learning, ResNet50, Gamma-MSR, image enhancement

KATA PENGANTAR

Puji syukur dipanjatkan kehadiran Allah SWT, atas limpahan rahmat dan hidayahnya penulis dapat menyelesaikan Disertasi dengan judul “Model ResNet50 dengan Optimalisasi pada *Activation Function* dan *Optimizer* Berbasis *Gamma Retinex* Untuk Klasifikasi Citra Motif Batik Besurek Bengkulu”. Penghargaan dan ucapan terima kasih penulis yang tulus dan mendalam kepada semua pihak yang telah berperan dan mendukung dalam proses penyelesaian Studi Doktor. Dalam kesempatan ini penulis ucapkan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada yth:

1. Prof. Dr. Ermatita, M.Kom, selaku Promotor
2. Dr. Abdiansah, S.Kom., M.CS, selaku Ko-Promotor
3. Prof. Dr. Ir. H. Nukman, M.T, selaku Koordinator Program Studi Doktor Ilmu-Ilmu Teknik Fakultas Teknik Program Pascasarjana Universitas Sriwijaya
4. Dr. Ir. Bhakti Yudho Suprpto, S.T., M.T., IPM selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya
5. Yuni Erika, selaku Administrasi Program Studi Doktor Ilmu Teknik

Secara khusus penulis menyampaikan terima kasih kepada Prof. Dr. Ermatita, M.Kom atas dorongan dan dukungan moral dan intelektual yang diberikan selama ini dan khususnya dukungan untuk merampungkan Disertasi ini. Juga kepada Dr. Abdiansah, S.Kom., M.CS yang terus memberikan dorongan dan masukan berharga untuk kesempurnaan Disertasi ini. Ucapan rasa terima kasih juga penulis ucapkan kepada Universitas Muhammadiyah Bengkulu yang telah memberikan izin untuk melanjutkan studi Doktor. Terima kasih juga kepada rekan-rekan di Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Bengkulu atas dukungan yang diberikan.

Akhirnya penghargaan dan terima kasih dengan penuh tulus penulis ucapkan kepada kedua orang tua (Sulaiman dan Tuti Sumratul Aini), Suami (Erwin Dwika Putra), Anak (Shazia Marumi Erwin dan Albarra Mardika Erwin) dan keluarga besar, yang tiada henti memberikan dorongan, dukungan, dan motivasi. Disertasi ini didedikasikan kepada anak-anak kami, dengan harapan dapat menjadi inspirasi dan dorongan bagi mereka untuk meraih cita-cita di masa yang akan datang. Penulis mengakui masih banyak kekurangan dan ketidaksempurnaan yang ditemukan dalam Disertasi ini, yang sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis secara pribadi.

Salam Hormat,

Marissa Utami

HALAMAN PERSEMBAHAN

Karya sederhana ini kupersembahkan...

**Kepada Allah SWT, Sang Maha Cahaya,
yang menuntunku dalam gelap, menguatkanmu dalam lelah,
dan menyelimutiku dengan rahmat-Nya yang tak bertepi.**

**Kepada Ayah dan Ibu tercinta,
yang setiap tetes doa dan pengorbanannya adalah jembatan yang
mengantarkanku hingga ke titik ini.**

**Tiada kata yang mampu membalas, kecuali doa agar kelak pahala ini kembali
pada kalian dalam bentuk yang paling indah.**

**Kepada suamiku tersayang,
yang kesabaran dan cintanya menjelma menjadi pelabuhan hati,
tempatku bersandar ketika badai datang,
dan sumber kekuatan yang membuatku mampu bertahan.**

**Kepada anak-anaku tersayang,
yang telah bersabar dan memberikan semangatnya,
sebagai sumber penyemangat untuk membuat terus berjuang.**

**Kepada keluargaku tercinta,
yang selalu menjadi rumah bagi lelahku,
dan alasan terindah untuk terus menatap masa depan dengan harapan.**

**Kepada para dosen, pembimbing, dan sahabat seperjuangan,
yang dengan keikhlasan dan kebijaksanaannya telah menuntunku,
menjadi cahaya kecil yang menerangi jalan panjang penuh kerikil ini.**

**Semoga setiap kata dalam Disertasi ini bukan hanya menjadi ilmu,
tetapi juga doa, amal, dan persembahan cinta yang akan terus hidup selamanya.**

DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	ii
ABSTRACT.....	iii
KATA PENGANTAR	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR TABEL	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Tujuan Penelitian.....	5
1.4. Manfaat Penelitian.....	5
1.5. Batasan Penelitian	6
1.6. Sistematika Laporan	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Batik Besurek	7
2.2. ResNet50	8
2.3. Activation Function (ReLu).....	10
2.4. Optimizer (Adam).....	11
2.5. Gamma Correction	12
2.6. CLAHE.....	13
2.7. Multiscale Retinex (MSR).....	15
2.8. Model Evaluasi	16
2.9. Penelitian Terkait.....	18
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	23
3.1. Kerangka Penelitian.....	23
3.2. Pengumpulan Dataset	24
3.3. Persiapan Dataset.....	25
3.4. Pemodelan Algoritma	26
3.5. Evaluasi	28
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	30
4.1. Pengumpulan Data.....	30
4.1.1. Studi Literatur.....	30
4.1.2. Pengumpulan Dataset	32
4.2. Analisis Data	33
4.2.1. Pembagian Kelas	33
4.2.2. <i>Data Augmentation</i> (DA)	35
4.2.3. Pembagian Data <i>Stratified Random Sampling</i>	38
4.3. Eksperimen	40
4.3.1. ResNet50(ReLu).....	40
4.3.2. Eksperimen 1 ResNet50 (ReLu)-Adam.....	45
4.3.3. Eksperimen 2 CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLu) + Adam.....	51

4.3.4.	Eksperimen 3 Gamma+CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	58
4.3.5.	Perhitungan Manual Gamma-CLAHE	66
4.4.	Eksperimen 4 Gamma-MSR.....	68
4.4.1.	MSR ResNet50 (ReLU) + Adam	68
4.4.2.	Gamma-MSR $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	75
4.4.3.	Perhitungan Gamma-MSR	80
4.5.	Model Klasifikasi Motif Batik Besurek.....	83
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		90
5.1.	Kesimpulan.....	90
5.2.	Saran	91
DAFTAR PUSTAKA		92
LAMPIRAN		97
Lampiran 1 –	Dokumentasi Pengumpulan Data.....	97
Lampiran 2 –	Ringkasan Luaran Studi S3.....	103
Lampiran 3 –	Artikel Jurnal Ilmiah Bereputasi 1	105
Lampiran 4 –	Artikel Jurnal Ilmiah Bereputasi 2	117
Lampiran 5 –	Artikel Konferensi Ilmiah Bereputasi	127
Lampiran 6 –	Buku ISSN	141
Lampiran 4 –	Hibah Dikti Penelitian Doktor	144
Lampiran 5 –	Dokumentasi Observasi dan Wawancara.....	166
Lampiran 6 –	Validasi Dataset – Fajri Craft	168
Lampiran 7 –	Validasi Dataset – Batik Besurek Uni	171
Lampiran 8 –	Validasi Dataset – Batik Besurek Atik	174
Lampiran 9 –	Kode Pemrograman Model Usulan.....	177

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur ResNet-50	9
Gambar 2.2 Diagram <i>Residual Block</i>	9
Gambar 2.3 Grafik <i>activation function</i> ReLU	10
Gambar 2.4 Penerapan AHE (a) Citra asli (b) Citra hasil AHE	13
Gambar 2.5 Penerapan CLAHE (a) Citra asli (b) Citra hasil CLAHE	14
Gambar 2.6 Komponen <i>human visual system</i> (HVS)	15
Gambar 3.1 Kerangka Penelitian	23
Gambar 3.2 Proses Pengumpulan Dataset Penelitian	24
Gambar 3.3 Kelas Data Batik Besurek	25
Gambar 3.4 Metode eksperimen	26
Gambar 4.1 Model <i>Systematic Literature Review</i> (SLR)	32
Gambar 4.2 Sampel motif kelas kaligrafi	33
Gambar 4.3 Sampel motif kelas raflessia	34
Gambar 4.4 Sampel motif kelas burung kuau	34
Gambar 4.5 Sampel motif kelas relung paku	34
Gambar 4.6 Sampel motif kelas relung paku	35
Gambar 4.7 Hasil DA <i>rotation_range</i>	36
Gambar 4.8 Hasil DA <i>zoom_range</i>	36
Gambar 4.9 Hasil DA <i>width_shift_range</i>	37
Gambar 4.10 Model Akurasi ResNet50(ReLU)	41
Gambar 4.11 Model Loss ResNet50(ReLU)	42
Gambar 4.12 <i>Confusion Matrix</i> ResNet50(ReLU)	43
Gambar 4.13 Visualisasi Klasifikasi ResNet50(ReLU)	45
Gambar 4.14 Model Akurasi ResNet50 (ReLU)-Adam	47
Gambar 4.15 Model Loss ResNet50 (ReLU)-Adam	48
Gambar 4.16 <i>Confusion Matrix</i> ResNet50 (ReLU)-Adam	49
Gambar 4.17 Visualisasi Klasifikasi ResNet50 (ReLU)-Adam	51
Gambar 4.18 Hasil Pengolahan Citra CLAHE	53
Gambar 4.19 Grafik Model Akurasi CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	54
Gambar 4.20 Grafik Model Loss CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	55
Gambar 4.21 <i>Confusion Matrix</i> CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	56
Gambar 4.22 Hasil visualisasi klasifikasi CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	58
Gambar 4.23 Hasil Preprocessing Gamma + CLAHE	59
Gambar 4.24 Grafik nilai akurasi Gamma + CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	61
Gambar 4.25 Grafik Model Loss Gamma + CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	62
Gambar 4.26 <i>Confusion Matrix</i> Gamma + CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	63
Gambar 4.27 Visualisasi Hasil Klasifikasi Gamma + CLAHE $\oplus$ ResNet50 (ReLU) + Adam	65
Gambar 4.28 Matrix citra hasil akhir Gamma-CLAHE pada blok 1 (<i>Iout</i>)	67
Gambar 4.29 Contoh Matrix citra pembulatan hasil akhir Gamma-CLAHE pada blok 1 ..	68
Gambar 4.30 Hasil Citra <i>Multiscale Retinex</i> (MSR)	69
Gambar 4.31 Grafik nilai akurasi MSR ResNet50(ReLU) + Adam	71

Gambar 4.32 Grafik nilai akurasi MSR ResNet50(ReLU) + Adam	72
Gambar 4.33 Grafik nilai akurasi MSR ResNet50(ReLU) + Adam	72
Gambar 4.34 Visualiasi Hasil Klasifikasi MSR ResNet50(ReLU) + Adam.....	74
Gambar 4.35 Hasil Citra Gamma+ <i>Multiscale Retinex</i> (MSR).....	75
Gambar 4.36 Grafik nilai akurasi Gamma-MSR ResNet50	76
Gambar 4.37 Grafik nilai akurasi Gamma-MSR ResNet50	77
Gambar 4.38 Grafik nilai akurasi Gamma-MSR ResNet50	78
Gambar 4.39 Matrix 7x7 citra input Gamma-MSR.....	80
Gambar 4.40 Matrix citra hasil transformasi logaritma	80
Gambar 4.41 Matrix citra hasil reflektan.....	82
Gambar 4.42 Matrix citra hasil akhir MSR	82
Gambar 4.43 Matrix citra hasil akhir Gamma-MSR	83
Gambar 4.44 Arsitektur model <i>batik besurek motif classification</i> (B2MC)	87
Gambar 4.45 Visualisasi Hasil Klasifikasi Model <i>Batik Besurek Motif Classification</i> (B2MC).....	89

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait.....	18
Tabel 3.1 Jumlah citra dataset batik besurek.....	25
Tabel 3.3 Skenario eksperimen penelitian.....	27
Tabel 3.4 Parameter model ResNet50	27
Tabel 3.5 Parameter Gamma-CLAHE	28
Tabel 3.6 Parameter Gamma-MSR	28
Tabel 3.7 Evaluasi Kinerja Model	29
Tabel 4.1 Sebaran dataset berdasarkan kelas.....	39
Tabel 4.2 Pengukuran <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Model ResNet50(ReLU).....	44
Tabel 4.3 Pengukuran <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Model ResNet50(ReLU)-Adam.....	49
Tabel 4.4 Pengukuran <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Model Clahe $\oplus$ ResNet50(ReLU)-Adam	57
Tabel 4.5 Pengukuran <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Model Gamma+Clahe $\oplus$ ResNet50(ReLU)-Adam.....	64
Tabel 4.6 Perbandingan kinerja Gamma-CLAHE ResNet50.....	66
Tabel 4.7 Pengukuran <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Model MSR $\oplus$ ResNet50(ReLU)-Adam	73
Tabel 4.8 Pengukuran <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Model Gamma+MSR $\oplus$ ResNet50(ReLU)-Adam.....	79
Tabel 4.9 Perbandingan kinerja Gamma-MSR ResNet50.....	79
Tabel 4.10 Perbandingan Kinerja Model ResNet50.....	84
Tabel 4.11 Perbandingan Kinerja Model ResNet50.....	85

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Batik adalah seni menggambar di atas kain buat baju yang jadi salah satu kebudayaan keluarga raja-raja Indonesia era dahulu. Tipe batik di Indonesia terdapat bermacam berbagai cocok wilayah asal ataupun dari karakteristik pewarnaannya. Masing-masing motif batik pula mempunyai sejarahnya sendiri (Sentosa et al., 2022). Salah satu daerah penghasil industri kerajinan batik yang memiliki ciri khas tersendiri adalah kerajinan batik yang terdapat di Kota Bengkulu yang terkenal dengan batik Besurek. Batik Besurek merupakan bentuk kerajinan tradisional yang telah lama berkembang dan merupakan warisan dari nenek moyang masyarakat Bengkulu secara turun temurun. Batik Besurek ini mengandung pengertian bersurat atau bertulisan (Karimah & Harjoko, 2017; Lubis & Yanti, 2018; Putra, 2021).

Batik Besurek dulunya hanya digunakan dalam upacara ritual keagamaan di wilayah Bengkulu, seiring dengan perkembangan zaman, kegunaan dan desain motif batik Besurek mengalami modernisasi atau perubahan) Motif batik Besurek berjumlah 7 (tujuh) motif yaitu motif Kaligrafi, burung Kuau, Rembulan, Relung Paku, Bunga Melati, Bunga Rafflesia. Batik Besurek juga merupakan sebuah seni sehingga satu motif kain Besurek dapat dikreasikan tentunya oleh pengrajin yang memahami motif tersebut. Dengan demikian, satu motif kain batik Besurek tidak hanya memiliki satu bentuk saja, tetapi akan memiliki banyak bentuk yang serupa (Lubis & Yanti, 2018).

Semakin berkembang dan banyaknya motif batik Besurek menciptakan sebuah permasalahan yaitu kurangnya pengetahuan masyarakat lokal yang mengetahui tentang aneka ragam motif batik yang ada. Mengingat pentingnya mengenalkan batik asli Besurek kepada para wisatawan, maka pengetahuan ragam motif batik Besurek terhadap warga lokal perlu ditingkatkan. Selain itu, keterbatasan pengetahuan tersebut dikarenakan kurangnya media yang membantu pengguna dalam mendapatkan informasi batik yang ingin diketahuinya, khususnya ketika diadakannya pameran batik. Lebih lanjut, identifikasi motif Besurek saat ini masih dilakukan dengan tangan oleh masyarakat dengan mengandalkan panca indera masing-masing untuk mengetahui motif dan

keunikan batik Besurek (Minarno et al., 2023; Utari & Zulfikar, 2023; Wibawa et al., 2023; Widyatmoko et al., 2022).

Penelitian klasifikasi citra motif batik Besurek penting dilakukan karena beberapa alasan atau motivasi. Pertama, batik adalah warisan budaya Indonesia yang signifikan, diakui oleh UNESCO, dan melestarikannya sangat penting, sehingga perlu upaya serius untuk melindungi dan mematenkan motif-motif asli agar tidak diklaim pihak lain. Salah satu prasyarat penting dalam perlindungan hak paten motif adalah adanya basis data digital yang valid dan akurat yang memuat citra-citra motif asli sesuai standar. Kedua, ada berbagai jenis batik Besurek dengan warna, pola, dan motif yang beragam, membuat proses identifikasi motif memerlukan teknologi yang sesuai. Namun, saat ini upaya klasifikasi otomatis motif batik masih menghadapi kendala kualitas dataset. Banyak dataset motif batik yang digunakan dalam riset belum sepenuhnya dikelola dengan baik seperti beberapa citra mengalami perubahan warna, pencahayaan, atau modifikasi desain yang membuatnya berbeda dari motif asli. Jika sistem klasifikasi dilatih pada dataset yang tidak murni, hasil klasifikasi akan bias dan sulit dipakai sebagai dasar penetapan hak paten. Ketiga, penelitian tentang motif batik dapat membantu dalam interpretasi dan pemahaman makna simbolis di balik pola, berkontribusi pada pelestarian kearifan dan identitas lokal. Selain itu, penelitian deteksi motif batik dapat membantu dalam pengembangan industri batik dengan memungkinkan inovasi produk dan meningkatkan kelayakan ekonomi. Untuk mengatasi masalah tersebut, penggunaan kecerdasan buatan dan teknologi pengolahan citra digital dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi klasifikasi dan pengenalan motif batik (Minarno et al., 2023; Utari & Zulfikar, 2023; Wibawa et al., 2023; Widyatmoko et al., 2022).

Riset kecerdasan untuk klasifikasi citra motif kain tradisional telah dilakukan oleh para peneliti sebelumnya, sebagai contoh riset yang dilakukan oleh Khasanah *et al.* (2020) berkaitan dengan pengolahan dataset yang terdiri dari 500 citra. Dataset penelitian dibagi menjadi lima kelas, yaitu Ceplok, Kawung, Lereng, Nitik, dan Parang. Metode augmentasi data diterapkan pada dataset batik menggunakan model VGG16. Klasifikasi batik dengan menggunakan teknik *data augmentation* (DA) berhasil meningkatkan akurasi 3,13% dari 95,83% menjadi 98,96% (Khasanah et al., 2020). Riset yang dilakukan

oleh Aras *et al.* (2022) menggunakan empat kelas dataset motif batik Papua. Motif batik yang bersifat non-geometris ini terdiri dari motif Cendrawasih, motif Raja Ampat, motif Tifa Honai dan motif Asmat. Pada penelitian ini diterapkan arsitektur ResNet50 dan diperoleh akurasi 87,88% (Aras & Setyanto, 2022).

Penelitian Manap *et al.* (2024) menggunakan *data augmentation* (DA) dan MobileNetV2 pada dataset yang terdiri dari 1.995 data untuk pelatihan dan 512 data untuk validasi dan pengujian, menghasilkan akurasi sebesar 97,79% dalam klasifikasi motif batik Indonesia dan Malaysia (Manap *et al.*, 2024). Khoirunnisa *et al.* (2025) juga menerapkan DA dan MobileNetV2 untuk klasifikasi motif batik Semarang, dengan dataset yang terdiri dari motif Asem Arang, Gambang Semarangan, dan Tugu Muda, berhasil mencapai akurasi sebesar 98% (Khoirunnisa *et al.*, 2025).

Dalam beberapa tahun terakhir, model *deep learning* telah diterapkan dalam berbagai aplikasi klasifikasi motif batik. Arsitektur *deep learning* seperti MobileNetV2, ResNet50, InceptionV3, dan VGG16 memiliki keunggulan masing-masing dalam mengenali pola-pola visual yang kompleks. Perbandingan kinerja antara arsitektur ini penting dilakukan untuk menentukan model mana yang lebih unggul dalam melakukan klasifikasi motif Batik Besurek Bengkulu. Selain itu, masalah *contrast enhancement* pada data besurek batik juga dibahas karena banyak kasus dataset di lapangan memiliki kontras yang buruk karena implementasinya nantinya pada gambar yang diambil dari dalam ruangan (Li *et al.*, 2021; Rasheed *et al.*, 2023; Wang *et al.*, 2020).

Beberapa penelitian sebelumnya mengaplikasikan berbagai teknik *image enhancement* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra motif tradisional. Penelitian Kurniawan & Utami (2024) menggunakan *data augmentation* (DA), *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE), dan ResNet50 pada dataset 480 citra motif batik dengan hasil akurasi 83% (Kurniawan & Utami, 2024). Demelash & Derb (2025) menerapkan metode *data augmentation* (DA), *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE), dan VGG16 pada dataset 1.600 citra kain tradisional Etiopia, menghasilkan akurasi 95,72% (Demelash & Derb, 2025). Dong *et al.* (2023) menggunakan *singular value decomposition* (SVD) dan *gamma correction* (GC) pada citra motif tradisional Tiongkok, dengan peningkatan nilai peak signal-to-noise ratio

(PSNR) sebesar 6,93% pada (Dong et al., 2023). Riset Zheng et al. (2024) menerapkan gaussian filter (GF), *multiscale retinex* (MSR), dan *convolutional neural network* (CNN) pada dataset motif Yuan *blue-white*, menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 92,67%.

Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya, penelitian ini akan menganalisis teknik peningkatan *image enhancement* dengan membandingkan metode CLAHE, Gamma-CLAHE, MSR, dan Gamma-MSR dalam meningkatkan kualitas gambar batik yang digunakan dalam klasifikasi citra. Selain itu, optimisasi model *deep learning* juga sangat bergantung pada pemilihan activation function (AF) dan optimizer (OP). Pengaruh kombinasi fungsi aktivasi dan optimizer terhadap performa model klasifikasi motif Batik Besurek Bengkulu perlu dieksplorasi untuk mengetahui pengaruh dalam meningkatkan akurasi model klasifikasi. Teknik optimizer yang tepat berperan penting dalam *transfer learning* karena kemampuannya untuk menyesuaikan *learning rate* secara adaptif, konvergensi yang lebih cepat, dan manajemen gradien yang lebih baik (Bian & Priyadarshi, 2024; Chakhim et al., 2020; Sharma & Anand, 2021). Paramater *activation function* yang tepat pada mendukung model *transfer learning* dalam memecahkan masalah gradien, meningkatkan efisiensi komputasi, dan mempercepat konvergensi pelatihan (Abdel-Nabi et al., 2023; Dubey et al., 2022; Habib & Qureshi, 2022). Penelitian ini menganalisis penerapan AF dengan teknik *rectified linear unit* (ReLU) dan OP dengan teknik *adaptive moment estimation* (Adam) dalam mempercepat konvergensi dan mengurangi *overfitting*.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan, maka perlu dirumuskan beberapa masalah yang akan diselesaikan pada penelitian ini, diantaranya adalah:

1. Bagaimana cara mengurangi dampak *overfitting* pada kinerja arsitektur *deep learning* ResNet50 dalam klasifikasi citra motif Batik Besurek Bengkulu?
2. Bagaimana mengoptimasikan fungsi ReLU dengan menggunakan *optimizer* Adam dalam meningkatkan performa model klasifikasi motif Batik Besurek Bengkulu berbasis ResNet50?

3. Bagaimana kinerja teknik *image enhancement* yaitu CLAHE, Gamma-CLAHE, MSR, dan Gamma-MSR dalam meningkatkan akurasi metode ResNet50 untuk klasifikasi citra motif Batik Besurek Bengkulu?
4. Bagaimana model kombinasi Gamma-MSR ResNet50 untuk klasifikasi motif Batik Besurek Bengkulu?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan kinerja arsitektur *deep learning* ResNet50 metode klasifikasi citra motif Batik Besurek Bengkulu yang lebih akurat dan efisien dengan meminimalkan masalah *overfitting*.
2. Menganalisis kinerja penggunaan fungsi aktivasi ReLU dan optimizer Adam dalam meningkatkan performa model klasifikasi motif Batik Besurek Bengkulu berbasis ResNet50.
3. Mengevaluasi kinerja teknik *image enhancement* seperti CLAHE, Gamma-CLAHE, MSR, dan Gamma-MSR dalam meningkatkan akurasi metode ResNet50 untuk klasifikasi citra motif Batik Besurek Bengkulu.
4. Mengembangkan model kombinasi Gamma-MSR ResNet50 untuk klasifikasi motif Batik Besurek Bengkulu

1.4. Manfaat Penelitian

Riset ini memberikan kontribusi pengetahuan yang diuraikan sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat memberikan acuan mengenai kinerja terbaik model *transfer learning* arsitektur ResNet50 untuk klasifikasi motif batik besurek.
2. Dengan menguji kombinasi terbaik dari *contrast enhancement*, *activation function*, dan *optimizer*, penelitian ini memberikan rekomendasi metode untuk meningkatkan kualitas dan akurasi dalam pengenalan serta klasifikasi motif batik besurek.

3. Hasil riset memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi berbasis kecerdasan buatan, terutama pada bidang pengolahan citra digital dan pelestarian budaya batik melalui otomatisasi pengenalan motif.
4. Hasil dari penelitian ini dapat diaplikasikan dalam sistem untuk klasifikasi dan identifikasi motif batik di industri, sehingga dapat mendukung produksi dan dokumentasi motif batik tradisional secara otomatis.

1.5. Batasan Penelitian

Batasan masalah untuk penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Lokasi pengumpulan data antara lain Toko Batik Besurek Sari Rasa, Sanggar Batik Kain Besurek Grya Tien Collection, Galeri Batik Besurek Swarnabumei, La-Mentique Batik Besurek, Batik Atik Besurek
2. Pembagian kelas data berdasarkan kelas (a) kaligrafi, (b) rafflesia, (c) burung kua, (d) relung paku (e) rembulan.
3. Data *augmentation* hanya menggunakan *rotation*, *zoom*, *width shift* dan *height shift*.
4. Pembagian data pelatihan dan data pengujian adalah 70:30 menggunakan *stratified*.

1.6. Sistematika Laporan

Sistematika laporan ini terdiri dari lima bab, dimulai dengan *Bab 1 - Pendahuluan*, yang berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan, dan sistematika laporan. Pada *Bab 2 - Tinjauan Pustaka* mengulas teori dan penelitian terkait, termasuk Batik Besurek, Multi-Scale Retinex, CLAHE, Gamma Correction, ResNet50, serta model evaluasi. Pada *Bab 3 - Metodologi Penelitian* menjelaskan kerangka penelitian, subjek, dataset, skenario eksperimen, parameter, dan evaluasi model. Pada *Bab 4 - Hasil dan Pembahasan* membahas hasil eksperimen transfer learning, teknik *image enhancement*, serta analisis model klasifikasi Batik Besurek. Pada *Bab 5 - Kesimpulan dan Saran* berisi kesimpulan penelitian serta saran untuk pengembangan penelitian Batik Besurek lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdel-Nabi, H., Al-Naymat, G., Ali, M. Z., & Awajan, A. (2023). HcLSH: a novel non-linear monotonic activation function for deep learning methods. *IEEE Access*, 11, 47794–47815.
- Alam, S., Budiman, A., & Hidayat, D. (2023). Batik Bomba: Symbolic interaction through artwork. In *Sustainable Development in Creative Industries: Embracing Digital Culture for Humanities* (pp. 1–6). Routledge.
- Alkaff, M., Khatimi, H., Lathifah, N., & Sari, Y. (2019). Sasirangan motifs classification using scale-invariant feature transform (SIFT) and support vector machine (SVM). *MATEC Web of Conferences*, 280, 5023.
- Andrian, R., Naufal, M. A., Hermanto, B., Junaidi, A., & Lumbanraja, F. R. (2019). k-Nearest Neighbor (k-NN) classification for recognition of the batik Lampung motifs. *Journal of Physics: Conference Series*, 1338(1), 12061.
- Aras, S., & Setyanto, A. (2022). Classification of Papuan Batik Motifs Using Deep Learning and Data Augmentation. *2022 4th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, 1–5.
- Baskar, A., & Kumar, T. G. (2023). Automatic face enhancement technique using sigmoid normalisation based on single scale Retinex algorithm. *International Journal of Advanced Intelligence Paradigms*, 26(1), 1–13.
- Bian, K., & Priyadarshi, R. (2024). Machine learning optimization techniques: a Survey, classification, challenges, and Future Research Issues. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 1–25.
- Bogdanova, V. (2010). Image Enhancement Using Retinex Algorithms and Epitomic Representation. *Bulgarian Academy of Sciences*, 10(3), 10–19.
- Chakhim, N., Louzar, M., Lamnii, A., & Alaoui, M. (2020). Image reconstruction in diffuse optical tomography using adaptive moment gradient based optimizers: a statistical study. *Applied Sciences*, 10(24), 9117.
- Demelash, A., & Derb, E. (2025). Habesha cultural cloth classification using deep learning. *Scientific Reports*, 15(1), 14000.
- Dong, Y., He, C., Qin, Y., Yuan, Y., Gao, F., Duo, H., & Wang, X. (2023). Traditional pattern enhancement based on improved singular value decomposition and gamma function in the frequency domain. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 45(6), 9555–9569.
- Duan, Z., Wang, F., Wang, B., Luo, G., & Jiang, Z. (2024). An Adapted ResNet-50 Architecture for Predicting Flow Fields of an Underwater Vehicle. *IEEE Access*.

- Dubey, S. R., Singh, S. K., & Chaudhuri, B. B. (2022). Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark. *Neurocomputing*, 503, 92–108.
- Farrel, P., Jamil, D. A. C., Prabandanu, B. A., Faruq, S., Pradana, F. A., Alya, R. F., Santoso, H. A., Al Zami, F., & Saputra, F. O. (2021). Classification of Batik Authenticity Using Convolutional Neural Network Algorithm with Transfer Learning Method. *2021 Sixth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, 1–6.
- Girsang, N. D. (2021). Classification Of Batik Images Using Multilayer Perceptron With Histogram Of Oriented Gradient Feature Extraction. *Proceeding International Conference on Science and Engineering*, 4, 197–204.
- Habib, G., & Qureshi, S. (2022). Optimization and acceleration of convolutional neural networks: A survey. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(7), 4244–4268.
- Hassan, E., Shams, M. Y., Hikal, N. A., & Elmougy, S. (2023). The effect of choosing optimizer algorithms to improve computer vision tasks: a comparative study. *Multimedia Tools and Applications*, 82(11), 16591–16633.
- Hidayat, R. (2023). Implementation of two language chatbot web to find information on batik using the artificial neural network model. *Teknomom*. <https://doi.org/10.31943/teknokom.v6i2.125>
- Honda, K., Wei, K., Arai, M., & Amano, H. (2021). CLAHE implementation and evaluation on a low-end FPGA board by high-level synthesis. *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*, 104(12), 2048–2056.
- Karimah, F. U., & Harjoko, A. (2017). Classification of batik kain besurek image using speed up robust features (SURF) and gray level co-occurrence matrix (GLCM). *Soft Computing in Data Science: Third International Conference, SCDS 2017, Yogyakarta, Indonesia, November 27–28, 2017, Proceedings 3*, 81–91.
- Khasanah, C. U., Utami, E., & Raharjo, S. (2020). Implementation of Data Augmentation Using Convolutional Neural Network for Batik Classification. *2020 8th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 1–5.
- Khoirunnisa, E., Alzami, F., Pramunendar, R. A., Megantara, R. A., Naufal, M., Al-Azies, H., & Winarno, S. (2025). Enhanced Semarang Batik Classification using MobileNetV2 and Data Augmentation. *Sinkron: Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 9(1).
- Kim, Y.-J., Son, D.-M., & Lee, S.-H. (2024). Retinex Jointed Multiscale CLAHE Model for HDR Image Tone Compression. *Mathematics*, 12(10), 1541.
- Kılıçarslan, S., Adem, K., & Çelik, M. (2021). An overview of the activation functions used in deep learning algorithms. *Journal of New Results in Science*, 10(3), 75–88.

- Kurniawan, M. B., & Utami, E. (2024). Comparative Analysis of Contrast Enhancement Methods for Classification of Pekalongan Batik Motifs using Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(6), 1779–1787.
- Kusanti, J., & Suprpto, A. (2019). Combination of Otsu and Canny Method to Identify the Characteristics of Solo Batik as Surakarta Traditional Batik. *2019 2nd International Conference of Computer and Informatics Engineering (IC2IE)*, 63–68.
- Li, J., Feng, X., & Hua, Z. (2021). Low-light image enhancement via progressive-recursive network. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 31(11), 4227–4240.
- Lubis, A. N. M. T., & Yanti, D. (2018). Identifikasi etnomatematika batik besurek bengkulu sebagai media dan alat peraga penyampaian konsep kekongruenan dan kesebangunan. *Wahana Didaktika: Jurnal Ilmu Kependidikan*, 16(3), 267–275.
- Mahmood, Z., Muhammad, N., Bibi, N., Malik, Y. M., & Ahmed, N. (2018). Human visual enhancement using multi scale Retinex. *Informatics in Medicine Unlocked*, 13, 9–20.
- Manap, N. A., Xiao Xuan, L., Kumar Singh, K., Sheikh Akbari, A., & Putra, A. (2024). Classification of Malaysian and Indonesian Batik Designs Using Deep Learning Models. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, 16(4), 23–30.
- 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), 6–11.
- Minarno, A. E., Hasanuddin, M. Y., & Azhar, Y. (2023). Batik Images Retrieval Using Pre-trained model and K-Nearest Neighbor. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 7(1), 115–121.
- Negara, B. S., Satria, E., Sanjaya, S., & Santoso, D. R. D. (2021). ResNet-50 for classifying Indonesian batik with data augmentation. *2021 International Congress of Advanced Technology and Engineering (ICOTEN)*, 1–4.
- Pandanwangi, A., Alya, S. H., Budiman, I., & Apin, A. M. (2023). Batik naskah kuno: transformasi iluminasi dari naskah kuno ke dalam motif batik. *Panggung*, 32(4), 467. <https://doi.org/10.26742/panggung.v32i4.2157>
- Permatasari, P. A., Rech, M., Qohar, A. A., & Faizal, A. (2020). From web 1.0 to web 4.0: the digital heritage platforms for UNESCO's heritage properties in Indonesia. *Virtual Archaeology Review*, 11(23), 75–93.
- Putra, S. (2021). The implementation of batik besurek motif for geometric transformation learning. *International Conference on Educational Sciences and Teacher Profession (ICETeP 2020)*, 475–479.

- Rahman, S., Rahman, M. M., Abdullah-Al-Wadud, M., Al-Quaderi, G. D., & Shoyaib, M. (2016). An adaptive gamma correction for image enhancement. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2016(1), 35. <https://doi.org/10.1186/s13640-016-0138-1>
- Rasheed, M. T., Shi, D., & Khan, H. (2023). A comprehensive experiment-based review of low-light image enhancement methods and benchmarking low-light image quality assessment. *Signal Processing*, 204, 108821.
- Rasyidi, M. A., & Bariyah, T. (2020). Batik pattern recognition using convolutional neural network. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(4), 1430–1437.
- Riski, A., Winata, E. B., & Kamsyakawuni, A. (2022). Pattern Recognition of Batik Madura Using Backpropagation Algorithm. *International Conference on Mathematics, Geometry, Statistics, and Computation (IC-MaGeStiC 2021)*, 238–243.
- Senarathna, B., & Rajakaruna, R. (2021). Feature Descriptor for Sri Lankan Batik Patterns Using Hu Moment Invariants and GLCM. *2021 10th International Conference on Information and Automation for Sustainability (ICIAfS)*, 197–202.
- Sentosa, E., Mulyana, D. I., Cahyana, A. F., & Pramuditasari, N. G. (2022). Implementasi Image Classification pada Batik Motif Bali dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 6(1), 1451–1463.
- Setiawan, D. T., & Wirjodirdjo, B. (2020). The development strategy of batik Small and Medium Enterprises (SME) in Kampung Batik Jetis Sidoarjo. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 562(1), 12023.
- Sharma, P., & Anand, R. S. (2021). A comprehensive evaluation of deep models and optimizers for Indian sign language recognition. *Graphics and Visual Computing*, 5, 200032.
- Sudardi, B. (2023). Nilai Pembelajaran dalam Motif Batik. *Jurnal Pembelajaran Sastra*, 3(2), 53–62. <https://doi.org/10.51543/hiskimalang.v3i02.50>
- Tandjung, J. E. (2017). *Formulation of a Trade-Oriented Indonesian Position on the Protection of Traditional Cultural Expressions (TCEs): A Case Study of Indonesian Batik as Indonesia Enters the ASEAN Economic Community*.
- Utama, A. A., Efendi, R., & Andreswari, D. (2016). Klasifikasi Motif Batik Besurek Menggunakan Metode Rotated Haar Wavelet Transformation dan Backpropagation. *Rekursif: Jurnal Informatika*, 4(2).
- Utari, L., & Zulfikar, A. (2023). Penerapan Convolutional Neural Networks Menggunakan Edge Detection Untuk Identifikasi Motif Jenis Batik. *TeknoIS*, 13(1), 110–123. <https://doi.org/10.36350/jbs.v13i1.184>

- Wang, W., Wu, X., Yuan, X., & Gao, Z. (2020). An experiment-based review of low-light image enhancement methods. *Ieee Access*, 8, 87884–87917.
- Wibawa, A. D., Arif Wicaksono, E., Suryani, S. D., & Rumadi, R. (2023). Javanese Batik Image Classification using Self-Organizing Map. *2023 International Conference on Computer Science, Information Technology and Engineering (ICCoSITE)*, 472–477. <https://doi.org/10.1109/ICCoSITE57641.2023.10127783>
- Widyatmoko, K., Sugiarto, E., Muslih, M. R., & Budiman, F. (2022). Optimasi Metode K-Nearest Neighbor Dengan Particle Swarm Optimization Untuk Pengenalan Citra Batik Dengan Ragam Hias Geometris. *Jurnal Informatika UPGRIS*, 8(1). <https://doi.org/10.26877/jiu.v8i1.11705>
- Yogiek, I. K., & Barokah, T. I. (2020). Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 22(1), 73–82.
- Zheng, Q., Zhu, B., Cai, Q., Li, J., Fang, C., & Wu, N. (2024). Extraction method of Yuan blue and white porcelain pattern based on multi-scale Retinex and histogram multi-peak threshold segmentation. *Heritage Science*, 12(1), 211. <https://doi.org/10.1186/s40494-024-01324-z>