IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA ALEXNET UNTUK KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA

Tugas Akhir Skripsi



oleh:

ANGELA GRACIA CAHYANINGTYAS
71210748

PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA
2025

IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA ALEXNET UNTUK KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA

Tugas Akhir Skripsi



Diajukan kepada Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Duta Wacana
Sebagai Salah Satu Syarat dalam Memperoleh Gelar
Sarjana Komputer

Disusun oleh

ANGELA GRACIA CAHYANINGTYAS
71210748

PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA
2025

PERNYATAAN PENYERAHAN KARYA ILMIAH

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	:	Angela Gracia Cahyaningtyas
NIM/NIP/NIDN	:	71210748
Program Studi	:	Informatika
Judul Karya Ilmiah	:	Implementasi Transfer Learning pada AlexNet untuk Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta

dengan ini menyatakan:

a. bahwa karya yang saya serahkan ini merupakan revisi terakhir yang telah disetujui pembimbing/promotor/*reviewer*.

b. bahwa karya saya dengan judul di atas adalah asli dan belum pernah diajukan oleh siapa pun untuk mendapatkan gelar akademik baik di Universitas Kristen Duta Wacana maupun di universitas/institusi lain.

c. bahwa karya saya dengan judul di atas sepenuhnya adalah hasil karya tulis saya sendiri dan bebas dari plagiasi. Karya atau pendapat pihak lain yang digunakan sebagai rujukan dalam naskah ini telah dikutip sesuai dengan kaidah penulisan ilmiah yang berlaku.

d. bahwa saya bersedia bertanggung jawab dan menerima sanksi sesuai dengan aturan yang berlaku berupa pencabutan gelar akademik jika di kemudian hari didapati bahwa saya melakukan tindakan plagiasi dalam karya saya ini.

e. bahwa Universitas Kristen Duta Wacana tidak dapat diberi sanksi atau tuntutan hukum atas pelanggaran hak kekayaan intelektual atau jika terjadi pelanggaran lain dalam karya saya ini. Segala tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran dalam karya saya ini akan menjadi tanggung jawab saya pribadi, tanpa melibatkan pihak Universitas Kristen Duta Wacana.

f. menyerahkan hak bebas royalti noneksklusif kepada Universitas Kristen Duta Wacana, untuk menyimpan, melestarikan, mengalihkan dalam media/format lain, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (*database*), dan mengunggahnya di Repositori UKDW tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan pemilik hak cipta atas karya saya di atas, untuk kepentingan akademis dan pengembangan ilmu pengetahuan.

g. bahwa saya bertanggung jawab menyampaikan secara tertulis kepada Universitas Kristen Duta Wacana jika di kemudian hari terdapat perubahan hak cipta atas karya saya ini.

h. bahwa meskipun telah dilakukan pelestarian sebaik-baiknya, Universitas Kristen Duta Wacana tidak bertanggung jawab atas kehilangan atau kerusakan karya atau metadata selama disimpan di Repositori UKDW.

i. mengajukan agar karya saya ini: (*pilih salah satu*)

- [x] Dapat diakses tanpa embargo.
- [ ] Dapat diakses setelah 2 tahun.*
- [ ] Embargo permanen.*

Embargo: penutupan sementara akses karya ilmiah.
*Halaman judul, abstrak, dan daftar pustaka tetap wajib dibuka.

Alasan embargo (*bisa lebih dari satu*):

- [ ] dalam proses pengajuan paten.
- [ ] akan dipresentasikan sebagai makalah dalam seminar nasional/internasional.**
- [ ] akan diterbitkan dalam jurnal nasional/internasional.**
- [ ] telah dipresentasikan sebagai makalah dalam seminar nasional/internasional ... dan diterbitkan dalam prosiding pada bulan ... tahun ... dengan DOI/URL ... ***
- [ ] telah diterbitkan dalam jurnal ... dengan DOI/URL artikel ... atau vol./no. ... ***
- [ ] berisi topik sensitif, data perusahaan/pribadi atau informasi yang membahayakan keamanan nasional.
- [ ] berisi materi yang mengandung hak cipta atau hak kekayaan intelektual pihak lain.
- [ ] terikat perjanjian kerahasiaan dengan perusahaan/organisasi lain di luar Universitas Kristen Duta Wacana selama periode tertentu.
- [ ] Lainnya (mohon dijelaskan)

_____

_____

_____

**Setelah diterbitkan, mohon informasikan keterangan publikasinya ke repository@staff.ukdw.ac.id.

***Tuliskan informasi kegiatan atau publikasinya dengan lengkap.

Yogyakarta, 18 September 2025

Mengetahui,

Dr. Ir. Sri Suwarno, M.Eng.
NIDN/NIDK 0510015901

Yang menyatakan,

Angela Gracia Cahyaningtyas
NIM 71210748

HALAMAN PENGESAHAN

IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA ALEXNET UNTUK KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA

Oleh: Angela Gracia Cahyaningtyas / 71210748

Dipertahankan di depan Dewan Penguji Skripsi
Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Duta Wacana - Yogyakarta
Dan dinyatakan diterima untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Sarjana Komputer
pada tanggal 11 Agustus 2025

Yogyakarta, 1 September 2025
Mengesahkan,

Dewan Penguji:

1. Sri Suwarno, Dr. Ir. M.Eng.
2. Budi Susanto, SKom.,M.T.
3. Lukas Chrisantyo, S.Kom., M.Eng.
4. R. Gunawan Santosa, Drs. M.Si.

Dekan	Ketua Program Studi
(Restyandito,S.Kom.,MSIS.,Ph.D.)	(Joko Purwadi, S.Kom., M.Kom.)

DUTA WACANA

HALAMAN PERSETUJUAN

Judul Skripsi	:	IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA ALEXNET UNTUK KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA
Nama Mahasiswa	:	Angela Gracia Cahyaningtyas
N I M	:	71210748
Matakuliah	:	Skripsi (Tugas Akhir)
Kode	:	TI0366
Semester	:	Genap
Tahun Akademik	:	2024/2025

Telah diperiksa dan disetujui di
Yogyakarta,
Pada tanggal 1 September 2025

Dosen Pembimbing I	Dosen Pembimbing II
Sri Suwarno, Dr. Ir. M.Eng.	Budi Susanto, SKom.,M.T.

DUTA WACANA

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi dengan judul:

IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA ALEXNET UNTUK KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA

yang saya kerjakan untuk melengkapi sebagian persyaratan menjadi Sarjana Komputer pada pendidikan Sarjana Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana, bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari skripsi kesarjanaan di lingkungan Universitas Kristen Duta Wacana maupun di Perguruan Tinggi atau instansi manapun, kecuali bagian yang sumber informasinya dicantumkan sebagaimana mestinya.

Jika dikemudian hari didapati bahwa hasil skripsi ini adalah hasil plagiasi atau tiruan dari skripsi lain, saya bersedia dikenai sanksi yakni pencabutan gelar kesarjanaan saya.

Yogyakarta, 1 September 2025



Angela Gracia Cahyaningtyas
71210748

DUTA WACANA



Karya sederhana ini dipersembahkan

kepada Tuhan, Keluarga Tercinta,

dan Kedua Orang Tua



Segala perkara dapat kutanggung di dalam Dia yang memberi kekuatan kepadaku.

Filipi 4:13

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kepada Tuhan yang maha kasih, karena atas segala rahmat, bimbingan, dan bantuan-Nya maka akhirnya Tugas Akhir Skripsi dengan judul Implementasi Transfer Learning Pada AlexNet Untuk Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta ini telah selesai disusun.

Penulis memperoleh banyak bantuan dari kerja sama baik secara moral maupun spiritual dalam penulisan Tugas Akhir ini, untuk itu tak lupa penulis ucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Tuhan yang maha kasih,
2. Orang tua yang selama ini telah sabar membimbing dan mendoakan penulis tanpa kenal untuk selama-lamanya. Kedua kakak penulis yang selalu memebrikan semangat dan motivasi,
3. Bapak Restyandito, S.Kom, MSIS., Ph.D. selaku Dekan FTI,
4. Bapak Joko Purwadi, S.Kom., M.Kom selaku Ketua Prodi Informatika,
5. Bapak Dr. Ir. Sri Suwarno, M.Eng. selaku Dosen Pembimbing 1, yang telah memberikan ilmunya dan dengan penuh kesabaran membimbing penulis,
6. Bapak Budi Susanto, S.Kom.,M.T, selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan ilmu dan kesabaran dalam membimbing penulis,
7. Keluarga tercinta: yang selalu memberikan semangat, doa, dan kasih sayang tiada henti,
8. Teman-teman penulis selama perkuliahan yang telah menjadi tempat untuk bercerita, bertukar pikiran, dan penyemangat selama mengerjakan skripsi,
9. Lain-lain yang telah mendukung moral, spiritual, dan dana untuk belajar selama ini.

Laporan proposal/tugas akhir ini tentunya tidak lepas dari segala kekurangan dan kelemahan, untuk itu segala kritikan dan saran yang bersifat membangun guna kesempurnaan skripsi ini sangat diharapkan. Semoga proposal/tugas akhir ini dapat

bermanfaat bagi pembaca semua dan lebih khusus lagi bagi pengembagan ilmu komputer dan teknologi informasi.

Yogyakarta, 31 Juli 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL i
HALAMAN JUDUL ii
HALAMAN PENGESAHAN iii
HALAMAN PERSETUJUAN iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN v
KATA PENGANTAR viii
DAFTAR ISI x
DAFTAR TABEL xiii
DAFTAR GAMBAR xiv
INTISARI xx
ABSTRACT xxi
BAB I 1
PENDAHULUAN 1
1.1. Latar Belakang Masalah 1
1.2. Perumusan Masalah 2
1.3. Batasan Masalah 2
1.4. Tujuan Penelitian 2
1.5. Manfaat Penelitian 3
1.6. Metodologi Penelitian 3
1.7. Sistematika Penulisan 4
BAB II 5
TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI 5
2.1 Tinjauan Pustaka 5
2.2 Landasan Teori 7
BAB III 19
METODOLOGI PENELITIAN 19
3.1. Analisis Kebutuhan Penelitian 19

3.2. Dataset Batik Yogyakarta 20
3.3. Preprocessing Data 21
3.6. Implementasi Transfer Learning dengan Alexnet 23
3.7. Pengujian Model 25
3.8. Evaluasi Model 25
3.9. Hyperparameter 27
BAB IV 30
IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN 30
4.1. Implementasi Penelitian 30
4.2. Dataset Citra Motif Batik Yogyakarta 31
4.3. Implementasi *Preprocessing* Data 33
4.4. Augmentasi Data 33
4.5. Pembagian Dataset (*Splitting* Data) 37
4.6. Implementasi Arsitektur Model AlexNet 38
4.7. Proses Pelatihan Model 40
4.8. Hasil Pengujian Model 41
4.8.1. Model AlexNet tanpa dilakukan *Freeze Layer* dengan Max Pooling dan Average Pooling 42
4.8.2. Model AlexNet dilakukan 1 *Freeze Layer* dengan Max Pooling dan Average Pooling 54
4.8.3. Model AlexNet dilakukan 2 Freeze Layer dengan Max Pooling dan Average Pooling 65
4.8.4. Model AlexNet dilakukan 3 Freeze Layer dengan Max Pooling dan Average Pooling 76
4.8.5. Model AlexNet dilakukan Freeze All Layer dengan Max Pooling dan Average Pooling 87
4.8.6. Model AlexNet tanpa dilakukan Freeze Layer 99
4.8.7. Model AlexNet dilakukan 1 *Freeze Layer* 104
4.8.8. Model AlexNet dilakukan 2 Freeze Layer 109

4.8.9. Model AlexNet dilakukan 3 Freeze Layer 114
4.8.10. Model AlexNet dilakukan Freeze All Layer 120
BAB V 126
KESIMPULAN DAN SARAN 126
5.1. Kesimpulan 126
5.2. Saran 127
DAFTAR PUSTAKA 129
LAMPIRAN A 131
KODE SUMBER PROGRAM 131
LAMPIRAN B 144
KARTU KONSULTASI DOSEN 1 144
LAMPIRAN C 145
KARTU KONSULTASI DOSEN 2 145
LAMPIRAN D 146
LAMPIRAN LAIN-LAIN 146

DUTA WACANA

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1: Distribusi Dataset 38
Tabel 4. 2: Hasil Akurasi dan *Loss* Model AlexNet Tanpa *Freeze Layer* 43
Tabel 4. 3: Hasil Akurasi dan *Loss* Model AlexNet Freeze 1 Layer 55
Tabel 4. 4: Hasil Akurasi dan Loss Model AlexNet Freeze 2 Layer 66
Tabel 4. 5: Hasil Akurasi dan Loss Model AlexNet Freeze 3 Layer 76
Tabel 4. 6: Hasil Akurasi dan Loss Model AlexNet Freeze All Layer 88
Tabel 4. 7: Hasil Akurasi dan *Loss* Model AlexNet Tanpa *Freeze Layer* 100
Tabel 4. 8: Hasil Akurasi dan *Loss* Model AlexNet Freeze 1 Layer 105
Tabel 4. 9: Hasil Akurasi dan Loss Model AlexNet Freeze 2 Layer 110
Tabel 4. 10: Hasil Akurasi dan Loss Model AlexNet Freeze 3 Layer 115
Tabel 4. 11: Hasil Akurasi dan Loss Model AlexNet Freeze All Layer 120
Tabel 4. 12: Ringkasan Hasil Uji Coba 125

DUTA WACANA

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1: Arsitektur CNN 8
Gambar 2. 2: Proses Konvolusi 9
Gambar 2. 3: Aktivasi ReLU 10
Gambar 2. 4: Aktivasi ReLU 10
Gambar 2. 5: Ilustrasi Proses Fully Connected 11
Gambar 2. 6: Gambar arsitektur AlexNet 14
Gambar 2. 7: Gambar batik motif Kawung 16
Gambar 2. 8: Gambar batik motif Truntum 17
Gambar 2. 9: Gambar batik motif Parang 18
Gambar 3. 1: Blok Diagram Proses Penelitian 20
Gambar 4. 1: Motif Batik Kawung 32
Gambar 4. 2: Motif Batik Parang 32
Gambar 4. 3: Motif Batik Truntum 33
Gambar 4. 4: Gambar Asli 34
Gambar 4. 5: Gambar Hasil Transformasi *Horizontal Flip* 34
Gambar 4. 6: Gambar Asli 35
Gambar 4. 7: Gambar Hasil *Brighness* dan *Contrast Adjustment* 35
Gambar 4. 8: Gambar Asli 36
Gambar 4. 9: Gambar Hasil Transformasi Rotasi 36
Gambar 4. 10: Gambar Asli 37
Gambar 4. 11: Gambar Hasil Transformasi *ShiftScaleRotate* 37
Gambar 4. 12: Grafik Akurasi *Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* Tanpa *Freeze Layer* 44
Gambar 4. 13: Grafik Akurasi *Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* Tanpa *Freeze Layer* 45
Gambar 4. 14: Grafik Akurasi *Optimizer* Adam dengan *Average Pooling* Tanpa *Freeze Layer* 45
Gambar 4. 15: Grafik Akurasi *Optimizer* SGD dengan *Average Pooling* Tanpa *Freeze Layer* 46

DUTA WACANA

Gambar 4. 16: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* Adam dengan *Max Pooling Tanpa Freeze* Layer 47
Gambar 4. 17: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 48
Gambar 4. 18: *Confusion Matrix* dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 49
Gambar 4. 19: *Confusion Matrix* dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 50
Gambar 4. 20: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 51
Gambar 4. 21: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 52
Gambar 4. 22: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Average Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 53
Gambar 4. 23: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Average Pooling* Tanpa *Freeze Layer*..... 53
Gambar 4. 24: Grafik akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer*..... 56
Gambar 4. 25: Grafik Akurasi SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer* ... 57
Gambar 4. 26: Grafik akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer*..... 57
Gambar 4. 27: Grafik akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer*..... 58
Gambar 4. 28: Gambar *Confusion Matrix* dari *Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer* 59
Gambar 4. 29: Gambar *Confusion Matrix* dari *Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan Freeze 1 *Layer* 60
Gambar 4. 30: Gambar *Confusion Matrix* dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer* 61
Gambar 4. 31: Gambar *Confusion Matrix* dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer* 62

DUTA WACANA

Gambar 4. 32: *Classification Report Optimizer* Adam dan *Max Pooling* dengan *Freeze* 1 *Layer*..... 63
Gambar 4. 33: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer*..... 63
Gambar 4. 34: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer*..... 64
Gambar 4. 35: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 1 *Layer*..... 65
Gambar 4. 36: Grafik Akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 67
Gambar 4. 37: Grafik Akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 68
Gambar 4. 38: Grafik Akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 68
Gambar 4. 39: Grafik Akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 68
Gambar 4. 40: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 69
Gambar 4. 41: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan Freeze 2 *Layer*..... 70
Gambar 4. 42: *Confusion Matrix* dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 71
Gambar 4. 43: *Confusion Matrix* dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 72
Gambar 4. 44: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 73
Gambar 4. 45: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 73
Gambar 4. 46: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 74

Gambar 4. 47: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 2 *Layer*..... 75
Gambar 4. 48: Grafik Akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 78
Gambar 4. 49: Grafik Akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 78
Gambar 4. 50: Grafik Akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 79
Gambar 4. 51: Grafik Akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 79
Gambar 4. 52: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 80
Gambar 4. 53: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan Freeze 3 *Layer*..... 81
Gambar 4. 54: *Confusion Matrix* dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 82
Gambar 4. 55: *Confusion Matrix* dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 83
Gambar 4. 56: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 84
Gambar 4. 57: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 85
Gambar 4. 58: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 86
Gambar 4. 59: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* 3 *Layer*..... 86
Gambar 4. 60: grafik akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze All Layer*..... 89
Gambar 4. 61: grafik akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze All Layer*..... 90

Gambar 4. 62: grafik akurasi dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze All Layer* 90
Gambar 4. 63: grafik akurasi dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze All Layer* 91
Gambar 4. 64: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 92
Gambar 4. 65: *Confusion Matrix* dari *Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan Freeze All *Layer* 93
Gambar 4. 66: *Confusion Matrix* dari *optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 94
Gambar 4. 67: *Confusion Matrix* dari *optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 95
Gambar 4. 68: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Max Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 96
Gambar 4. 69: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Max Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 97
Gambar 4. 70: *Classification Report Optimizer* Adam dengan *Average Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 98
Gambar 4. 71: *Classification Report Optimizer* SGD dengan *Average Pooling* dan *Freeze* All *Layer* 99
Gambar 4. 72: Grafik Akurasi Optimizer Adam Tanpa Freeze Layer 101
Gambar 4. 73: Grafik Akurasi *Optimizer* SGD Tanpa *Freeze Layer* 101
Gambar 4. 74: *Confusion Matrix Optimizer* SGD Tanpa *Freeze Layer* 101
Gambar 4. 75: *Confusion Matrix Optimizer* SGD Tanpa *Freeze Layer* 102
Gambar 4. 76: *Classification Report Optimizer* Adam Tanpa *Freeze Layer* 103
Gambar 4. 77: *Classification Report Optimizer* SGD Tanpa *Freeze Layer* 104
Gambar 4. 78: Grafik Akurasi Optimizer Adam Dengan Freeze 1 Layer 106
Gambar 4. 79: Grafik Akurasi Optimizer SGD Dengan Freeze 1 Layer 106
Gambar 4. 80: Confusion Matrix Optimizer Adam Dengan Freeze 1 Layer Pertama 107

Gambar 4. 81: Confusion Matrix Optimizer SGD Dengan Freeze 1 Layer Pertama 107
Gambar 4. 82: Classification Report Optimizer Adam Freeze Layer Pertama... 108
Gambar 4. 83: Classification Report Optimizer SGD Freeze Layer Pertama..... 109
Gambar 4. 84: Grafik Akurasi Optimizer Adam Dengan Freeze 2 Layer 110
Gambar 4. 85: Grafik Akurasi Optimizer SGD Dengan Freeze 2 Layer 111
Gambar 4. 86: Confusion Matrix Optimizer SGD Dengan Freeze 2 Layer Awal 111
Gambar 4. 87: Confusion Matrix Optimizer SGD Dengan Freeze 2 Layer Awal 112
Gambar 4. 88: Classification Report Optimizer Adam Freeze 2 Layer Awal 113
Gambar 4. 89: Classification Report Optimizer SGD Freeze 2 Layer Awal 114
Gambar 4. 90: Grafik Akurasi Optimizer Adam Dengan Freeze 3 Layer 115
Gambar 4. 91: Grafik Akurasi Optimizer SGD Dengan Freeze 3 Layer 116
Gambar 4. 92: Confusion Matrix Optimizer Adam Dengan Freeze 3 Layer Awal 117
Gambar 4. 93: Confusion Matrix Optimizer SGD Dengan Freeze 3 Layer Awal 118
Gambar 4. 94: Classification Report Optimizer Adam Freeze 3 Layer Awal 119
Gambar 4. 95: Classification Report Optimizer SGD Freeze 3 Layer Awal 119
Gambar 4. 96: Grafik Akurasi Optimizer Adam Dengan Freeze All Layer 121
Gambar 4. 97: Grafik Akurasi Optimizer Adam Dengan Freeze All Layer 121
Gambar 4. 98: Confusion Matrix Optimizer Adam Dengan Freeze All Layer... 122
Gambar 4. 99: Confusion Matrix Optimizer Adam Dengan Freeze All Layer... 123
Gambar 4. 100: Classification Report Optimizer Adam Freeze All Layer..... 123
Gambar 4. 101: Classification Report Optimizer Adam Freeze All Layer..... 124

INTISARI

IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA ALEXNET UNTUK KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA

Oleh

ANGELA GRACIA CAHYANINGTYAS
71210748

Penelitian ini membahas implementasi metode Transfer Learning pada arsitektur AlexNet untuk klasifikasi motif Batik Yogyakarta, yaitu Kawung, Parang, dan Truntum. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.110 citra batik yang telah melalui tahap preprocessing, augmentasi, serta pembagian data. Penelitian ini dilakukan dengan dua tahap eksperimen utama: pertama, penerapan Average Pooling dan Max Pooling dengan modifikasi classifier yang lebih kompleks, dan kedua skenario tanpa pooling tambahan dengan classifier yang lebih sederhana. Selain itu, model juga diuji dengan variasi jumlah freeze layer serta dua optimizer (Adam dan SGD). Hasil penelitian menunjukkan bahwa konfigurasi terbaik diperoleh pada penggunaan optimizer SGD dengan Average Pooling pada kondisi freeze tiga layer, yang mencapai akurasi uji sebesar 99,10%. Sebaliknya, optimizer Adam cenderung menghasilkan performa lebih rendah dan tidak stabil. Eksperimen tanpa pooling menunjukkan bahwa model tetap mampu mencapai akurasi tinggi, tetapi tidak seoptimal konfigurasi dengan pooling. Dengan demikian, penelitian ini menegaskan bahwa pemilihan jenis pooling, kompleksitas classifier, jumlah freeze layer, serta optimizer sangat berpengaruh terhadap performa model AlexNet dalam klasifikasi motif batik.

Kata-kata kunci : Batik Yogyakarta, AlexNet, *Transfer Learning*, *Freeze layer,* Adam, SGD, Average Pooling, Max Pooling, Classifier

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF TRANSFER LEARNING ON ALEXNET FOR CLASSIFICATION OF YOGYAKARTA BATIK MOTIFS

By

ANGELA GRACIA CAHYANINGTYAS
71210748

This study discusses the implementation of Transfer Learning using the AlexNet architecture for classifying Yogyakarta Batik motifs, specifically Kawung, Parang, and Truntum. The dataset consists of 1,110 batik images that underwent preprocessing, augmentation, and data splitting. The research was conducted in two main experimental scenarios: applying Average Pooling and Max Pooling with a more complex classifier, and training the model without additional pooling layers using a simpler classifier. Furthermore, the experiments compared the model's performance across different frozen layers and two optimizers (Adam and SGD). The results show that the best configuration was obtained using the SGD optimizer with Average Pooling and three frozen layers, achieving a test accuracy of 99.10%. In contrast, the Adam optimizer tended to produce lower and less stable performance. Experiments without pooling also reached high accuracy, but were less optimal than those with pooling. Therefore, this study demonstrates that the choice of pooling technique, classifier complexity, frozen layers, and optimizer plays a crucial role in achieving optimal performance of AlexNet for Batik classification.

Keywords : Yogyakarta Batik, AlexNet, *Transfer Learning*, *Freeze Layer*, Adam, SGD, Average Pooling, Max Pooling, Classifier

BAB I
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Pengembangan teknologi kecerdasan buatan dan pengolahan citra telah membuka peluang baru dalam pengenalan pola dan klasifikasi visual. Salah satu penerapan yang mendapatkan perhatian adalah klasifikasi citra termasuk klasifikasi batik, khususnya batik Yogyakarta. Motif batik Yogyakarta memiliki nilai budaya dan seni yang tinggi, dengan pola-pola yang kompleks dan beragam. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan batik Yogyakarta adalah AlexNet. AlexNet dapat mengklasifikasikan citra dengan baik. Namun, klasifikasi motif batik ini memiliki tantangan yang signifikan karna adanya keragaman motif dan kesamaan antar pola muncul terkait bagaimana penerapannya dalam pengenalan pola yang spesifik seperti motif Batik Yogyakarta.

Dalam penelitian ini, AlexNet sebagai salah satu model yang telah terbukti unggul dalam melakukan klasifikasi citra, maka dari itu AlexNet berpotensi besar untuk diterapkan dalam klasifikasi motif batik Yogyakarta. AlexNet memiliki arsitektur yang mampu menangkap fitur penting dari citra, mulai dari yang sederhana hingga yang kompleks. Namun, penerapan AlexNet ini diperlukan pendekatan khusus agar model dapat diadaptasi untuk mengenali karakteristik unik dari motif batik Yogyakarta.

Transfer Learning merupakan solusi yang relevan untuk mengatasi tantangan ini. Dengan adanya *transfer learning* model AlexNet yang sudah dilatih sebelumnya pada dataset berskala besar dapat digunakan kembali dan diadaptasi pada dataset motif batik Yogyakarta yang lebih spesifik dan terbatas. Melalui pendekatan ini, memungkinkan AlexNet untuk memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari dataset sebelumnya, sehingga proses pelatihan akan menjadi lebih cepat dan efisien. Selain itu, *transfer learning* dapat meningkatkan akurasi klasifikasi dengan mengarahkan model untuk fokus pada fitur yang ada pada motif batik Yogyakarta.

Penerapan *transfer learning* pada AlexNet untuk klasifikasi motif batik Yogyakarta ini dapat membantu melestarikan warisan budaya melalui teknologi yang dapat mengenali dan mengkategorikan motif batik, mendukung industri batik dengan membantu identifikasi motif untuk kebutuhan desain produk. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang baik dalam bidang teknologi maupun pelestarian budaya.

1.2. Perumusan Masalah

Dalam konteks pemanfaatan AlexNet untuk klasifikasi Batik Yogyakarta rumusan masalah yang dihasilkan adalah untuk mengetahui performa model AlexNet dengan pendekatan transfer learning dalam klasifikasi motif Batik Yogyakarta melalui pengujian akurasi.

1.3. Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan masalah yang telah ditetapkan:

1. Penelitian ini hanya akan menggunakan *dataset* gambar motif batik Yogyakarta yaitu batik Kawung, batik Truntum, dan batik Parang.
2. Penelitian ini hanya berfokus pada klasifikasi motif batik Yogyakarta dan tidak mencakup analisis lebih lanjut mengenai arti atau sejarah.
3. Penelitian ini akan berfokus pada implementasi model AlexNet sebagai arsitektur *transfer learning.*

1.4. Tujuan Penelitian

1. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *transfer learning* pada AlexNet dalam klasifikasi batik Yogyakarta
2. Penelitian ini bertujuan untuk melihat akurasi AlexNet untuk klasifikasi Batik Yogyakarta.

DUTA WACANA

1.5. Manfaat Penelitian

Berikut ini adalah manfaat yang diperoleh dari penelitian ini:

1. Hasil penelitian dapat memperkaya literatur mengenai penerapan *Transfer Learning* pada klasifikasi gambar, khususnya pada motif batik Yogyakarta. Hal ini dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya
2. Hasil penelitian dapat memberikan pemahaman lebih lanjut tentang keunggulan arsitektur AlexNet dalam klasifikasi gambar, khususnya pada motif Batik Yogyakarta.

1.6. Metodologi Penelitian

Proses meneliti selalu terdiri dari langkah-langkah melakukan penelitian. Langkah-langkah tersebut dijelaskan dalam metodologi penelitian. Penelitian ini dilakukan melalui beberapa langkah sebagai berikut :

1. Pengumpulan Data : Mengumpulkan dataset gambar motif batik Yogyakarta yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model.
2. Preprocesing Data : Melakukan pemrosesan awal pada dataset untuk meningkatkan kualitas gambar sebelum digunakan dalam model.
3. Implementasi AlexNet : Menerapkan model AlexNet dengan pendekatan transfer learning untuk klasifikasi motif batik.
4. Evaluasi Model : Mengukur performa model berdasarkan metrik evaluasi akurasi.
5. Analisis dan Kesimpulan : Menganalisis hasil yang diperoleh dan Menyusun kesimpulan.

DUTA WACANA

1.7. Sistematika Penulisan

Penulisan laporan skripsi ini terbagi menjadi subbab, yang mencakup:

1. Bab 1: Pendahuluan

   Bab ini membahas latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian dan sistematika penulisan.

2. Bab 2: Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

   Berisi tinjauan Pustaka dan landasan teori, yang merinci kerangka konseptual atau teori-teori yang mendukung penelitian ini. Pada bagian ini, penulis menguraikan berbagai literatur yang menjadi dasar dalam Menyusun penelitian, serta memberi konteks yang mendukung perumusan masalah dan pemilihan metode.

3. Bab 3: Metodologi Penelitian

   Bab ini menjelaskan secara rinci metode penelitian yang digunakan, mulai dari tahapan pengumpulan data, teknik *preprocessing*, augmentasi data, perancangan arsitektur model, hingga metode evaluasi yang diterapkan dalam penelitian.

4. Bab 4: Implementasi dan Pembahasan

   Berisi hasil implementasi model klasifikasi batik menggunakan AlexNet, pengujian berbagai skenario *freeze layer*, analisis hasil pelatihan, akurasi, *loss,* serta evaluasi menggunakan *confusion matrix,* dan *classification report*.

5. Bab 5: Kesimpulan dan Saran

   Pada bab inni memberikan Kesimpulan dari hasil penelitian serta saran untuk penelitian selanjutnya.

DUTA WACANA

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan implementasi transfer learning pada AlexNet untuk klasifikasi motif batik Yogyakarta yaitu Kawung, Parang, dan Truntum dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Kinerja Model AlexNet pada klasifikasi motif Batik Yogyakarta sangat baik. Implementasi transfer learning dengan arsitektur AlexNet mampu mengklasifikasikan tiga motif Batik Yogyakarta, yaitu Kawung, Parang, dan Truntum dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Pada semua skenario, akurasi yang diperoleh selalu berada di atas 98%, menunjukkan bahwa AlexNet efektif dalam mengekstraksi ciri khas dari motif batik yang memiliki pola rumit dan detail yang kompleks.
2. Optimizer Adam menunjukkan performa tinggi, tetapi kurang stabil dibandingkan SGD. Pada skenario ketika seluruh layer dasar model dibekukan (freeze all layer), Adam berhasil mencapai akurasi uji tertinggi sebesar 98,75%. Namun, kinerja Adam tidak selalu konsisten pada setiap skenario pelatihan. Nilai akurasi dan loss menunjukkan bahwa meskipun Adam mampu mencapai hasil yang baik, optimizer ini tidak sekuat SGD dalam menjaga stabilitas performa model.
3. Optimizer SGD memberikan hasil terbaik dan paling konsisten. Optimizer SGD menghasilkan akurasi uji tertinggi mencapai 99,59% ketika dua dan tiga lapisan awal model dibekukan (freeze 2 dan freeze 3 layer). Hasil ini membuktikan bahwa SGD lebih unggul dibandingkan Adam, terutama dalam menjaga konsistensi hasil di berbagai konfigurasi. Selain itu, kombinasi pembekuan sebagian layer awal dengan SGD terbukti mampu memaksimalkan kemampuan model dalam mengenali motif batik.
4. Pooling layer memengaruhi kualitas generalisasi model. Perbedaan penggunaan Max Pooling dan Average Pooling memberikan dampak

terhadap hasil model. Average Pooling yang dikombinasikan dengan SGD menghasilkan performa yang lebih stabil dibandingkan kombinasi lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa pemilihan pooling layer yang sesuai dapat meningkatkan kemampuan model dalam melakukan generalisasi pada data uji.

5. Perbandingan Pooling (Max, Average, Tanpa Pooling dengan modifikasi classifier yang berbeda). Dengan Max Pooling maupun Average Pooling, akurasi model yang menggunakan SGD berada di kisaran 96–99%**.** Namun, hasil terbaik justru diperoleh tanpa pooling, di mana akurasi uji bisa mencapai lebih dari 99,5%**.** Performa Adam dengan pooling jauh lebih rendah (hanya 33%), sehingga pooling tidak mampu mengatasi kelemahan optimizer tersebut.

5.2.Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya antara lain:

1. Jumlah dari dataset dapat diperbanyak dan variasi motif batik diperluas agar model lebih baik dalam mengenali motif batik Yogyakarta.
2. Model yang telah dilatih dapat diintegrasikan dalam aplikasi berbasis web atau mobile untuk membantu Masyarakat dalam mengenali jenis batik.
3. Penelitian selanjutnya dapat melakukan optimasi menggunakan hyperparameter tuning seperti grid search untuk meningkatkan generalisasi model.
4. Penelitian berikutnya dapat mencoba *dropout* yang, *batch normalization*, atau *early stopping* yang beragam untuk mengetahui apakah model mengalami *overfitting* atau tidak.
5. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan learning rate selain nilai tetap 0.001. Variasi learning rate yang lebih beragam, misalnya lebih kecil atau lebih besar, ataupun dengan penerapan learning rate schedule seperti step decay yang dapat berpotensi

meningkatkan kemampuan model yang lebih cepat dan stabil serta menghindari masalah overfitting.

6. Penelitian berikutnya dapat mengeksplorasi variasi nilai momentum pada optimizer SGD. Penggunaan momentum yang lebih bervariasi, misalnya 0.5, 0.7, hingga 0.9, berpotensi membantu menemukan kombinasi terbaik antara kecepatan konvergensi dan stabilitas proses pelatihan. Selain itu, pengujian tanpa momentum juga dapat dilakukan sebagai pembanding untuk menilai sejauh mana kontribusi momentum dalam meningkatkan performa model.

DUTA WACANA

DAFTAR PUSTAKA

Achjadi, S. (2001). *Batik: Motif dan filosofi*. Yogyakarta: Penerbit Andi.

Achjadi, S. (2010). *Batik: Sejarah dan perkembangannya*. Jakarta: Penerbit Kompas.

Ardini, N., & Purnomo, A. (2021). Motif Batik Truntum: Representasi keindahan dan simbolisme. *Jurnal Desain Komunikasi Visual, 6*(1), 25–35.

Aziz, I. (2010). *Ensiklopedia Batik Yogyakarta*. Yogyakarta: Penerbit LKi.

Darmokusumo, G. M. (2015). *Batik Yogyakarta dan perjalanannya dari masa ke masa*. Yogyakarta: Penerbit LKi.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. Cambridge, MA: MIT Press.

Kusrianto, A., & Rini, W. B. (2013). *Batik: Falsafah, makna dan kegunaan*. Yogyakarta: Penerbit Kanisius.

Meranggi, D., Santoso, R., & Indriastuti, N. (2020). Classification of batik motifs using convolutional neural networks. *Journal of Information Technology, 13*(2), 105–115.

Meranggi, D., Yulianto, A., & Kharisma, F. (2020). Klasifikasi motif batik menggunakan CNN dengan penerapan augmentasi data. *Jurnal Informatika, 10*(2), 45–54.

Prasetyo, R. A., & Budiharjo, S. (2017). Studi pola Batik Kawung: Pola geometris dalam karya seni. *Jurnal Seni Rupa, 5*(2), 90–95.

Priyanto, A., & Budiharjo, S. (2021). Batik as a cultural heritage of Indonesia: Unique patterns and motifs. *Cultural Studies Journal, 9*(1), 45–60.

Priyanto, A., Setyawan, H., & Rahayu, A. (2021). Penerapan AlexNet untuk klasifikasi motif batik menggunakan transfer learning. *Jurnal Teknologi Informasi, 12*(1), 10–20.

Rahmawati, D., & Indriastuti, L. (2019). Karakteristik motif Batik Tambal: Antara tradisi dan modernitas. *Jurnal Ilmu Budaya, 3*(1), 35–45.

Rawat, W., & Wang, Z. (2017). Deep convolutional neural networks for image

classification: A comprehensive review. *Neural Computing and Applications, 30*(2), 325–338.

Santoso, B. W., & Wardhani, R. (2020). Motif Batik Parang: Sejarah dan makna. *Jurnal Pendidikan Seni, 8*(1), 50–60.

Shafique, M., Khan, A., & Hussain, M. (2018). AlexNet: A comprehensive review. *Journal of Computer Science and Technology, 18*(3), 275–290.

Shafique, M. A., Kwon, H. K., & Kim, H. (2018). AlexNet for image classification: A comprehensive review. *International Journal of Computer Applications, 180*(9), 31–36.

Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data, 6*(1), 1–48.

Surya, A., & Fikri, I. (2020). Efficient classification of batik motifs using AlexNet. *International Journal of Computer Applications, 176*(12), 24–31.

Surya, M., & Dewi, R. (2020). Efisiensi waktu pelatihan dan akurasi pada klasifikasi gambar menggunakan AlexNet. *Jurnal Ilmiah Komputer, 15*(3), 100–110.

Yosinski, J., Clune, J., Nguyen, A., Fuchs, T., & Hein, M. (2014). Transfer learning via the selective fine-tuning of convolutional neural networks. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 3*, 1120–1127.

Yosinski, J., Clune, J., Nguyen, A., Fuchs, T., & Lipson, H. (2014). Transfer learning by swapping neuron contributions. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 1–9).

DUTA WACANA