

DISERTASI
(TKT7105)

**Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Tradisional Kaganga
Bengkulu Menggunakan Regularisasi *Convolutional Neural Network*
Berbasis *Image Fusion***



Nama : Erwin Dwika Putra
NIM : 03013622328006
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)

**Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Tradisional Kaganga
Bengkulu Menggunakan Regularisasi *Convolutional Neural
Network* Berbasis *Image Fusion***

Oleh:

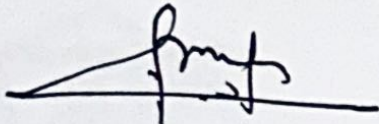
Erwin Dwika Putra

03013622328006

Telah disetujui

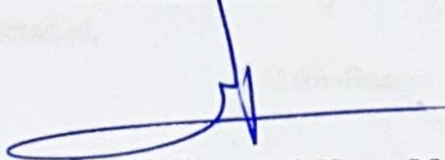
Pada 23 September 2025

Promotor



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

Ko-Promotor 1



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

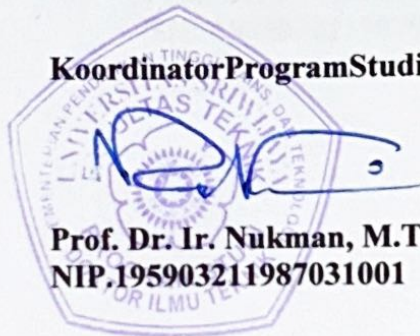
Mengetahui,

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 " Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Tradisional Kaganga Bengkulu Menggunakan Regularisasi *Convolutional Neural Network* Berbasis *Image Fusion* " telah dipresentasikan dihadapan Tim Penguji Disertasi pada Program Studi Doktor Ilmu Teknik Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya pada *Kamis, 17 Juli, 2025*.

Palembang, 23, September, 2025

Tim Penguji Disertasi berupa Disertasi:

Ketua Tim Penguji:

Nama: Dr. Ir. Bhakti Yudho Suprpto, S.T., M.T., IPM

NIP : 197502112003121002

Anggota Tim Penguji:

1. Nama : Prof. Dr. Erwin, S.Si., M.Si

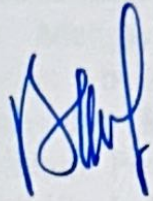
NIP : 197101291994121001

2. Nama : Dr. Ali Ibrahim, S.Kom., M.T

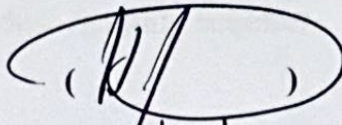
NIP : 198407212019031004

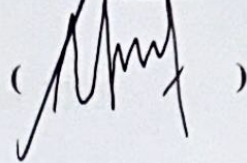
3. Nama : Dr. Mariana Purba, M.Kom

NIDN : 0220038802

()

()

()

()

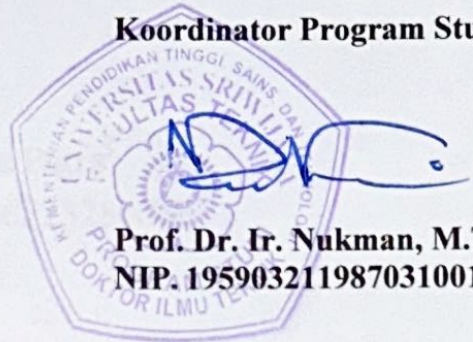
Mengetahui,

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 : Erwin Dwika Putra
NIM : 03013622328006
Program Studi : Doktor Ilmu Teknik
BKU : Teknik Informatika

Dengan ini menyatakan bahwa disertasi saya dengan judul “Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Tradisional Kaganga Bengkulu Menggunakan Regularisasi Convolutional Neural Network Berbasis Image Fusion”, 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



METERAI

Erwin Dwika Putra

NIM. 03013622328006

ABSTRAK

Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Tradisional Kaganga Bengkulu Menggunakan Regularisasi *Convolutional Neural Network* Berbasis *Image Fusion*

Klasifikasi aksara tulisan tangan tradisional dan untuk melestarikan banyak budaya telah dikembangkan di beberapa bagian dunia, termasuk klasifikasi gambar aksara tulisan tangan Kanganga. Penelitian ini bertujuan untuk mengusulkan model kombinasi baru dengan menerapkan *top-hat transform* (THT) dan *contrast-limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) dengan *discrete wavelet transform* (DWT) untuk mendukung kinerja *convolutional neural network* (CNN) dalam klasifikasi aksara Kaganga. Lokasi pengumpulan data untuk penelitian ini melibatkan beberapa organisasi yang berkaitan dengan riset warisan budaya, yaitu Riset Aksara Digital (RAD) oleh Yayasan Sejahtera Bersama di Bengkulu, Riset Budaya dan Digital oleh Yayasan Insani Mandiri Santani di Bengkulu, serta Yayasan Budaya Nusantara Digital di Jakarta. Penelitian ini mengumpulkan 1.150 dataset citra tulisan tangan huruf konsonan aksara Kaganga dari 50 responden. Penelitian ini menggunakan pendekatan PRISMA untuk melakukan Systematic Literature Review (SLR) dalam mempelajari pengenalan karakter aksara Kaganga Bengkulu. Tahap pertama melibatkan identifikasi artikel yang relevan melalui pencarian literatur di database seperti Scopus, Ebsco, Web of Science, dan Google Scholar. Eksperimen yang dilakukan mencakup penggunaan regularisasi pada model CNN (L1, Dropout, dan L2), penerapan CLAHE L2-CNN, THT L2-CNN, THCL L2-CNN serta eksperimen DWT-THCL L2-CNN untuk penggabungan citra. Hasil eksperimen dievaluasi dengan pengukuran akurasi, precision, recall, dan confusion matrix untuk menilai kinerja model. Model THT dan CLAHE dengan DWT Fusion L2 CNN (DWT-THCL L2 CNN) mendapatkan akurasi terbaik dari CNN dengan regularisasi L1, CNN dengan regularisasi dropout, CNN dengan regularisasi L2 dan CNN dengan model regularisasi L2 dan CLAHE. Berdasarkan hasil eksperimen yang dilakukan menunjukkan bahwa kombinasi preprocessing DWT, THT, dan CLAHE dengan arsitektur L2-CNN memberikan peningkatan akurasi yang signifikan. Pada konfigurasi pembagian dataset 70:15:15, diperoleh akurasi validasi sebesar 87,50% dan akurasi pengujian sebesar 89,50%, yang merupakan hasil terbaik dibanding konfigurasi lain. Pada proporsi 75:15:10, akurasi validasi dan pengujian menurun menjadi 73,96% dan 76,63% akibat jumlah data validasi dan pengujian yang kurang representatif. Sementara itu, pada konfigurasi 80:10:10, akurasi validasi mencapai 84,38% dan pengujian 80,00%, meskipun masih lebih rendah dibanding konfigurasi 70:15:15.

Kata Kunci : *Traditional Script, CNN, CLAHE, DWT, Top-Hat Transform*

ABSTRACT

Classification of Handwritten Images of Traditional Script Kaganga Bengkulu Using Regularization Convolutional Neural Network Based on Image Fusion

The classification of traditional handwritten scripts and the preservation of various cultures have been developed in several parts of the world, including the classification of Kaganga script images. This study aims to propose a new combination model by applying Top-Hat Transform (THT) and Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) with Discrete Wavelet Transform (DWT) to support the performance of Convolutional Neural Network (CNN) in Kaganga script classification. The data collection location for this research involves several organizations related to cultural heritage research, including Riset Aksara Digital (RAD) by Yayasan Sejahtera Bersama in Bengkulu, Riset Budaya dan Digital by Yayasan Insani Mandiri Santani in Bengkulu, and Yayasan Budaya Nusantara Digital in Jakarta. This study collected 1,150 handwritten dataset images of the Kaganga consonant characters from 50 respondents. The study uses the PRISMA approach to conduct a Systematic Literature Review (SLR) to study the recognition of Kaganga script characters in Bengkulu. The first stage involves identifying relevant articles through literature searches in databases such as Scopus, Ebsco, Web of Science, and Google Scholar. The experiments conducted include the use of regularization in CNN models (L1, Dropout, and L2), application of CLAHE L2-CNN and THT L2-CNN, as well as experiments with DWT-THCL L2-CNN for image fusion. The results of the experiments are evaluated using accuracy, precision, recall, and confusion matrix measurements to assess the model's performance. The THT and CLAHE with DWT Fusion L2 CNN (DWT-THCL L2 CNN) model achieved the best accuracy compared to CNN with L1 regularization, CNN with Dropout regularization, CNN with L2 regularization, and CNN with L2 regularization and CLAHE model. The experimental results demonstrate that the fusion of DWT, THT, and CLAHE with L2-CNN (DWT-THCL L2-CNN) achieved the best overall performance compared to CNN models with L1 regularization, Dropout, L2, or CLAHE alone. Specifically, under the 70:15:15 dataset split configuration, the model achieved a validation accuracy of 87.50% and a testing accuracy of 89.50%, which is the highest among all configurations. In contrast, the 75:15:10 split resulted in lower performance (validation accuracy 73.96%, testing accuracy 76.63%) due to insufficiently representative validation and testing subsets. Meanwhile, the 80:10:10 split produced validation accuracy of 84.38% and testing accuracy of 80.00%, but still underperformed compared to the 70:15:15 configuration. In conclusion, the integration of DWT, THT, and CLAHE preprocessing with L2-CNN architecture significantly improves Kaganga handwritten character recognition, with the 70:15:15 split yielding the most optimal performance. These findings highlight the importance of selecting appropriate preprocessing techniques, model architecture, and balanced dataset partitioning to achieve optimal accuracy in handwritten script classification.

Keywords : Traditional script, CNN, CLAHE, DWT fusion, Top-hat transform

KATA PENGANTAR

Puji syukur dipanjatkan kehadirat Allah SWT, atas limpahan rahmat dan hidayahnya penulis dapat menyelesaikan Disertasi dengan judul “Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Aksara Tradisional Kaganga Bengkulu Menggunakan *Regularisasi Convolutional Neural Network* Berbasis *Image Fusion*”. 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 (Alm.Effendi dan Asliwati), Istri (Marissa Utami), 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,

Erwin Dwika Putra

HALAMAN PERSEMBAHAN

Karya sederhana ini kupersembahkan...

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

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

**Kepada anak-anakku 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

<i>Halaman pengesahan</i>	<i>i</i>
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	5
1.3. Tujuan Penelitian.....	5
1.4. Manfaat Penelitian.....	6
1.5. Ruang Lingkup Penelitian	6
1.6. Sistematika Penulisan.....	7
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	8
2.1. Aksara Kaganga.....	8
2.2. Top-Hat-Transform	11
2.3. CLAHE.....	12
2.4. <i>Image Fusion</i>	13
2.5. <i>Discrete Wavelet Transform</i>	14
2.6. <i>DWT Image Fusion</i>	16
2.7. <i>Convolutional Neural Network</i>	17
2.8. Regularisasi	18
2.9. Metode Evaluasi	19
2.4. Penelitian Terkait.....	22
2.5. Kontribusi Penelitian	27
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	28
3.1 Tahapan Penelitian	28
3.2 Studi Literatur.....	30
3.3 Pengumpulan Data.....	31
3.4 Eksperimen Model.....	33
3.5 Evaluasi Model	35
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	36
4.1. Studi Literatur.....	36
4.1.1. Persiapan Data Literatur Metode SLR.....	36
4.1.2. Pendekatan PRISMA	37
4.2. Pengumpulan Data.....	38
4.2.1. Pengumpulan Dataset	38
4.2.2. Validasi Dataset	39
4.3. Dataset	40
4.3.1. Pembagian Dataset	40
4.3.2. Persiapan Perencanaan Eksperimen	42
4.4. Fase A	43
4.4.1. Eksperimen L1-CNN	43

4.4.2. Eksperimen DO-CNN	48
4.4.3. Eksperimen L2-CNN	54
4.5. Kinerja Regularisasi pada <i>Deep Learning</i>	59
4.6. Fase B (Eksperimen CLAHE)	60
4.6.1. CLAHE L1-CNN	61
4.6.2. CLAHE DO-CNN	66
4.6.3. CLAHE L2-CNN	70
4.7. Fase C (Eksperimen THT)	74
4.7.1. THT L1-CNN	75
4.7.2. THT DO-CNN	79
4.7.3. THT L2-CNN	84
4.8. Fase D (Eksperimen THT-CLAHE)	88
4.8.1. THCL L1-CNN	90
4.8.2. THCL DO-CNN	94
4.8.3. THCL L2-CNN	98
4.9. Fase E (DWT-CLAHE-THT)	102
4.9.1. Eksperimen DWT-THCL L1-CNN	104
4.9.2. Eksperimen DWT-THCL DO-CNN	108
4.9.3. Eksperimen DWT-THCL L2-CNN	112
4.10. Komparasi Hasil Regularisasi Deep Learning dengan Pre-Processing	116
4.11. Novelty model usulan	118
4.12. Fase F (<i>Cross Validation</i> Dataset)	119
4.13. Kinerja <i>Image Fusion</i> pada Deep Learning	128
4.14. Hasil Analisis Kualitatif Penelitian	130
4.15. Perhitungan Manual	131
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	137
5.1. Kesimpulan	137
5.2. Saran	138
DAFTAR PUSTAKA	139
LAMPIRAN	145
RINGKASAN LUARAN STUDI S3	146
ARTIKEL JURNAL ILMIAH BEREPUTASI 1	148
ARTIKEL JURNAL ILMIAH BEREPUTASI 2	160
ARTIKEL KONFERENSI ILMIAH BEREPUTASI	170
BUKU ISSN	181
HIBAH DIKTI PENELITIAN DOKTOR	184
Lampiran 7. Surat Penelitian - Yayasan Budaya Nusantara Digital	211
Lampiran 8. Surat Penelitian - Yayasan Budaya Sejahtera Bersama	213
Lampiran 9. Surat Penelitian - Yayasan Budaya Insani Mandiri Santani	215
Lampiran 8. Validasi Dataset - Yayasan Budaya Sejahtera Bersama	217
Lampiran 9. Validasi Dataset - Yayasan Budaya Insani Mandiri Santani	222
Lampiran 10. Validasi Dataset - Yayasan Budaya Nusantara Digital	224
Lampiran 11. Dokumentasi Wawancara dan Observasi	226
Lampiran 17. Kode Pemrograman Model Usulan	233

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Aksara Kaganga	10
Gambar 2.2 Huruf Utama Kaganga	11
Gambar 2.3 Tanda baca aksara Kaganga	11
Gambar 2.4 Diagram Wavelet Transform.....	15
Gambar 2.5 Tahapan DWT <i>Image Fusion</i>	16
Gambar 2.6 Blok Diagram Proses <i>Image Fusion</i>	17
Gambar 2.7 <i>Confusion Matrix</i>	20
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian	29
Gambar 3.2 Kelas Dataset Aksara Kaganga	32
Gambar 4.1 Alur PRISMA (SLR)	38
Gambar 4.2 Grafik Akurasi Model L1-CNN.....	44
Gambar 4.3 Grafik model <i>loss</i> Model L1-CNN	44
Gambar 4.4 Model <i>Confusion Matrix</i> L1-CNN.....	45
Gambar 4.5 Visualisasi Klasifikasi L1-CNN.....	48
Gambar 4.6 Grafik Akurasi Model DO-CNN.....	49
Gambar 4.7 Grafik <i>Loss Model</i> DO-CNN	50
Gambar 4.8 <i>Confusion Matrix Model</i> DO-CNN.....	51
Gambar 4.9 Visualisasi Klasifikasi DO-CNN	53
Gambar 4.10 Grafik Akurasi Model L2-CNN	55
Gambar 4.11 Grafik <i>Loss Model</i> L2-CNN	56
Gambar 4.12 <i>Confusion Matrix</i> L2-CNN	57
Gambar 4.13 Visualisasi Klasifikasi L2-CNN.....	59
Gambar 4.14 Penerapan CLAHE pada Citra Aksara	61
Gambar 4.15 Grafik Akurasi Model CLAHE L1-CNN.....	61
Gambar 4.16 Grafik <i>Loss Model</i> CLAHE L1-CNN.....	62
Gambar 4.17 <i>Confusion Matrix Model</i> CLAHE L1-CNN	63
Gambar 4.18 Visualisasi Klasifikasi Model CLAHE L1-CNN.....	65
Gambar 4.19 Grafik Akurasi Model CLAHE DO-CNN	66
Gambar 4.20 Grafik <i>Loss Model</i> CLAHE DO-CNN.....	67
Gambar 4.21 <i>Confusion Matrix Model</i> CLAHE DO-CNN	67
Gambar 4.22 Visualisasi Klasifikasi Model CLAHE DO-CNN.....	69
Gambar 4.23 <i>Confusion Matrix Model</i> CLAHE L2-CNN	70
Gambar 4.24 Grafik <i>Loss Model</i> CLAHE L2-CNN	71
Gambar 4.25 <i>Confusion Matrix Model</i> CLAHE L2-CNN.....	71
Gambar 4.26 Visualisasi Klasifikasi Model CLAHE L2-CNN.....	73
Gambar 4.27 Penerapan THT pada Citra Aksara	74
Gambar 4.28 Model Akurasi THT L1-CNN.....	75
Gambar 4.29 Model <i>Loss</i> THT L1-CNN	76
Gambar 4.30 <i>Confusion Matrix</i> THT L1-CNN	77
Gambar 4.31 Visualisasi Klasifikasi THT L1-CNN	79
Gambar 4.32 Grafik Model Akurasi THT DO-CNN.....	80
Gambar 4.33 Grafik <i>Loss</i> THT DO-CNN	80
Gambar 4.34 <i>Confusion Matrix</i> THT DO-CNN	81
Gambar 4.35 Visualisasi Klasifikasi THT DO-CNN.....	83

Gambar 4.36 Model Akurasi THT L2-CNN.....	84
Gambar 4.37 Model Loss THT L2-CNN.....	85
Gambar 4.38 <i>Confusion Matrix</i> THT L2-CNN	86
Gambar 4.39 <i>Confusion Matrix</i> THT L2-CNN	88
Gambar 4.40 <i>Confusion Matrix</i> THT L2-CNN	89
Gambar 4.41 Model Akurasi THCL L1-CNN	90
Gambar 4.42 Model Loss THCL L1-CNN	91
Gambar 4.43 <i>Confusion Matrix</i> THCL L1-CNN.....	91
Gambar 4.44 <i>Confusion Matrix</i> THCL L1-CNN.....	93
Gambar 4.45 Grafik Model Akurasi THCL DO-CNN	94
Gambar 4.46 Grafik Model Loss THCL DO-CNN	95
Gambar 4.47 Grafik Model Loss THCL DO-CNN	95
Gambar 4.48 Visualisasi Klasifikasi THCL DO-CNN.....	97
Gambar 4.49 Grafik Model Akurasi THCL L2-CNN.....	98
Gambar 4.50 Grafik Model Loss THCL L2-CNN.....	99
Gambar 4.51 <i>Conufusion Matrix</i> THCL L2-CNN.....	99
Gambar 4.52 Visualisasi Klasifikasi THCL L2-CNN	101
Gambar 4.53 Penerapan DWT-THCL pada Citra Aksara	103
Gambar 4.54 Model Akurasi <i>Image Fusion</i> DWT-THCL L1-CNN	104
Gambar 4.55 Model Loss <i>Image Fusion</i> DWT-THCL L1-CNN	105
Gambar 4.56 <i>Confusion Matrix Image Fusion</i> DWT-THCL L1-CNN	106
Gambar 4.57 Visualisasi Klasifikasi DWT-THCL L1-CNN.....	108
Gambar 4.58 Grafik Akurasi <i>Image Fusion</i> DWT-THCL DO-CNN	109
Gambar 4.59 Grafik Loss <i>Image Fusion</i> DWT-THCL DO-CNN	109
Gambar 4.60 <i>Confusion Matrix Image Fusion</i> DWT-THCL DO-CNN.....	110
Gambar 4.61 Visualiasi Klasifikasi DWT-THCL DO-CNN	112
Gambar 4.62 Grafik Akurasi <i>Image Fusion</i> DWT-THCL L2-CNN	113
Gambar 4.63 Grafik Loss <i>Image Fusion</i> DWT-THCL L2-CNN	113
Gambar 4.64 <i>Confusion Matrix Image Fusion</i> DWT-THCL L2-CNN	114
Gambar 4.65 Visualisasi Klasifikasi DWT-THCL L2-CNN.....	116
Gambar 4.66 Model DWT-THCL L2 CNN.....	118
Gambar 4.67 Model Akurasi DWT-THCL L2 CNN (75:15:10).....	120
Gambar 4.68 Model Loss DWT-THCL L2 CNN (75:15:10).....	121
Gambar 4.69 <i>Confusion Matrix</i> DWT-THCL L2 CNN (75:15:10).....	121
Gambar 4.70 <i>Confusion Matrix</i> DWT-THCL L2 CNN (75:15:10).....	123
Gambar 4.71 Model Akurasi DWT-THCL L2 CNN (80:10:10).....	124
Gambar 4.72 Model Loss DWT-THCL L2 CNN (80:10:10).....	124
Gambar 4.73 <i>Confusion Matrix</i> DWT-THCL L2 CNN (80:10:10).....	125
Gambar 4.74 Visualisasi Klasifikasi DWT-THCL L2 CNN (80:10:10)	127
Gambar 4.75 Matrix citra input CLAHE	131
Gambar 4.76 Pembagian blok matrix CLAHE ukuran 4x4.....	132
Gambar 4.77 Hasil matrix $I(i)$	134

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Klasifikasi Aksara Tradisional.....	22
Tabel 3.1 Skenario Eksperimen	34
Tabel 4.1 <i>Precision, Recall, F1-Score L1</i>	46
Tabel 4.2 <i>Precision, Recall, F1-Score DO</i>	52
Tabel 4.3 <i>Precision, Recall, F1-Score L2</i>	58
Tabel 4.4 Akurasi dari CNN with dropout, L1 and L2.....	60
Tabel 4.5 <i>Precision, Recall, F1-Score CLAHE-L1</i>	64
Tabel 4.6 <i>Precision, Recall, F1-Score CLAHE-DO</i>	68
Tabel 4.7 <i>Precision, Recall, F1-Score CLAHE-L2</i>	72
Tabel 4.8 <i>Precision, Recall, F1-Score THT-L1</i>	78
Tabel 4.9 <i>Precision, Recall, F1-Score THT-DO</i>	82
Tabel 4.10 <i>Precision, Recall, F1-Score THT-L2</i>	87
Tabel 4.11 <i>Precision, Recall, F1-Score THCL-L1</i>	92
Tabel 4.11 <i>Precision, Recall, F1-Score THCL-DO</i>	96
Tabel 4.13 <i>Precision, Recall, F1-Score THCL-L2</i>	100
Tabel 4.14 <i>Precision, Recall, F1-Score DWT-THCL L1-CNN</i>	107
Tabel 4.15 <i>Precision, Recall, F1-Score DWT-THCL DO-CNN</i>	111
Tabel 4.16 <i>Precision, Recall, F1-Score DWT-THCL L2-CNN</i>	115
Tabel 4.17 Komparasi Model Regularisasi.....	117
Tabel 4.18 <i>Precision, Recall, F1-Score DWT-THCL L2-CNN (75:15:10)</i>	122
Tabel 4.19 <i>Precision, Recall, F1-Score DWT-THCL L2-CNN (80:10:10)</i>	126
Tabel 4.20 Komparasi <i>Cross Validation</i> Data	127
Tabel 4.5 Komparasi Hasil Kinerja Model	129
Tabel 4.22 Nilai frekuensi histogram blok 1 (kiri atas).....	133

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Aksara yang terdapat di Indonesia memiliki ragam media dan alat tulis seperti dari peninggalan yang terpahat pada batu, kayu, tanduk hewan, lempengan emas serta tembaga dan perak, juga ditemukan peninggalan yang telah dibentuk seperti sebuah naskah dengan media daun lontar, janur kelapa, nipah dan bambu. Banyaknya ragam aksara di Indonesia, yang paling terkenal adalah aksara Ulu dan aksara Jawi. Terdapat perbedaan antara aksara Ulu dengan aksara Jawi dimana aksara Ulu lebih sederhana karena tidak memiliki pasangan serta mudah untuk dipelajari dibandingkan dengan aksara Jawi. Menurut sejarahnya aksara Ulu dikembangkan dari aksara Pallawa dan aksara Kawi yang kerap kali digunakan pada saat zaman kerajaan Sriwijaya Sumatera Selatan. Salah satu jenis aksara Ulu yaitu Ka-Ga-Nga atau Kaganga, yang sampai dengan saat ini masih digunakan oleh masyarakat Rejang Provinsi Bengkulu (Hudaidah & Rizki, 2022; Saputra et al., 2023; Sativa et al., 2023).

Bahasa Rejang dan tulisan aksara Kaganga adalah lambang identitas dan kembagaan sebuah etnik, sarana komunikasi, dan memperkaya ragam bahasa budaya yang ada di Indonesia. Namun, seiring dengan perkembangan zaman, fungsi-fungsi ini secara perlahan-lahan mengalami pengurangan dalam hal pengetahuan bagi generasi saat ini (Zoni, 2019). Generasi saat ini untuk menuliskan huruf aksara Kaganga dan menerjemahkan aksara hanya dapat dilakukan dengan cara bertanya pada pakar-pakar budaya. Selain itu, hanya sebagian kecil sekolah di Provinsi Bengkulu memasukkan pembelajaran aksara lokal ke dalam kurikulum mata pelajaran muatan lokal. Ini menyebabkan pembelajaran cara menulis huruf aksara Kaganga bagi masyarakat lokal sendiri masih sangat sulit untuk dipahami walaupun keseharian bahasa yang digunakan yang berasal dari huruf aksara Kaganga (Anggelita & Khair, 2023; Fitria et al., 2023).

Oleh sebab itu, pelestarian budaya aksara Kaganga sangat diperlukan dengan adanya pengenalan aksara Kaganga agar dapat dipahami oleh semua kalangan. Urgensi pentingnya masalah ini dikarenakan aksara merupakan aset yang penting sebagai warisan budaya. Aksara Kaganga telah didaftarkan oleh pemerintah setempat sebagai warisan tak

benda kepada organisasi pendidikan, keilmuan dan kebudayaan PBB yaitu UNESCO (Anggelita & Khair, 2023; Fitria et al., 2023).

Beberapa studi tentang identifikasi aksara dan tulisan tangan untuk melestarikan banyak budaya telah dikembangkan di beberapa bagian dunia, termasuk klasifikasi gambar tulisan tangan tradisional. Berdasarkan penelitian sebelumnya, metode *convolutional neural network* (CNN) (Abbas et al., 2022; Adli Kesaulya et al., 2022; Ahmed et al., 2021; Bintoro & Harjoko, 2022; Harjoseputro, 2020; Suriya et al., 2023; Ukil et al., 2020; Yuli Fauziah et al., 2021) merupakan metode dengan kinerja yang baik untuk pengenalan citra dibandingkan metode MobileNet (Agus Surya Darma et al., 2020; Ghosh et al., 2020) dan VGG16 (Bisht & Gupta, 2021; Dey et al., 2022). Misalnya, dalam penelitian Maliki dan Prayoga (2023), klasifikasi citra aksara Sunda dilakukan dari hasil data augmentasi menggunakan *flipping*, *rotation*, dan *translation*. Metode klasifikasi yang diusulkan dalam penelitian ini adalah CNN dengan tingkat keberhasilan 80% (Maliki & Prayoga, 2023).

Penelitian yang sama dilakukan oleh Abbas et al (2022), klasifikasi tulisan tangan menggunakan metode klasifikasi CNN dapat menghasilkan klasifikasi data pelatihan dengan tingkat akurasi 93%, dan terdapat penurunan akurasi menjadi 90,42% pada data validasi (Abbas et al., 2022). Pada penelitian yang juga dilakukan oleh Ghosh et al (2020), klasifikasi tulisan tangan set alfabet pada aksara bangla menggunakan metode klasifikasi CNN dengan tingkat akurasi 96,46% tingkat keberhasilan dalam mengenali 50 kelas aksara bangla. Berdasarkan penelitian sebelumnya diatas maka dapat disimpulkan bahwa dalam melakukan klasifikasi aksara dan tulisan tangan CNN dapat menghasilkan tingkat akurasi yang baik (Ghosh et al., 2020).

Namun, pada model pengenalan aksara menggunakan metode CNN rentan terhadap *overfitting* karena banyaknya parameter dan sedikitnya jumlah data latih yang digunakan untuk melatih model. Akibatnya, model dapat bekerja dengan baik pada sampel pelatihan, tetapi hasilnya pada sampel validasi atau pengujian buruk (Ali & Mallaiah, 2022). Klasifikasi citra aksara hanya menggunakan CNN masih memperoleh kinerja model yang belum maksimal sehingga perlu adanya penelitian dengan kombinasi metode yang dapat mengidentifikasi pengenalan aksara Kaganga dengan akurat dan waktu yang singkat meskipun memiliki citra memiliki masalah pencahayaan dan *noise* seperti coretan, bekas tinta dan lainnya (Ghosh et al., 2020).

Penelitian oleh Ingole dan Tijare (2024) menggunakan dataset citra dokumen tulisan tangan aksara Modi dengan menerapkan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) untuk meningkatkan kontras citra dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) untuk ekstraksi fitur karakter (Ingole & Tijare, 2024). Model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dibangun dalam penelitian ini berhasil mencapai akurasi 60% pada data validasi untuk mengenali karakter aksara Modi. Prakash, Hanumanthaiah, dan Mayigowda (2024) mengusulkan penggunaan CLAHE untuk meningkatkan kualitas citra dokumen aksara Tamil, dengan hasil akurasi mencapai 98,2% (Prakash et al., 2024). Sementara itu, Parashivamurthy dan Rajashekararadhya (2024) mengaplikasikan CLAHE pada citra aksara Kannada untuk meningkatkan visibilitas karakter tulisan tangan, yang menghasilkan tingkat akurasi 96% (Parashivamurthy & Rajashekararadhya, 2024). Semua penelitian tersebut menunjukkan bahwa penerapan teknik peningkatan citra seperti CLAHE dapat membantu meningkatkan akurasi dalam pengenalan karakter tulisan tangan pada berbagai aksara. Model CNN yang diterapkan dalam penelitian-penelitian ini mampu mengenali aksara dengan akurasi yang bervariasi tergantung pada aksara yang digunakan.

Metode *contrast-limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) cocok untuk kasus di mana peningkatan kontras diperlukan dalam gambar, terutama dalam skenario dengan gambar citra rendah. CLAHE adalah metode pemerataan histogram lokal yang mengatasi keterbatasan pemerataan histogram dengan meningkatkan kontras secara efektif melalui pemrosesan adaptif pada wilayah citra. Ini sangat berguna dalam peningkatan citra untuk meningkatkan kontras dan keterbacaan dalam kondisi pencahayaan terbatas (Bury, 2024).

Namun, efektivitas CLAHE dalam meningkatkan kontras harus memiliki kemampuan adaptasi terhadap bentuk dan karakteristik citra aksara. Pemberian contrast yang berlebihan akan menghilangkan garis yang membentuk tulisan aksara sehingga perlu adanya pendekatan teknik morfological analisis seperti *top-hat transform* (THT) untuk mempertahankan bentuk dari bentuk morfologi dari tulisan aksara (Saifullah, 2020).

Untuk mendapatkan hasil yang maksimal keunggulan dari CLAHE dan THT perlu dikombinasikan oleh metode *image fusion* seperti *discrete wavelet transform* (DWT) yang memiliki kemampuan dalam menggabungkan beberapa gambar menghasilkan satu

gambar dengan mempertahankan semua fitur yang diperlukan dari gambar asli (Yuan et al., 2023).

Klasifikasi citra aksara dengan menggunakan metode *convolutional neural network* (CNN) sering menghadapi masalah *overfitting*, yaitu kondisi di mana model terlalu fokus pada data latih sehingga kinerjanya menurun saat dihadapkan pada data baru. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan penerapan metode regularisasi yang bertujuan mengurangi dampak *overfitting* dan meningkatkan generalisasi model. Regularisasi membantu model untuk tidak hanya menghafal data latih, tetapi juga mengenali pola yang relevan dari data baru, sehingga meningkatkan akurasi keseluruhan (Santos & Papa, 2022).

Namun, citra aksara yang diklasifikasikan dalam penelitian ini mengandung tantangan tersendiri, terutama terkait dengan masalah kontras dan *noise*. Tulisan tangan pada aksara seringkali menimbulkan masalah seperti variasi ketebalan garis, coretan tidak sengaja, serta bekas tinta, yang dapat mengganggu proses klasifikasi. Untuk memperbaiki kualitas gambar dan mengatasi masalah ini, digunakan metode *contrast-limited adaptive histogram equalization* (CLAHE), yang bertujuan meningkatkan kontras lokal pada citra dengan cara yang lebih terkontrol. CLAHE dioptimalkan menggunakan metode *top-hat transform* (THT), sebuah teknik morfologi yang dirancang untuk memperbaiki citra dengan menghilangkan *noise* sekaligus mempertahankan bentuk morfologi tulisan aksara agar tetap utuh (Gonwirat & Surinta, 2022).

Selanjutnya, setelah menggunakan CLAHE dan THT untuk meningkatkan kualitas citra, langkah berikutnya adalah memastikan bahwa semua fitur penting dari gambar asli tetap dipertahankan. Untuk mencapai ini, digunakan metode *image fusion* berbasis *discrete wavelet transform* (DWT). Metode ini menggabungkan informasi dari beberapa gambar atau teknik pemrosesan menjadi satu gambar yang optimal, sehingga fitur-fitur penting tetap terjaga tanpa mengurangi kualitas citra asli (Liman et al., 2024).

Dalam penelitian ini, kombinasi dari *top-hat transform* (THT) dan *contrast-limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) diintegrasikan dengan metode *discrete wavelet transform* (DWT), yang disebut sebagai DWT-THCL. Kombinasi ini bertujuan untuk memaksimalkan kualitas citra sebelum proses klasifikasi oleh CNN. Dengan adanya kombinasi ini, CNN diharapkan mampu mengklasifikasikan aksara Kaganga dengan lebih akurat, meskipun citra tersebut memiliki *noise* dan kontras yang kurang

baik. Pendekatan ini juga bertujuan mempercepat proses klasifikasi, sehingga model dapat memberikan hasil yang cepat dan efisien meskipun dihadapkan pada tantangan citra yang kompleks seperti coretan atau bekas tinta pada tulisan tangan.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas maka beberapa poin rumusan masalah dalam penelitian ini:

1. Bagaimana cara mengurangi dampak *overfitting* pada model *convolutional neural network* (CNN) dalam klasifikasi citra aksara?
2. Bagaimana menggabungkan metode *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan *Top-Hat Transform* (THT) untuk mempertahankan bentuk morfologi dari aksara dalam citra yang akan diklasifikasikan?
3. Bagaimana penerapan metode *image fusion* dengan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dapat menghasilkan citra gabungan yang mempertahankan fitur penting dari gambar asli untuk mendukung kinerja model CNN dalam klasifikasi aksara?
4. Bagaimana kombinasi teknik DWT, THT dan CLAHE (DWT-THCL) dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi waktu pada model CNN dalam klasifikasi aksara Kaganga meskipun citra mengandung masalah kontras dan *noise* seperti coretan dan bekas tinta?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan dari penelitian ini yaitu :

1. Untuk mengembangkan metode klasifikasi citra aksara Kaganga yang lebih akurat dan efisien menggunakan *convolutional neural network* (CNN) dengan meminimalkan masalah *overfitting* melalui penerapan metode regularisasi.
2. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengatasi tantangan dalam pemrosesan citra aksara yang sering mengalami masalah kontras dan *noise*, seperti coretan dan bekas tinta, yang dihasilkan dari tulisan tangan. Untuk itu, digunakan *teknik contrast-limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) yang dioptimalkan

dengan *top-hat transform* (THT) guna mempertahankan bentuk morfologi aksara.

3. Untuk menerapkan metode *image fusion* berbasis *Discrete Wavelet Transform* (DWT) agar menghasilkan citra gabungan yang dapat mempertahankan fitur penting dari citra asli aksara.
4. Kombinasi dari DWT, THT dan CLAHE (DWT-THCL) dapat meningkatkan kinerja akurasi CNN dalam melakukan klasifikasi aksara Kaganga meskipun citra tersebut mengandung *noise* dan masalah kontras.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

1. Penerapan metode regularisasi dalam CNN akan membantu mengurangi overfitting, sehingga model lebih mampu mengenali pola yang benar dan menghindari penurunan kinerja pada data baru. Ini penting untuk memperkuat generalisasi model dalam klasifikasi citra aksara.
2. Penggunaan CLAHE dan THT dalam penelitian ini bermanfaat untuk memperbaiki citra yang mengalami masalah kontras dan noise, sehingga citra yang dihasilkan lebih jelas dan morfologi aksara tetap terjaga. Hal ini penting dalam memastikan fitur penting dari aksara tetap dikenali oleh model.
3. Penelitian memberikan kontribusi pada usulan metode kombinasi DWT-THCL untuk meningkatkan akurasi klasifikasi Kaganga.
4. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi pengenalan aksara lokal, khususnya Kaganga, yang bisa digunakan dalam pelestarian budaya serta pengembangan sistem pembelajaran dan dokumentasi berbasis digital.

1.5. Ruang Lingkup Penelitian

Pada penelitian ini akan dilakukan di beberapa lokasi yang ada di Provinsi Bengkulu untuk mendapatkan solusi permasalahan dan mengumpulkan data yang menjadi objek pada penelitian. Lokasi yang menjadi target penelitian yaitu :

1. Riset Aksara Digital (RAD) oleh Yayasan Sejahtera Bersama (Bengkulu)
2. Riset Budaya dan Digital oleh Yayasan Insani Mandiri Santani (Bengkulu)

3. Yayasan Budaya Nusantara Digital (Jakarta)

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan disertasi terdiri dari lima bab sebagai berikut Pendahuluan, Tinjauan Pustaka, Metodologi, Hasil dan Pembahasan (Penerapan Regularisasi dan Penerapan *Image Fusion*), Kesimpulan dan Saran.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbas, S., Alhwaiti, Y., Fatima, A., A. Khan, M., Adnan Khan, M., M. Ghazal, T., Kanwal, A., Ahmad, M., & Sabri Elmitwally, N. (2022). Convolutional Neural Network Based Intelligent Handwritten Document Recognition. *Computers, Materials & Continua*, 70(3), 4563–4581. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.021102>
- Adhini, H. A., & Somantri, K. (2022). Exploration of Kaganga Batik Painting Techniques On Lantung Bark Material with The Application Of Applique and Raffia Embroidery Techniques in Ready-To-Wear Deluxe. *Indonesian Textile Conference*, 4, 177–204.
- Adli Kesaulya, G. N., Fariza, A., & Karlita, T. (2022). Javanese Script Text Image Recognition Using Convolutional Neural Networks. *2022 International Electronics Symposium (IES)*, 534–539. <https://doi.org/10.1109/IES55876.2022.9888527>
- Agus Surya Darma, I. W., Suciati, N., & Siahaan, D. (2020). Neural Style Transfer and Geometric Transformations for Data Augmentation on Balinese Carving Recognition using MobileNet. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 13(6).
- Ahmed, R., Gogate, M., Tahir, A., Dashtipour, K., Al-Tamimi, B., Hawalah, A., El-Affendi, M. A., & Hussain, A. (2021). Novel deep convolutional neural network-based contextual recognition of Arabic handwritten scripts. *Entropy*, 23(3), 340.
- Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. (2017). Understanding of a convolutional neural network. *2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, 1–6.
- Ali, A. A. A., & Mallaiah, S. (2022). Intelligent handwritten recognition using hybrid CNN architectures based-SVM classifier with dropout. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(6), 3294–3300.
- Anggelita, E., & Khair, U. (2023). *Implementasi Muatan Lokal Aksara Kaganga Rejang pada Siswa Kelas III SDN 72 Rejang Lebong*. e-theses.iaincurup.ac.id. [http://e-theses.iaincurup.ac.id/5073/1/IMPLEMENTASI MUATAN LOKAL AKSARA KAGANGA REJANG PADA SISWA KELAS III SDN 72 REJANG LEBONG %281%29.pdf](http://e-theses.iaincurup.ac.id/5073/1/IMPLEMENTASI%20MUATAN%20LOKAL%20AKSARA%20KAGANGA%20REJANG%20PADA%20SISWA%20KELAS%20III%20SDN%2072%20REJANG%20LEBONG%20%281%29.pdf)
- Anggraeny, F. T., Via, Y. V., & Mumpuni, R. (2023). Image preprocessing analysis in handwritten Javanese character recognition. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 12(2), 860–867. <https://doi.org/10.11591/eei.v12i2.4172>
- Arora, D., Garg, M., & Gupta, M. (2020). Diving deep in deep convolutional neural network. *2020 2nd International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN)*, 749–751.
- Asmahasanah, S., Marini, A., & Sumantri, M. S. (2022). Java-Sunda Students'

- Appreciation on The Learning of Rejang Language as A Local Subject in Elementary Schools, North Bengkulu. *International Journal of Multidisciplinary: Applied Business and Education Research*, 3(5), 948–958.
- Balakrishna, T., Hannan, M. A., Nimishka, G., & Subba reddy, G. (2023). DWT-Based Image Fusion Technique in Matlab: Identifying the most effective method. *E3S Web of Conferences*, 391, 01076. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202339101076>
- Barjasteh, A., Ghafouri, S. H., & Hashemi, M. (2024). A hybrid model based on discrete wavelet transform (DWT) and bidirectional recurrent neural networks for wind speed prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 127, 107340.
- Basha, S. H. S., Dubey, S. R., Pulabaigari, V., & Mukherjee, S. (2020). Impact of fully connected layers on performance of convolutional neural networks for image classification. *Neurocomputing*, 378, 112–119.
- Bhavana, V., & Krishnappa, H. K. (2015). Multi-modality medical image fusion using discrete wavelet transform. *Procedia Computer Science*, 70, 625–631.
- Bintoro, P., & Harjoko, A. (2022). Lampung Script Recognition Using Convolutional Neural Network. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 16(1), 23. <https://doi.org/10.22146/ijccs.70041>
- Bisht, M., & Gupta, R. (2021). Fine-tuned pre-trained model for script recognition. *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, 6(5), 1297.
- Botifar, M. (2020). Designing Rejang Language Curriculum as Second Language in Primary Schools: Local Language Retention Efforts. *Department of English and Languages*, 42.
- Bury, T. (2024). GAN-CLAHE: Generative Adversarial Networks Enhanced with CLAHE for Image Generation Process. *International Conference on Information and Software Technologies*, 61–70.
- Dey, R., Balabantaray, R. C., & Samanta, S. (2022). Recognition of handwritten characters from Devanagari, Bangla, and Odia languages using transfer-learning-based VGG-16 networks. *The Imaging Science Journal*, 70(2), 61–74.
- Ding, X., He, F., Lin, Z., Wang, Y., Guo, H., & Huang, Y. (2020). Crowd density estimation using fusion of multi-layer features. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(8), 4776–4787.
- Elkhayati, M., Elkettani, Y., & Mourchid, M. (2022). Segmentation of handwritten Arabic graphemes using a directed convolutional neural network and mathematical morphology operations. *Pattern Recognition*, 122, 108288.
- Fayyaz, Z., Ebrahimian, M., Nawara, D., Ibrahim, A., & Kashef, R. (2020). Recommendation systems: Algorithms, challenges, metrics, and business opportunities. *Applied Sciences*, 10(21), 7748.

- Ferdi Hasan, M., Monita, D., & Sukiman. (2024). Revitalisation of Rejang tribal local wisdom: integration of cultural values in the operational curriculum innovation of elementary schools in Rejang Lebong, Indonesia. *Education 3-13*, 1–18.
- Fidatama, M. I., Bimantoro, F., Nugraha, G. S., Irmawati, B., & Dwiyanaputra, R. (2023). Recognition of Bima script handwriting patterns using the local binary pattern feature extraction method and K-nearest neighbour classification method. *AIP Conference Proceedings*, 2482, 020009. <https://doi.org/10.1063/5.0111770>
- Fitria, F., Taqiyuddin, M., & Jaya, G. P. (2023). *Keterampilan Menulis Aksara Ka Ga Nga Di SDN 07 Rejang Lebong*. e-theses.iaincurup.ac.id. <http://e-theses.iaincurup.ac.id/4460/>
- Ghislain, F., Beaudelaire, S. T., & Daniel, T. (2024). An accurate unsupervised extraction of retinal vasculature using curvelet transform and classical morphological operators. *Computers in Biology and Medicine*, 178, 108801.
- Ghosh, T., Abedin, M. M.-H.-Z., Chowdhury, S. M., Tasnim, Z., Karim, T., Reza, S. M. S., Saika, S., & Yousuf, M. A. (2020). Bangla handwritten character recognition using MobileNet V1 architecture. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(6), 2547–2554.
- Gonwirat, S., & Surinta, O. (2022). Deblurgan-cnn: effective image denoising and recognition for noisy handwritten characters. *IEEE Access*, 10, 90133–90148.
- Gusenbauer, M., & Haddaway, N. R. (2020). Which academic search systems are suitable for systematic reviews or meta-analyses? Evaluating retrieval qualities of Google Scholar, PubMed, and 26 other resources. *Research Synthesis Methods*, 11(2), 181–217.
- Handayani, A. N., Herwanto, H. W., Chandrika, K. L., & Arai, K. (2021). Recognition of handwritten Javanese script using backpropagation with zoning feature extraction. *Knowledge Engineering and Data Science*, 4(2), 117–127.
- Harjoseputro, Y. (2020). A Classification Javanese Letters Model using a Convolutional Neural Network with KERAS Framework. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(10). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0111014>
- Hernández-Vázquez, M. A., Hernández-Rodríguez, Y. M., Cortes-Rojas, F. D., Bayareh-Mancilla, R., & Cigarroa-Mayorga, O. E. (2024). Hybrid feature mammogram analysis: detecting and localizing microcalcifications combining Gabor, Prewitt, GLCM features, and top hat filtering enhanced with CNN architecture. *Diagnostics*, 14(15), 1691.
- Hidayat, Ahmad, A., Purwandari, K., Cenggoro, Wawan, T., & Pardamean, B. (2020). ScienceDirect 5th International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2020 A Convolutional Neural Network-based Ancient Sundanese Character Classifier with Data Augmentation. *Procedia Computer Science*, 00(2020), 4–10. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.12.025>

- 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.
- Hong, C. S., & Oh, T. G. (2021). TPR-TNR plot for confusion matrix. *Communications for Statistical Applications and Methods*, 28(2), 161–169.
- Hudaidah, H., & Rizki, T. (2022). Upaya Pelestarian Ka Ga Nga Aksara Lokal Suku Rejang Di Kabupaten Rejang Lebong. *Criksetra: Jurnal Pendidikan Sejarah*, 11(2), 155–165. <https://doi.org/10.36706/jc.v11i2.18323>
- Ingole, K. R., & Tijare, P. (2024). Comparative Study of Feature Extraction Techniques for Handwritten Ancient Modi Script Recognition. *Journal of Computational Analysis & Applications*, 33(5).
- Islam, M. M., Haque, M. R., Iqbal, H., Hasan, M. M., Hasan, M., & Kabir, M. N. (2020). Breast cancer prediction: a comparative study using machine learning techniques. *SN Computer Science*, 1, 1–14.
- Javadi, S., Dahl, M., & Pettersson, M. I. (2021). Vehicle detection in aerial images based on 3D depth maps and deep neural networks. *IEEE Access*, 9, 8381–8391.
- Kowsalya, S., & Periasamy, P. S. (2019). Recognition of Tamil handwritten character using modified neural network with aid of elephant herding optimization. *Multimedia Tools and Applications*, 78(17), 25043–25061. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-7624-2>
- Liman, M. A., Josef, A., & Kusuma, G. P. (2024). Handwritten character recognition using deep learning algorithm with machine learning classifier. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 8(1), 150–157.
- Maliki, I., & Prayoga, A. S. (2023). Implementation of Convolutional Neural Network for Sundanese Script Handwriting Recognition With Data Augmentation. *Journal of Engineering Science and Technology*, 18(2), 1113–1123.
- Moradi, R., Berangi, R., & Minaei, B. (2020). A survey of regularization strategies for deep models. *Artificial Intelligence Review*, 53(6), 3947–3986.
- Niu, H., Xu, W., Akbarzadeh, H., Parvin, H., Beheshti, A., & Alinejad-Rokny, H. (2020). Deep feature learnt by conventional deep neural network. *Computers & Electrical Engineering*, 84, 106656.
- Nugraha, R., Bagaskara, A., & Retnowati, T. H. (2023). Aksara Ulu Lubuklinggau and Its Implementation in the Senior High School Cultural Arts Learning Material Module. *International Journal of Multicultural and Multireligious Understanding*, 10(10), 194–201.
- Pahlawan, P., Prabowo, S., Mudzofar, M., & R, A. M. A. (2018). EFEKTIVITAS MEDIA APLIKATIF DALAM PEMBELAJARAN AKSARA “KA GA NGA” SEBAGAI UPAYA MELESTARIKAN KEARIFAN LOKAL SUKU REJANG BENGKULU UTARA. *PKM-P*, 2(2). <https://doi.org/10.32832/pkm-p.v2i2.211>

- Parashivamurthy, S. P. T., & Rajashekararadhya, S. V. (2024). Recognition of Kannada character scripts using hybrid feature extraction and ensemble learning approaches. *Cybernetics and Systems*, 55(8), 1977–2012.
- Parmadi, B. (2021). Globalization Of Tourism Industry Toward Culture Of Local Wisdom In The Existence Of Pseudo Traditional Art Case Study of the Commodification of Bengkulu Traditional Arts. *Lekesan: Interdisciplinary Journal of Asia Pacific Arts*, 4(2), 102–109.
- Powers, D. M. W. (2020). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *ArXiv Preprint ArXiv:2010.16061*.
- Prakash, P., Hanumanthaiah, S. K. Y., & Mayigowda, S. B. (2024). CRNN model for text detection and classification from natural scenes. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, 13(1), 839.
- Putri, D. U. K., Pratomo, D. N., & Azhari. (2023). Hybrid convolutional neural networks-support vector machine classifier with dropout for Javanese character recognition. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 21(2), 346–353. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i2.24266>
- Rasyidi, M. A., Bariyah, T., Riskajaya, Y. I., & Septyani, A. D. (2021). Classification of handwritten Javanese script using random forest algorithm. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(3), 1308–1315. <https://doi.org/10.11591/eei.v10i3.3036>
- Rosmala, D., & Rifaldy, M. R. (2023). Implementation of architecture LeNet - 5 for Javanese scripts handwriting recognition. *AIP Conference Proceedings*, 2772, 040007. <https://doi.org/10.1063/5.0124461>
- Saifullah, S. (2020). ANALISIS PERBANDINGAN HE DAN CLAHE PADA IMAGE ENHANCEMENT DALAM PROSES SEGMENTASI CITRA UNTUK DETEKSI FERTILITAS TELUR. 9, 134–145. <https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.23013>
- Santos, C. F. G. Dos, & Papa, J. P. (2022). Avoiding overfitting: A survey on regularization methods for convolutional neural networks. *ACM Computing Surveys (Csur)*, 54(10s), 1–25.
- Saputra, D., Rusmana, A., & Rizal, E. (2023). Maintaining collective memory existence through Gelumpai Manuscripts preservation at the South Sumatra Museum. *Jurnal Kajian Informasi & Perpustakaan*, 11(2), 287–304.
- Sativa, A., Irham, M. I., & Wanto, S. (2023). The Tabot Tradition: Exploring the Spread of Islam and Cultural Interaction in Bengkulu. *Jurnal Sosiologi USK (Media Pemikiran & Aplikasi)*, 17(1), 85–94.
- Setiawan, A., Prabowo, A. S., & Puspaningrum, E. Y. (2019). Handwriting Character Recognition Javanese Letters Based on Artificial Neural Network. *Network Security and Information System (IJCONSIST)*, 1(1), 39–42.
- Sikulo, S., & Andesti, D. (2020). Sekali Duduk Bisa Menulis Huruf Rejang, dengan

Teknik Akrostik. *ABDI HUMANIORA: Jurnal Pengabdian Masyarakat Bidang Humaniora*, 2(1), 1–10.

- Sugianela, Y., & Suciati, N. (2019). Javanese document image recognition using multiclass support vector machine. *CommIT (Communication and Information Technology) Journal*, 13(1), 25–30.
- Suriya, D. S., Nivetha, S., Pavithran, P., Venkat S., A., K. G., S., & G., E. (2023). Effective Tamil Character Recognition Using Supervised Machine Learning Algorithms. *EAI Endorsed Transactions on E-Learning*, 8(2), e1. <https://doi.org/10.4108/eetel.v8i2.3025>
- Susanto, A., Mulyono, I. U. W., Sari, C. A., Rachmawanto, E. H., & Ali, R. R. (2022). Javanese Character Recognition Based on K-Nearest Neighbor and Linear Binary Pattern Features. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v7i3.1491>
- Tulbure, A.-A., Tulbure, A.-A., & Dulf, E.-H. (2022). A review on modern defect detection models using DCNNs–Deep convolutional neural networks. *Journal of Advanced Research*, 35, 33–48.
- Uddin, S., Haque, I., Lu, H., Moni, M. A., & Gide, E. (2022). Comparative performance analysis of K-nearest neighbour (KNN) algorithm and its different variants for disease prediction. *Scientific Reports*, 12(1), 6256.
- Ukil, S., Ghosh, S., Obaidullah, S. M., Santosh, K. C., Roy, K., & Das, N. (2020). Improved word-level handwritten indic script identification by integrating small convolutional neural networks. *Neural Computing and Applications*, 32, 2829–2844.
- Yuan, Z., Wei, Z., Jin, L., Zhao, S., Liu, X., Zhang, Y., & Zhou, G. (2023). CLAHE-Based Low-Light Image Enhancement for Robust Object Detection in Overhead Power Transmission System. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 38, 2240–2243. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2023.3269206>
- Yuli Fauziah, Kevin Aprilianta, & Heru Cahya Rustamaji. (2021). Convolutional Neural Network Method for Classification of Syllables in Javanese Script. *International Journal of Artificial Intelligence & Robotics (IJAIR)*, 3(2), 80–89. <https://doi.org/10.25139/ijair.v3i2.4395>
- Zafar, A., Aamir, M., Mohd Nawi, N., Arshad, A., Riaz, S., Alruban, A., Dutta, A. K., & Almotairi, S. (2022). A comparison of pooling methods for convolutional neural networks. *Applied Sciences*, 12(17), 8643.
- Zoni, H. (2019). Pengembangan Bahan Ajar Aksara Rejang (Kaganga) Berbasis Proyek(Project Based Learning) Sebagai Upaya Melestarikan Eksistensi Bahasa Daerah Pada Mata Pelajaran Muatan Lokal. *Jurnal Pembelajaran Dan Pengajaran Pendidikan Dasar*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.33369/dikdas.v2i1.8676>