

**PENERAPAN METODE *DEEP LEARNING* UNTUK IDENTIFIKASI
WAYANG INDONESIA**

SKRIPSI

AGUNG WAHYUDI

178160072



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2023**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 10/7/23

Access From (repository.uma.ac.id)10/7/23

PENERAPAN METODE *DEEP LEARNING* UNTUK IDENTIFIKASI WAYANG INDONESIA

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area

Oleh:

AGUNG WAHYUDI

178160072

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2023**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 10/7/23

Access From (repository.uma.ac.id)10/7/23

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Penerapan Metode *Deep Learning* Untuk Identifikasi Wayang Indonesia.

Nama : Agung Wahyudi

NPM : 178160072

Fakultas : Teknik Informatika

Prodi : Informatika

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing


Dr. Dian Noviani ST, M.Kom
Pembimbing I


Muhathir ST, M.Kom
Pembimbing II

Diketahui,


Dr. Rahmatul Syah S.Kom, M.Kom
NIDN : 0105058804


Dr. Rahmatul Syah S.Kom, M.Kom
NIDN : 0109038902

Tanggal Lulus : 24 Januari 2023

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa tugas akhir ini adalah hasil penelitian, pemikiran dan presentasi asli saya sendiri. Saya tidak mencantumkan tanpa pengakuan bahwa yang telah diterbitkan atau ditulis oleh orang lain sebelumnya, atau sebagai bahan yang telah diajukan untuk gelar diploma di Universitas Medan Area atau perguruan tinggi lainnya.

Apabila dikemudian hari terdapat kejanggalan dan ketidak benaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Universitas Medan Area.

Demikian pernyataan ini saya buat.



Medan, 13/06/2023

Yang membuat pernyataan

Agung wahyudi

178160072

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS
AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademika Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Agung wahyudi
NPM : 178160072
Fakultas : Teknik
Studi : Informatika
Jenis Karya : Tugas Akhir

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, setuju untuk memberikan kepada Universitas Medan **Hak Bebas Royalti Non-eksklusif (Non-exclusive RoyaltyFree Right)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Penerapan Metode *Deep Learning* Untuk Identifikasi Wayang Indonesia

Dengan Hak Bebas Royalti yang bersifat non-eksklusif ini, Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihkan media/format, mengelola dalam bentuk database, memelihara dan mempublikasikan tugas akhir/tesis/skripsi saya selama saya tetap menyebut nama saya sebagai pencipta/penulis dan sebagai pemilik hak cipta. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di: Medan

Pada Tanggal: 13 Juni 2023

Yang menyatakan



(Agung Wahyudi)

ABSTRAK

Wayang kulit adalah salah satu dari sekian banyak budaya yang dapat ditemukan di Indonesia. Seni pertunjukan Jawa ini wajib dilestarikan untuk kepentingan generasi mendatang. Karakter wayang di Indonesia banyak sekali, namun yang paling terkenal adalah punakawan. Semar, Gareng Petruk, Bagong, dan tiga tokoh wayang punakawan lainnya menjadi pemerannya. Penelitian ini mengembangkan sistem berbasis *deep learning* untuk mengidentifikasi objek wayang guna melestarikan wayang punakawan agar generasi mendatang dapat mengenalinya. *LeNet* model teknik *deep learning* yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data dengan struktur 2 dimensi dan sangat ringan serta cepat dalam mengidentifikasi objek, Mengklasifikasikan objek memerlukan dua langkah, seperti proses pelatihan dan pengujian. Ada 100 langkah iterasi dalam proses pelatihan yang baik pada penelitian ini. *Convolution Normal* mendapatkan nilai akurasi sebesar 86 % dengan *loss* 0.1 dan *Depthswize Separable* mendapatkan nilai akurasi sebesar 80 % dengan *loss* 0.2.

Kata Kunci : Deteksi objek, LeNet, Depthswize Separable, akurasi.

ABSTRACT

Wayang kulit is one of the many cultures that can be found in Indonesia. This Javanese performing art must be preserved for the benefit of future generations. There are many wayang characters in Indonesia, but the most famous is the punakawan. Semar, Gareng Petruk, Bagong, and three other clown clown characters play the roles. This research develops a deep learning-based system to identify wayang objects in order to preserve clown clown puppets so that future generations can recognize them. LeNet, a deep learning engineering model that is very good at classifying data with a 2-dimensional structure and is very light and fast in identifying objects. Classifying objects requires two steps, such as training and testing processes. There are 100 iteration steps in a good training process in this study. Convolution Normal gets an accuracy value of 86% with a loss of 0.1 and Depthswize Separable gets an accuracy value of 80% with a loss of 0.2.

Keywords : *Object detection, LeNet, Depthswize Separable, accuracy.*

RIWAYAT HIDUP

Agung wahyudi, dilahirkan di Berangir pada tanggal 31 Oktober 1999. Anak Ketiga (3) dari lima (5) bersaudara yaitu pasangan dari Agus Sugiono dan Suratik.

Penulis menyelesaikan pendidikan sekolah dasar di Sekolah Dasar (SD) N 114620, Kecamatan NA IX-X, Kabupaten Labuhan Batu Utara pada tahun 2011. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMPN 2 NA IX-X Desa Sei Raja , Kecamatan NA IX-X, Kabupaten Labuhan Batu Utara, selama 3 tahun penuh dan selesai pada tahun 2014. Penulis melanjutkan pendidikan selanjutnya pada Sekolah Menengah Atas (SMA) di SMA N1 NA IX-X, pada tahun 2014 dan lulus pada tahun 2017.

Pada tahun yang sama penulis kembali melanjutkan pendidikan pada perguruan tinggi swasta, tepatnya pada Universitas Medan Area (UMA) Fakultas Teknik pada program studi Informatika. Selama masa perkuliahan penulis mengikuti berbagai kegiatan seperti kegiatan Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) selain itu penulis juga ikut dalam beberapa penelitian yang dipublikasikan dalam bentuk jurnal.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Penerapan Metode *Deep Learning* Untuk Identifikasi Wayang Indonesia”. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan pendidikan Program Strata-1 pada Fakultas Teknik Program Studi Teknik Informatika di Universitas Medan Area.

Penulis menyadari bahwa karya ini tidak akan mungkin terwujud tanpa adanya dorongan, motivasi, dukungan, bimbingan, dan kerjasama dari semua pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa, atas berkat dan rahmat-Nya skripsi ini dapat terselesaikan.
2. Orang Tua Bapak dan Ibu penulis yang telah mendukung, memberi semangat, motivasi dan banyak perhatian serta memenuhi segala kebutuhan yang dibutuhkan penulis selama masa penyusunan tugas akhir/skripsi ini.
3. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
4. Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M.Kom, selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
5. Ibu Susilawati, S.Kom., M.Kom., selaku Wakil Dekan Bidang Akademik Universitas Medan Area.
6. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Universitas Medan Area.

7. Bapak Dr. Dian Noviandri ST, M.Kom, selaku dosen pembimbing I yang telah memberikan banyak masukan, kritik, saran dan motivasi kepada penulis serta membimbing penulis dalam menyelesaikan tugas akhir/skripsi ini terselesaikan.
8. Bapak Muhathir ST. M,Kom, selaku dosen pembimbing II, yang telah memberikan arahan, bimbingan, semangat, motivasi dan dorongan kepada penulis hingga penyusunan tugas akhir/skripsi ini terselesaikan.
9. Kepada Elia Fikri Astriana S.Pd yang saya sayangi terima kasih atas dukungan dan perhatiannya selama saya mengerjakan skripsi ini.
10. Teman-teman mahasiswa yang telah memberikan dukungan dan kebersamaan selama 4 tahun masa perkuliahan hingga saat ini.
11. Serta semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir/skripsi ini, yang namanya tidak bisa disebutkan satu persatu.
Terima kasih banyak.

Sebagai manusia, penulis tidak pernah luput dari kesalahan, penulis menyadari bahwa Tugas Akhir/Skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk pengembangan selanjutnya.

Medan, 13 Juni 2023

(Agung wahyudi)
NPM : 178160072

DAFTAR ISI

ABSTRAK	
RIWAYAT HIDUP	
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	5
1.3. Batasan Masalah.....	5
1.4. Tujuan dan Manfaat Penelitian	6
1.5. Sistematika Penulisan.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1. Penelitian Terdahulu	8
2.2. Wayang Punakawan	12
2.3. Pengolahan Citra Digital	13
2.3.1. Defenisi Citra Digital	13
2.3.2. Defenisi Pengolahan Citra Digital	14
2.3.3. Segmentasi Citra Digital	14
2.4. Segmentasi Berdasarkan Warna	15
2.4.1 Warna <i>RGB</i>	15
2.5. <i>Machine Learning</i>	16
2.6. <i>Deep Learning</i>	17
2.7. <i>Feature learning</i>	18
2.7.1. <i>Convolution layer</i>	18
2.7.2. <i>Rectified Linear Unit(ReLU)</i>	19

2.7.3. <i>Pooling layer</i>	19
2.8. <i>Fully Connected Layer</i>	20
2.9. <i>Aktifasi Softmax</i>	21
2.10. <i>Arsitektur LeNet</i>	22
2.11. <i>Confusion Matrix</i>	23
2.12. <i>Model Optimizer</i>	24
2.13. <i>Learning Rate</i>	25
2.14. <i>Epoch</i>	27
2.15. <i>Phyton</i>	27
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM.....	28
3.1. <i>Populasi dan Sampel</i>	28
3.2. <i>Metode Pengambilan Data</i>	28
3.3. <i>Analisis Sistem</i>	28
3.3.1. <i>Arsitektur Penelitian</i>	29
3.4. <i>Pembagian Dataset</i>	29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	30
4.1. <i>Hasil</i>	30
4.1.1. <i>Training metode LeNet Convolution Neural Network</i>	30
4.1.2. <i>Pencarian Hyperparameter</i>	31
4.1.3. <i>Pengaruh Jumlah Epoch dengan Batch Size LeNet</i>	31
4.1.4. <i>Pengaruh Optimizer LeNet</i>	32
4.1.5. <i>Pengaruh Fungsi Aktivasi LeNet</i>	33
4.1.6. <i>Hyperparameter LeNet</i>	33
4.1.7. <i>Grafik Accuracy dan Loss LeNet</i>	34
4.1.8. <i>Confusion Matrix LeNet</i>	34
4.1.9. <i>Training Metode Depthswize Separable</i>	35

4.1.10. Pengaruh Jumlah <i>Epoch</i> dengan <i>Batch Size Depthswize Separable</i>	35
4.1.11. Pengaruh <i>Optimizer Depthswize Separable</i>	36
4.1.12. Pengaruh Fungsi Aktivasi <i>Depthswize Separable</i>	37
4.1.13. <i>Hyperparameter Depthswize Separable</i>	38
4.1.14. <i>Grafik Depthswize Separable</i>	38
4.1.15. <i>Confusion Matrix Depthswize Separable</i>	39
4.1.16. Model Evaluasi.....	40
4.2. Pembahasan.....	41
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	43
5.1. Kesimpulan	43
5.2. Saran	43
DAFTAR PUSTAKA	44

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Wayang Punakawan	13
Gambar 2.2. Koordinat Citra Digital.....	15
Gambar 2.3. Operasi <i>Max Pooling</i>	20
Gambar 2.4. Arsitektur <i>LeNet</i>	22
Gambar 2.5. Rangkuman Arsitektur <i>LeNet</i>	23
Gambar 2.6. Pengaruh tetapan nilai <i>learning rate</i> terhadap information loss : (a) nilai <i>learning rate</i> yang sangat kecil dan (b) nilai <i>learning rate</i> yang sangat besar	26
Gambar 2.7. Pengaruh tetapan nilai <i>learning rate</i> terhadap <i>information konvergensi</i>	26
Gambar 3.1. Sampel data gambar wayang.....	28
Gambar 3.2. Arsitektur Penelitian.....	29
Gambar 4.1. Arsitektur <i>LeNet</i> menggunakan <i>Maxpooling</i>	30
Gambar 4.2. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> <i>LeNet</i>	34
Gambar 4.3. Confusion Matrix <i>LeNet</i>	34
Gambar 4.4. Arsitektur <i>LeNet Depthswize Separable</i> menggunakan <i>Maxpooling</i>	35
Gambar 4.5. Grafik <i>Depthswize Separable</i>	39
Gambar 4.6. Confusion Matrix <i>Depthswize separable</i>	39

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Penelitian Terdahulu.....	8
Tabel 2.2.	<i>Confusion Matrix</i>	23
Tabel 3.1.	Pembagian Dataset	29
Tabel 4.1.	Tabel Kandidat	31
Tabel 4.2.	Perbandingan <i>Epoch</i> dengan <i>Batch Size LeNet</i>	31
Tabel 4.3.	Perbandingan <i>Optimizer LeNet</i>	32
Tabel 4.4.	Fungsi Aktivasi <i>LeNet</i>	33
Tabel 4.5.	Pilihan Kandidat <i>Hyperparameter LeNet</i>	33
Tabel 4.6.	Perbandingan <i>Epoch</i> dengan <i>Batch Size Depthswize Separable</i>	36
Tabel 4.7.	Perbandingan <i>Optimizer Depthswize Separable</i>	37
Tabel 4.8.	Fungsi Aktivasi <i>Depthswize Separable</i>	38
Tabel 4.9.	Pilihan Kandidat <i>Hyperparameter Depthswize Separable</i>	38
Tabel 4.10.	<i>LeNet Convolution Normal</i>	40
Tabel 4.11.	<i>LeNet Depthswize Separable</i>	40
Tabel 4.12.	Perbandingan Penelitian Terdahulu.....	41

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil Plagiat.....	48
Lampiran 2. <i>Source Code</i>	49
Lampiran 3. SK Pembimbing Tugas Akhir	50
Lampiran 4. Surat Pengantar Riset	51
Lampiran 5. Surat Selesai Riset	52



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Seni merupakan suatu yang dikira biasa oleh orang-orang. Seluruh sikap yang terdapat pada manusia, semacam berdialog, bernyanyi, menggoda, tersenyum, yang ialah eksplorasi emosional serta intelektual pula bagian dari seni (Daryanti, Desyandri and Fitria, 2019). Seni bisa dikatakan selaku sesuatu perihal yang sangat berarti namun tidak mempunyai ketertarikan yang baik di mata tiap orang. Alasannya dalam kehidupan tiap hari kita tidak lepas dari hal-hal yang berhubungan dengan seni, namun masih banyak yang belum menyadari berartinya kedudukan serta peran seni itu sendiri.

Kebudayaan dapat dimaksud selaku suatu yang dihasilkan dengan pikiran serta ide manusia buat meningkatkan serta mempertahankan kehidupannya di lingkungannya. ekspresi budaya tradisional bisa mewakili bukti diri warga adat di wilayah tertentu. Karena setiap bentuk seni pasti memiliki budaya tersendiri, maka istilah “seni” dan “kebudayaan” tidak dapat dipisahkan. Kebalikannya, tiap budaya tentu mempunyai seni yang begitu indah serta tidak ternilai biayanya.

Indonesia terkenal dengan bermacam-macam kebudayaannya, Kesenian wayang ialah salah satu wujud kebudayaan Indonesia yang sudah diketahui warga Jawa kurang lebih semenjak 1500 tahun silam. Pada awalnya wayang ini merupakan budaya yang bermain dengan bayangan dan dibawa ke budaya Jawa oleh umat Hindu sebagai cara pemujaan terhadap roh leluhur (Resa, Yudianto & Fatta, 2020).

Eksplorasi pelestarian budaya dalam bentuk teknologi dan pendidikan masih belum terlaksana, hal ini dibuktikan dengan pengetahuan masyarakat khususnya masyarakat Jawa tentang wayang. Wayang juga sebagai warisan dunia yang telah diakui UNESCO pada tahun 2003 dan merupakan salah satu kesenian tradisional dari Indonesia (Susanto and Mulyono, 2019).

Salah satu jenis contoh tokoh pewayangan yang banyak dikenal adalah punakawan yang terdiri dari Semar dan ketiga anaknya yaitu Gareng, Petruk dan Bagong.

Keekaragaman budaya yang ada harus selalu dilestarikan sampai kepada generasi-generasi berikutnya. Penggunaan objek wayang Punakawan sebagai bahan penelitian adalah salah satu media penulis sebagai pelajar dalam proses pelestarian budaya Indonesia. Melihat berkembangnya zaman dimana masyarakat Indonesia bergantung sekali dengan kecanggihan teknologi, memungkinkan sekali apabila budaya yang ada mulai dilupakan. Kebiasaan hidup yang serba modern dan kesibukan sehari-hari masyarakat juga sangat memungkinkan budaya tradisional mulai dilupakan.

Jenis wayang yang ada di Indonesia membuat peneliti tertarik untuk membuat suatu program pengenalan jenis wayang khususnya untuk wayang Punakawan berdasarkan dataset foto atau citra wayang. Pengenalan gambar wayang Punakawan tersebut nantinya akan diklasifikasikan sesuai dengan empat jenis punakawan yang ada. Pembuatan program pengenalan ini adalah sebagai salah satu langkah penulis dalam melestarikan budaya yang ada di Indonesia.

Penelitian terdahulu tentang klasifikasi citra wayang yang menggunakan metode ataupun *CNN* diantaranya :

Penelitian klasifikasi citra wayang dengan 5 jenis objek (wayang) yaitu Arjuna, Batara Wisnu, Gareng, Werkudara, Yudishtira. Dengan metode *k-nearest neighbor* (*k-NN*) dan *GLCM*, dengan pemrograman berbasis Python mampu mengklasifikasi pola wayang dengan tingkat akurasi 77,5% (Sandy *et al.*, 2019).

Penelitian klasifikasi citra wayang dengan 4 objek wayang yaitu semar, gareng, bagong dan petruk menggunakan metode *CNN* menggunakan dukungan *Mxnet* sebagai *framework* dari metode *deep learning*. Penelitian ini menggunakan data *train* dan data uji dengan total 1200 citra dengan masing-masing 1080 dan 120 . *Preprocessing* data, klasifikasi *CNN*, dan pembuatan model dapat dilewati dengan baik. Hasil yang diperoleh adalah model dapat mengenali dan mengklasifikasikan data citra uji dengan akurasi sebesar 91.6 % (Salsabila, 2018).

Penelitian klasifikasi citra wayang dengan mengklasifikasi objek tokoh-tokoh pewayangan dengan teknik pengenalan dan klasifikasi objek citra digital berbasis *deep learning* Hasil diskusi menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95% selama proses pelatihan dan 90% selama proses pengujian. Model yang telah dibuat kemudian diuji dalam penelitian ini dengan menggunakan data baru. Klasifikasi gambar wayang dengan tingkat akurasi 93% berasal dari data baru (Triano, 2018).

Penelitian identifikasi wayang dengan 400 data dibagi menjadi empat kelas yang akan dilatih dan digunakan untuk membuat model dengan *CNN* (*Convolutional Neural Network*). Berdasarkan hasil eksperimen, akurasi, presisi, dan *recall* terbaik berturut-turut adalah 97%, 93%, dan 87% (Resa, Yudianto & Fatta, 2020).

Objek penelitian memanfaatkan teknik *SVM* dan *GLCM* sebagai ekstraksi komponen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa objek wayang dapat diidentifikasi dan diklasifikasikan menggunakan citra wayang menggunakan metode *SVM* (*Support Vector Machine*) dan ekstraksi fitur *GLCM* (*Grey Co-Occurrence Matrix level*) dengan total akurasi maksimal 83,2% (Muhathir, Santoso & Larasati, 2021).

Riset objek wayang dengan pengolahan citra digunakan buat mengenali jumlah piksel dari foto serta hasil tersebut digunakan buat pencocokan memakai tata cara *K- Nearest Neighbour* (*K- NN*). Hasil pada sistem yang sudah terbuat memperlihatkan mutu foto pengaruhi hasil pendeteksian (Setyo, 2018).

Penelitian identifikasi wayang kulit menggunakan sistem Jaringan Syaraf Tiruan (JST), digunakan lebih dari 120 gambar wayang berbeda sebagai objek klasifikasi. Hasil implementasi membuktikan bahwa dari 100 percobaan yang dilakukan, dihasilkan akurasi 96% (Susanto & Mulyono, 2019).

Dan adapun yang menggunakan Arsitektur *CNN* dalam melakukan penelitian identifikasi wayang dan juga objek yang lain dalam menentukan arsitektur dalam penelitian ini diantaranya :

Penelitian wayang Bali dengan Arsitektur *VGG 16* dengan teknik *Deep Learning* dan *Web Scraping* . Dalam pembuatan model dilakukan pengujian dengan menggunakan beberapa tahap iterasi 50, 100, 150, dan 200 digunakan selama pengembangan model untuk pengujian dengan akurasi 89 persen, hasil yang diperoleh dengan menggunakan iterasi ke 200 adalah yang terbaik, menguji beberapa data uji adalah langkah pertama dalam pengujian model (Sudiatmika & Dewi, 2021).

Penelitian identifikasi wayang dengan model arsitektur *SSD* dengan citra inputan 300x300 pixel dengan jumlah 400 data wayang dengan teknik lapisan *MobileNet* dapat membantu sedikit dalam komputasi dengan 100.000 langkah iterasi atau *epoch* dapat mendeteksi objek dengan tingkat *accuracy* sebesar 98,86% (Thohari and Adhitama, 2019).

Penelitian klasifikasi citra burung yang dilindungi dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *LeNet* dengan tingkat akurasi 99,83% (Gunawan, 2020).

Penelitian klasifikasi pembalap *MotoGP* berbasis *GPU* dengan learning rate 0,001 dan nilai akurasi 88,8%, hasil pengujian menggunakan 150 epoch pada citra pembalap *MotoGP* menunjukkan akurasi sebesar 96,67% pada data pengujian dengan waktu latihan hingga 473 detik (Thohari & Hertantyo, 2018).

Memanfaatkan metode transfer learning dan augmentasi data dengan metode *DenseNet201* serta aplikasi *Google Collaboratory* dan *Tensorflow*,

peneliti mengklasifikasikan alat musik tradisional Papua. Nilai evaluasi dengan nilai *precision* 98,8 persen, *recall* 98,8 persen, *f1-score* 98,8 persen, akurasi 98,46%, dan *loss* 0,051 dihasilkan oleh dataset *testing* yang terdiri dari sebanyak 143 *dataset testing* dan 979 *dataset training* (Solihin, Mulyana & Yel, 2022) .

Dari beberapa penelitian terdahulu ada beberapa metode arsitektur *deep learning CNN* yang sudah dilakukan untuk identifikasi wayang yaitu *VGG-16* dan *SSD*. pada penelitian ini saya tertarik menggunakan arsitektur *LeNet* dalam mengidentifikasi wayang punakawan dikarenakan memiliki tingkat akurasi tinggi berdasarkan penelitian (Gunawan D, 2020) dalam mengidentifikasi burung dilindungi dan belum ada diteliti sebelumnya mengenai wayang.

Oleh karena itu, penulis akan mengambil permasalahan tersebut untuk menjadi tugas akhir dengan judul **“Penerapan Metode Deep Learning Untuk Identifikasi Wayang Indonesia”**

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan sebelumnya maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana menganalisis kinerja arsitektur *LeNet* dengan *Hyperparamter Optimizer, Fungsi Aktivasi, Batch Size, dan Epoch* dalam menentukan pengklasifikasian wayang ?
2. Bagaimanakah perbandingan *Depthwath Separable Convolution* dengan *Convolution Neural Network* dengan arsitektur *LeNet* ?

1.3. Batasan Masalah

Untuk mencegah suatu permasalahan dari judul dan tujuan pada penelitian ini, maka akan dilakukan batasan masalah yaitu:

1. Data gambar yang dihasilkan menggunakan kamera HP .
2. Sistem dirancang dengan menggunakan *Google Collabratory* dengan bahasa *phyton* .
3. Metode yang digunakan yaitu metode *CNN* arsitektur *LeNet*.

4. Data uji coba adalah data gambar wayang punakawan yaitu gareng, semar, bagong dan petruk.

1.4. Tujuan dan Manfaat Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan sebelumnya, tujuan penelitian ini adalah :

1. Mengetahui jumlah data yang tepat guna dapat menghasilkan akurasi pengklasifikasian wayang Punakawan yang terbaik.
2. Mengetahui hasil klasifikasi wayang Punakawan dari model yang diperoleh.

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini yaitu :

1. Dapat mengetahui jumlah data yang tepat guna dapat menghasilkan akurasi pengklasifikasian wayang Punakawan yang terbaik.
2. Dapat mengetahui hasil klasifikasi wayang Punakawan dari model yang diperoleh.

2.4. Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan yang ada di dalam penelitian ini ada beberapa bab yaitu:

BAB I: PENDAHULUAN

Pada bab I ini menjelaskan tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian dan sistematika penulisan

BAB II: TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab II ini menjelaskan tentang penelitian sebelumnya tentang teori yang berhubungan dengan penelitian dengan program yang dirancang dan bahasa program yang digunakan.

BAB III: METODE PENELITIAN

Pada bab III ini menjelaskan tentang analisis sistem dan perancangan yang digunakan dalam penelitian ini.

BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab IV ini menjelaskan tentang hasil dan pembahasan dari data yang diperoleh dalam penelitian ini.

BAB V: KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab V ini menjelaskan tentang kesimpulan dan saran pada penelitian.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian terdahulu

Untuk menjadikan penelitian ini terstruktur dan tepat sasaran maka penulis mengambil beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian ini, berikut penelitian terdahulu yang dilampirkan dalam **tabel 2.1** :

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul	Hasil
1	(Susanto & Mulyono, 2019)	Rekognisi Wayang Kulit Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan	Model klasifikasi ini dapat menjadi salah satu permasalahan, solusinya adalah dengan menggunakan model pendeteksian objek, deteksi tepi berbasis segmentasi sehingga citra wayang dapat direduksi dan diklasifikasikan. Algoritma untuk operasi lanjutan menggunakan sistem Jaringan Syaraf Tiruan (JST) juga dikenal mampu mendeteksinya dengan baik. Hasil implementasi membuktikan bahwa terdapat akurasi sebesar 96% dari 100 percobaan yang dilakukan dan lebih dari 120 gambar wayang yang berbeda telah digunakan sebagai objek klasifikasi.
2	(Gunawan, 2020)	Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Burung Dilindungi Melalui Citra Digital	Penelitian ini menguji aplikasi identifikasi burung burung dilindungi dengan Arsitektur

		Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)	<i>CNN</i> yaitu <i>LeNet</i> dan <i>Alexnet</i> dengan pengujian menggunakan metode optimizer <i>Adam</i> dan <i>Nadam</i> ,aplikasi mendapatkan tingkat akurasi sebesar 92,65% dengan rentang waktu 17 menit . Dataset berjumlah 2.925 citra burung dilindungi dimana 80% untuk proses <i>training</i> dan sisanya 20% untuk <i>validation</i> .
3.	(Winardi & Hartati, 2022)	Identifikasi Aksara Katakana Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> Arsitektur <i>LeNet</i>	Penelitian ini menguji aplikasi identifikasi aksara katakana dengan Arsitektur <i>CNN</i> yaitu <i>LeNet</i> dengan pengujian menggunakan metode optimizer <i>Adam</i> , <i>SGD</i> dan <i>RMSprop</i> ,aplikasi mendapatkan tingkat akurasi sebesar 90% pada optimizer adam . Dataset berjumlah 2.070 citra dilindungi dimana 690 untuk proses <i>training</i> dan sisanya 690 untuk <i>validation</i> dan 460 citra uji dengan total 46 kelas.
4	(Thohari & Adhitama, 2019)	<i>Real-Time Object Detection For Wayang Punakawan Identification Using Deep Learning</i>	Melakukan penelitian identifikasi wayang dengan model arsitektur <i>SSD</i> dengan citra inputan 300x300 dengan jumlah 400 data wayang dengan teknik lapisan <i>MobileNet</i> dapat membantu sedikit dalam komputasi dengan 100.000 langkah iterasi atau epoch dapat mendeteksi objek dengan tingkat <i>accuracy</i>

			sebesar 98,86%.
5	(Sudiatmik & Dewi, 2021)	Klasifikasi citra wayang dengan menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> dengan arsitektur <i>VGG-16</i>	Melakukan penelitian identifikasi wayang dengan model arsitektur <i>VGG-16</i> dengan citra inputan yang diambil dari internet dengan teknik <i>web scrapping</i> .dengan jumlah 2.180 data wayang ,dengan tahapan iterasi dari 50, 100,150 dan 200 terdapat pada iterasi ke 200 dengan akurasi sebanyak 89%
6	(Salsabila, 2018)	Penerapan <i>Deep Learning</i> Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> Untuk Klasifikasi Citra Wayang Punakawan	Penelitian 4 objek wayang yaitu semar, gareng, bagong dna petruk menggunakan metode <i>CNN</i> memanfaatkan dukungan <i>Mxnet</i> sebagai kerangka pembelajaran yang mendalam. Penelitian ini menggunakan 1200 citra dari dataset wayang Punakawan, yang terdiri dari 1080 citra untuk data uji dan 120 citra untuk data latih. Pembuatan model, klasifikasi <i>CNN</i> , dan <i>preprocessing</i> data semuanya lulus. Model lulus uji pengenalan dan klasifikasi data citra dengan akurasi 91,6 persen.
7	(Ilahiyah & Nilogiri, 2018)	Implementasi <i>Deep Learning</i> Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	<i>CNN</i> dibangun di atas gagasan <i>invarian translation</i> , yang berarti dapat mengidentifikasi objek dalam gambar pada posisi apa pun yang memungkinkan. <i>Alexnet</i> telah digunakan untuk mengklasifikasikan dua ribu gambar daun. Alexnet memiliki dua lapisan Terhubung

			<p>Sepenuhnya dengan masing-masing 4096 neuron di lapisan klasifikasinya. Pada akhir layer terdapat karakterisasi menjadi 20 klasifikasi dengan menggunakan <i>softmax</i> aktivasi. Hasil klasifikasi memiliki akurasi rata-rata sebesar 85%. Terlepas dari kenyataan bahwa empat puluh gambar diuji, akurasi identifikasi mencapai 90%.</p>
8	(Pardede & Putra, 2020)	Implementasi <i>DenseNet</i> Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma	<p>Kanker kulit melanoma diidentifikasi menggunakan <i>CNN</i> dan arsitektur <i>DenseNet121</i> dalam penelitian ini. Dengan nilai rata-rata 0,94, 0,95, 0,92, dan 0,94 untuk akurasi, presisi, <i>recall</i>, dan <i>F-Measure</i>, metode yang diusulkan dapat mengklasifikasikan kanker kulit melanoma. Tingkat akurasi dipengaruhi oleh <i>preprocessing</i> arsitektur <i>DenseNet121</i>.</p>
9	(Septianto, Setyati & Santoso, 2018)	Model <i>CNN LeNet</i> dalam Rekognisi Angka Tahun pada Prasasti Peninggalan Kerajaan Majapahit	<p>Studi ini melihat seberapa baik <i>CNN</i> bekerja dengan model <i>LeNet</i> untuk mengidentifikasi hal-hal dengan angka tahun pada prasasti kerajaan Majapahit. Dengan model <i>LeNet</i>, pengenalan objek memiliki akurasi sebesar 85,08% selama 10 <i>epoch</i> dalam waktu pemrosesan 6069 detik,</p>

			dengan akurasi setiap epoch meningkat. Dengan akurasi maksimum 11,39 persen pada 10 zaman dan waktu pemrosesan 40223 detik, kinerja <i>LeNet</i> ini lebih unggul dari model <i>VGG</i> .
--	--	--	---

2.2. Wayang Punakawan

Wayang yang populer selaku budaya wayang di Indonesia ialah wayang Punakawan. Wayang punakawan ialah salah satu wayang yang berasal dari cerita mahabrata. Ada 4 tokoh dalam wayang Punakawan, ialah Semar, Petruk, Gareng serta Bagong dengan bermacam kepribadian pada masingmasing wayang. Tiap-tiap tokoh Punakawan dalam wayang kulit purwa khususnya punakawan jawa mempunyai kepribadian yang khas serta bermakna (Salsabila, 2018), berikut ini ialah kepribadian dalam wayang Punakawan:

- a) Semar, penjaga para Pandawa. Walaupun semar berwujud manusia kurang baik, Semar mempunyai kesaktian yang sangat besar apalagi bisa melebihi para dewa.
- b) Gareng, putra Semar. Gareng merupakan seorang yang tidak pandai bicara serta apa yang dikatakannya terkadang serba salah namun sangat lucu.
- c) Petruk, Putra Semar yang bermuka manis dengan senyuman yang menarik hati, pandai berdialog serta pula sangat lucu. Diceritakan kalau tidak terdapat yang bisa mengalahkan Petruk kecuali Gareng.
- d) Bagong, berarti bayangan Semar. Bagi sejarahnya, kala diturunkan ke dunia, Dewa bersabda pada Semar kalau bayangannya ialah yang hendak jadi temannya. Mendadak itu pula bayangannya berganti bentuk jadi Bagong, yang mempunyai watak lancang serta berlagak bodoh namun sangat lucu.



Gambar 2.1 Wayang Punakawan
(Sumber : *bimbelbrilian.com*)

2.3. Pengolahan Citra Digital

Pemrosesan sinyal atau pemrosesan gambar menggunakan gambar sebagai input dan mengubahnya menjadi gambar lain menggunakan metode tertentu dalam pemrosesan gambar. pemrosesan citra digunakan untuk memperbaiki data sinyal citra error dan kualitas citra sehingga memudahkan penglihatan untuk menginterpretasikan saat bergerak dan melakukan analisis citra. dengan menggunakan teknik *Content-Based Image*, pencarian citra dengan menggunakan ciri ciri atau konten dari kumpulan citra dapat digunakan untuk menentukan tingkat kematangan buah kopi (Ghozali & Sumarti, 2020).

2.3.1 Defenisi Citra Digital

Citra menjadi keluaran suatu sistem yang merekaman data bisa bersifat analog atau yang bersifat digital. Citra Digital adalah larik menurut dua-dimensi atau matriks yang nilai elemennya menyatakan taraf keabuan semua dalam gambaran. Untuk membarui gambaran konstan sebagai gambaran digital dibutuhkan proses pencuplikan (*sampling*). Pembagian suatu gambaran sebagai sejumlah piksel menggunakan berukuran yg eksklusif akan memilih resolusi spasialnya. Semakin tinggi resolusi yang akan dipakai maka semakin mini berukuran pikselnya, sebagai akibatnya semakin detail, lantaran liputan yang hilang menjadi dampak dalam pengelompokan taraf keabuan dalam proses

pembuatan pengelompokan semakin minim, proses selanjutnya yaitu kuantisasi (Supriyatin, 2020).

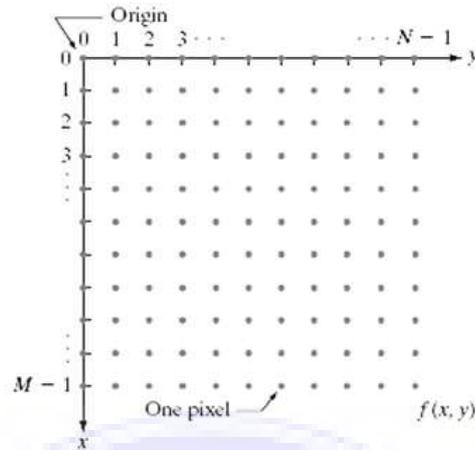
Dalam proses ini taraf keabuan setiap pikselnya dinyatakan menggunakan suatu nilai integer. apabila memakai 8 bit maka yang akan diperoleh 256 taraf keabuan. apabila semakin besar jumlah taraf keabuan maka semakin baik gambaran yang akan diperoleh. Salah satu pelaksanaan yang krusial berdasarkan gambaran digital yaitu gambaran medis. sebagai akibatnya ketika ini, rumah sakit dalam biasanya masih memakai gambaran analog pada menganalisis juga buat penaksiran penyakit. Citra analog sangat rentan terhadap derau dan kualitas yang bisa menurun. Maka berdasarkan itu diharapkan digitalisasi gambaran medis dan pengolahannya dapat memperoleh kualitas gambaran yang cukup baik (Supriyatin, 2020).

2.3.2 Defenisi Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah pengolahan suatu sinyal masukan berupa suatu gambar kemudian diubah menjadi gambar lain dengan menggunakan teknik tertentu. Pengolahan citra digunakan untuk memperbaiki kesalahan pada data sinyal citra dan meningkatkan kualitas citra sehingga lebih mudah diinterpretasikan oleh penglihatan manusia saat mengolah dan menganalisis citra (Herawati, 2019).

2.3.3 Segmentasi Citra Digital

Segmentasi citra digital adalah citra yang menghasilkan citra analog dua dimensi yang kontinu menjadi citra diskrit pada bidang dua dimensi, dan citra analog tersebut dibagi menjadi M baris dan N kolom melalui proses sampling sehingga menjadi citra diskrit. Pada Gambar 1 adalah koordinat (x,y) citra digital terhadap bidang dua dimensi.



Gambar 2.2 Koordinat Citra Digital
(Sumber : *Seradik.blogspot.com*)

$f(x,y)$ adalah intensitas tinggi yang dapat diterima oleh sensor pada setiap titik (x,y) , dan besarnya hanya bergantung pada intensitas objek. Ini menunjukkan bahwa $f(x,y)$ berbanding terbalik dengan jumlah energi yang akan dihasilkan oleh sumber cahaya, sehingga besar intensitas $f(x,y)$ adalah :

$$F(x,y) = 0 < (x,y) < \infty$$

Fungsi $f(x,y)$ dapat dipisahkan menjadi dua komponen, yaitu :

1. $i(x,y)$ adalah jumlah cahaya yang berasal dari sumbernya (*illumination*).
2. $r(x,y)$ adalah derajat kemampuan objek memantulkan cahaya (*reflection*).

$$\text{Besar } f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y)$$

2.4. Segmentasi Berdasarkan Warna

Segmentasi warna yaitu Untuk mempermudah dalam analisis dan mengenali objek yang banyak melibatkan persepsi berdasarkan warna maka dilakukan pemisahan wilayah (region) objek dengan wilayah latar belakang pada objek.

2.4.1 Warna RGB

Warna *RGB* merupakan representasi gabungan warna dari (*red, green, and blue*) atau merah, hijau dan biru yang juga unsur utama dalam membentuk citra

digital. Dari ketiga warna tersebut akan diproses kedalam lampu led kecil (piksel) sehingga mampu merepresentasikan banyak jenis warna. gabungan dari warna merah, hijau dan biru pada saat sistem komputerisasi sehingga dapat menghasilkan banyak jenis warna. beberapa kapasitas RGB yaitu dari 8 bit, 16 bit dan 24 bit. (Ghozali and Sumarti, 2020). Jika masing-masing warna memiliki range 0 - 255, maka totalnya adalah $255 \times 3 = 16.581.375$ variasi warna berbeda pada gambar, dimana variasi warna ini cukup untuk gambar apapun (Salsabila, 2018).

2.5. *Machine Learning*

Teori tentang machine learning ditemukan pada tahun 1959 oleh Arthur Samuel, ia berpendapat bahwa *Machine Learning* merupakan cabang ilmu komputer yang memberikan kemampuan pembelajaran kepada komputer untuk mengetahui sesuatu tanpa pemrograman yang jelas. *Machine Learning* membaca data atau mengolah data yang dituangkan dalam proses komputerisasi. Jika data tidak ada maka komputer tidak dapat melakukan pembelajaran. Semua yang berkenaan dengan machine learning pasti berhubungan dengan data. Data bisa saja sama, akan tetapi algoritma dan pendekatannya berbeda-beda untuk mendapatkan hasil yang optimal (Thiodorus *et al.*, 2021).

Subbidang kecerdasan buatan yang berfokus pada desain sistem berbasis data dikenal sebagai pembelajaran mesin. Ada beberapa skenario dalam pembelajaran Machine Learning :

1. *Supervised Learning*

Dalam skenario Pembelajaran yang Diawasi, pembelajaran menggunakan input data pembelajaran berlabel. Setelah itu, buat prediksi berdasarkan data berlabel.

2. *Unsupervised Learning*

Dalam skenario *unsupervised learning* berbasis data *unlabeled input learning*. Kemudian dikelompokkan data sesuai dengan karakteristik yang ditemukan.

3. *Reinforcement Learning*

Pembelajaran Penguatan Fase pembelajaran dan pengujian digabungkan dalam skenario *Reinforcement Learning*. Pelajar secara aktif berinteraksi dengan lingkungan untuk mengumpulkan informasi dan menerima balasan untuk setiap tindakan.

2.6 *Deep Learning*

Deep Learning adalah jenis pembelajaran mesin yang mencegah komputer memiliki kemampuan seperti manusia untuk belajar dari pengalaman mereka sendiri. Teknik pembelajaran mendalam baru-baru ini mendapat banyak perhatian penelitian karena hasil yang positif. Pembelajaran yang dirancang menggunakan pemahaman mendalam tentang cara menyusun gambar, teks, atau suara secara bertahap. Dalam beberapa kasus, pembelajaran mendalam mengungguli skala manusia dalam hal akurasi. Model memanfaatkan arsitektur jaringan saraf multi-lapisan dan banyak data.

Deep learning telah ada di jaringan saraf sejak tahun 2006, istilah itu tidak muncul kembali sampai beberapa tahun yang lalu. Ada dua alasan untuk ini: Pertama, metode deep learning membutuhkan banyak data, sehingga keterampilan deep learning dengan presisi tinggi terlihat nyata. Alasan kedua adalah bahwa pembelajaran mendalam pada kumpulan data besar membutuhkan komputer berkinerja tinggi untuk meningkatkan kecepatan pemrosesan. Alasan kedua mengapa metode pembelajaran mendalam sangat populer di kalangan peneliti adalah bahwa semakin banyak perangkat komputasi, seperti *GPU* berkinerja tinggi dan komputasi awan, membantu metode ini berkembang pesat. (Hermawan, 2019).

Jaringan saraf convolutional (*CNN*) adalah metode pembelajaran mendalam yang digunakan oleh jaringan saraf. Namanya berasal dari teknik aktivitas khususnya, aktivitas konvolusi, yang kemudian dikonsolidasikan teknik jaringan otak. Model algoritma jaringan saraf dalam terbaru *CNN*, dirancang untuk memproses data dua dimensi seperti gambar. Sejumlah algoritma pemrosesan gambar lainnya termasuk *CNN*, mengotomatiskan ekstraksi fitur,

memungkinkan model pembelajaran mendalam untuk melakukan tugas visi komputer yang sangat akurat seperti klasifikasi objek.

2.7. *Feature Learning*

Feature learning merupakan pembelajaran model yang merubah inputan menjadi beberapa fitur baik itu angka atau dalam vektor dengan beberapa lapisan ekstraksi yaitu lapisan konvolusi, *rectified linear unit (ReLU)* dan juga lapisan *pooling*.

2.7.1. *Convolution layer*

Lapisan convolutional adalah lapisan paling utama dari *CNN*. Konvolusi adalah matriks yang diterapkan pada gambar melalui operasi matematika. Lapisan convolutional ini dapat diterapkan secara berurutan ke beberapa operasi convolutional pada data gambar untuk dapatkan kemahiran dengan sorotan garis, variasi, dan bentuk dari gambar informasi. Matriks kernel atau filter dan matriks yang berisi piksel dari gambar input adalah dua matriks yang digunakan untuk operasi konvolusi. Saluran dalam jaringan otak konvolusional adalah kerangka dengan kualitas yang tidak teratur antara - 1 dan 1 yang digunakan untuk fokus pada sorotan dalam gambar pada skala kecil berdasarkan ukuran saluran. Jenis arsitektur menentukan ukuran filter. Nilai piksel gambar masukan ditutupi oleh filter dalam satu langkah.

Neuron disusun menjadi peta fitur di lapisan konvolusional. Melalui serangkaian bobot terlatih, juga dikenal sebagai bank filter, setiap neuron di peta fitur berfungsi sebagai bidang reseptif di lapisan konvolusi neuron sebelumnya. Ini ditunjukkan dalam persamaan di bawah ini :

$$\begin{aligned}
 h(x,y) &= f_{x,y} * (x,y) \\
 h(x,y) &= \text{hasil dari proses } \textit{convolution} \\
 (x,y) &= \text{nilai } \textit{matrix citra} \\
 (x,y) &= \textit{kernel convolution}
 \end{aligned}$$

2.7.2. *Rectified Linear Unit (ReLU)*

Fungsi aktivasi algoritma *CNN* yang paling umum adalah *Rectified Linear Unit (ReLU)*. Dari 0 hingga tak terhingga, *ReLU* mengubah peta fitur neuron yang dihasilkan oleh nilai input lapisan konvolusi. Pengoperasian fungsi aktivasi *ReLU* ditentukan oleh persamaan berikut, dengan asumsi bahwa x adalah nilai dari input neuron:

$$F(x) = \max(0, x)$$

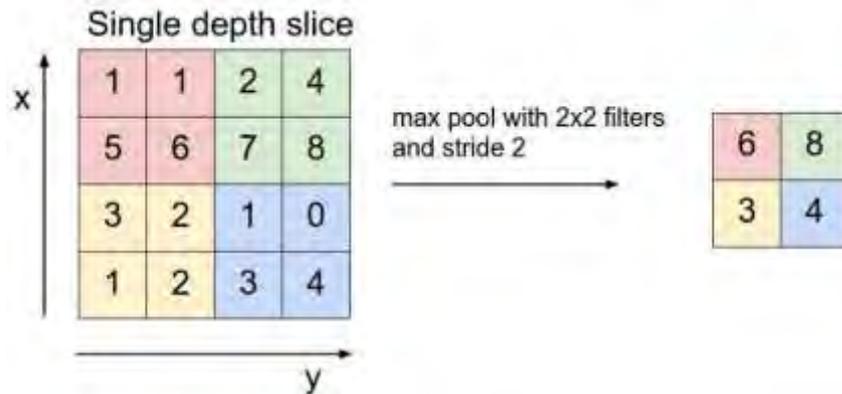
$$f(x) = \text{nilai dari } ReLU \text{ activation}$$

$$x = \text{nilai } matrix \text{ dari citra}$$

Di tempat nilai negatif di peta fitur, fungsi aktivasi 0 ditugaskan dan nilai input dari neuron peta fitur tetap sama jika lebih besar dari atau sama dengan 0.

2.7.3. *Pooling Layer*

Pooling layer adalah lapisan dalam jaringan saraf *convolutional* yang mengambil fungsi yang mengambil peta fitur sebagai input dan memprosesnya menggunakan berbagai operasi statistik berdasarkan nilai piksel terbaru. *Pooling layer* disisipkan di antara *convolutional layer* yang berurutan dalam arsitektur model *CNN*. Peran *pooling layer* adalah untuk mempercepat proses komputasi dengan mengurangi volume setiap *feature map stack* tanpa kehilangan informasi penting. Ada beberapa jenis *pooling layer*, seperti *max pooling layer* dan *average pooling layer*. Filter 2x2 adalah lapisan penyatuan tipikal, yang kemudian diterapkan dalam langkah 2 dan kemudian beroperasi pada setiap irisan input. Kemudian bentuk seperti ini akan mengecilkan peta fitur menjadi 75% dari ukuran aslinya. Contoh operasi *Max Pooling* ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 2.3. Operasi Max Pooling

(Sumber : Salsabila, 2018)

Ukuran dimensi *pooling layer* ditentukan sesuai *stride* dan ukuran dimensi *kernel* yang ditunjukkan pada persamaan :

$$O = \frac{i-k}{s} + 1 \dots\dots\dots(3)$$

Sebagai fungsi aktivasi, nilai 0 ditetapkan sebagai ganti nilai negatif di peta fitur dan nilai input peta *fitur neuron* disimpan jika lebih besar dari atau sama dengan 0.

2.8. Fully connected layer

Lapisan yang sepenuhnya terkait mencirikan hasil selanjutnya dari lapisan konvolusi dan lapisan pooling. Setiap jaringan di lapisan yang terhubung sepenuhnya terhubung ke jaringan di lapisan sebelumnya. Lapisan penyatuan terakhir, lapisan yang terhubung sepenuhnya, menggunakan kumpulan data pelatihan untuk mengklasifikasikan fitur ke dalam kelas. menentukan kelas data citra berdasarkan kombinasi fitur yang paling efektif. Persamaan berikut mendefinisikan lapisan yang terhubung sepenuhnya:

$$Y_j = B_j + \sum w_{ij} X_i$$

di mana x adalah input ke lapisan *full connected* yang merupakan hasil dari pembelajaran fitur, w adalah bobot jaringan ukuran $i \times j$, di mana i adalah jumlah fitur dan j menunjukkan jumlah kelas target, b adalah bias dan y adalah output dari lapisan yang *full connected*.

2.9. Aktifasi Softmax

Pemberlakuan *Softmax* atau disebut *Softmax Classifier* adalah satu jenis perhitungan *Relapse Strategis* yang dapat mengkarakterisasi banyak kelas. Tugas mengklasifikasikan kelas biner adalah klasifikasi standar yang biasanya dilakukan oleh algoritma *Regresi Logistik*. Fungsi aktivasi *softmax* adalah fungsi aktivasi dengan rentang nilai 0 hingga 1 dan biasanya ditemukan di lapisan keluaran. persamaannya terlihat seperti ini :

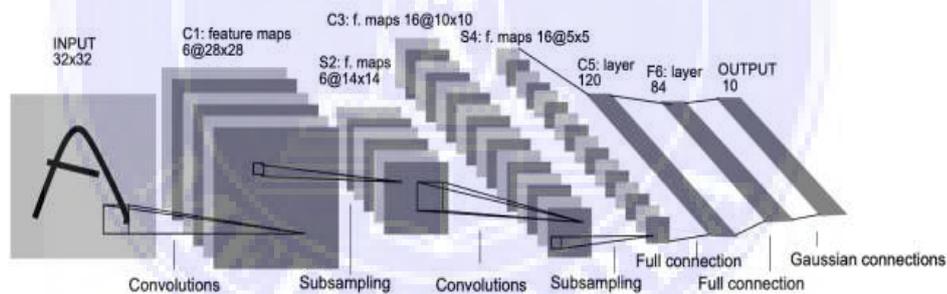
$$f_j(z) = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$$

Keluaran fungsi untuk setiap elemen ke- j dari vektor keluaran kelas dapat dilihat dengan menggunakan notasi f_j dari rumus ini. Fungsi *Softmax* dapat mengklasifikasikan hipotesis yang diberikan oleh model yang dilatih dalam parameter z . Aktivasi *Softmax* mengungguli algoritma klasifikasi lainnya dalam hal intuisi dan interpretasi probabilistik. Probabilitas untuk semua label dapat dihitung dengan menggunakan *Softmax*. Vektor dengan nilai riil diambil dari label yang ada dan diubah menjadi vektor dengan nilai antara 0 dan 1, atau 1 jika semuanya dijumlahkan.

2.10. Arsitektur *LeNet*

LeNet adalah struktur pembelajaran *CNN* berbasis gradien yang pertama kali digunakan untuk mengenali karakter digital tulisan tangan (Sato & Ise, 2022). Selain lapisan input dan output, *LeNet* memiliki total enam lapisan: tiga lapisan konvolusional, dua lapisan penyatuan, dan satu lapisan yang terhubung sepenuhnya (Zhang *et al.*, 2018). Saat melatih lapisan konvolusi input gambar, metode penurunan gradien terutama digunakan (Wang *et al.*, 2018). Semua program harus dikonfigurasi secara manual terlebih dahulu, termasuk parameter jaringan operasi dan kecepatan pembelajaran. Data masukan dinormalisasi sebelum dikirim ke lapisan berikutnya, yaitu lapisan jaringan yang dapat dipelajari dan diparameterisasi.

Pada tahun 1990 Yann LeCun pertama kalinya menemukan arsitektur *LeNet* yang dimana arsitektur ini dapat membaca kode digit, zip dan lainnya. Berikut gambaran arsitektur *LeNet* :



Gambar 2.4. Arsitektur *LeNet*
(Sumber : Winardi and Hartati, 2022)

	<i>Layer</i>	<i>Feature Maps</i>	<i>Size</i>	<i>Kernel</i>	<i>Stride</i>	<i>Activation</i>
<i>Input</i>	Citra	3	32x32	-	-	-
1	<i>Convolution layer</i>	6	28x28	5x5	1	<i>ReLU</i>
2	<i>Pooling layer</i>	6	14x14	2x2	2	-
3	<i>Convolution layer</i>	16	10x10	5x5	1	<i>ReLU</i>
4	<i>Pooling layer</i>	16	5x5	2x2	2	-
5	<i>Convolution layer</i>	120	1x1	5x5	1	<i>ReLU</i>
6	<i>Full-connected</i>	-	84	-	-	<i>ReLU</i>
<i>output</i>	<i>Full-connected</i>	-	46	-	-	<i>Softmax</i>

Gambar 2.5. Rangkuman Arsitektur LeNet
(Sumber : Winardi and Hartati, 2022)

2.11. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah perangkat penilaian visual yang digunakan dalam kerangka kerja pengelompokan. Keakuratan klasifikasi model dapat dinilai dengan menggunakan matriks kebingungan ini. *Confusion Matrix* memiliki nilai jumlah kelas yang berbeda. Akurasi dari matriks ditentukan oleh nilai sejumlah parameter, seperti *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN) (Foeady et.all, 2019).

Tabel 2.2. Confusion Matrix

	Predicted Negative	Predicted Positive
Actual Negative	True Negative (TN)	False Positive (FP)
Actual Positive	False Negative (FN)	True Positive (TP)

(Sumber : Saputro and Sari, 2021)

1. Jumlah data positif yang diklasifikasikan dengan benar oleh sistem disebut sebagai TP, atau *True Positive*.
2. Jumlah data negatif yang diklasifikasikan dengan benar oleh sistem disebut sebagai TN, atau *True Negative*.

3. Istilah "FN" adalah singkatan dari "False Negative", dan mengacu pada situasi di mana jumlah data negatif tetapi sistem tetap melabelinya sebagai salah.
4. Jumlah data positif yang salah diklasifikasikan oleh sistem sebagai salah disebut sebagai FP.

Berdasarkan skor *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN), klasifikasi skor dianalisis menggunakan berbagai indikator, antara lain indikator presisi, spesifisitas, dan sensitivitas. . Presisi adalah rasio jumlah prediksi yang benar untuk semua data. Spesifisitas adalah nilai yang menunjukkan sejumlah besar data negatif yang dapat diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas negatif. Sensitivitas adalah nilai yang menunjukkan sekumpulan besar data positif yang dapat diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas positif. Indikator dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{Akurasi} = (TP + TN) / (TP+FP+FN+TN) * 100\%$$

$$\text{Precision} = (TP) / (TP+FP) * 100\%$$

$$\text{Recall} = (TP) / (TP + FN) * 100\%$$

$$\text{F1 Score} = 2 * (\text{Recall} * \text{Precision}) / (\text{Recall} + \text{Precision}) * 100\%$$

$$\text{F2 Score} = (1+2^2) * (\text{Recall} * \text{Precision}) / (2^2) * (\text{Recall} + \text{Precision}) * 100\%$$

2.12. Model Optimizer

Algoritma optimasi berperan dalam mencari bobot terbaik, mengurangi tingkat kesalahan dan juga mengoptimalkan tingkat akurasi. saat pengujian, bobot model diganti untuk mengurangi fungsi kegagalan sehingga akan membuat prediksi yang baik dalam tingkat akurasinya. Tetapi pada dasarnya belum tahu pasti berapa banyak perubahan yang terjadi, jadi pada saat itu pengoptimalan bobot masuk. fungsi kerugian dan parameter model disatukan dengan mengupdate model dalam menanggapi output dari fungsi kegagalan. Sederhananya,

pengoptimal membentuk model akan menjadi bentuk yang paling akurat dengan memanfaatkan bobotnya. Ada banyak model pengoptimal, termasuk:

1. ***Stochastic Gradient Descent (SGD)***

Adalah sebuah algoritma yang memperbaharui sebuah bobot dan bias atau yang disebut parameter yang dimana algoritma ini sangat populer dalam dunia optimasi pada *artificial neural network (ANN)*.

2. ***RMSProp***

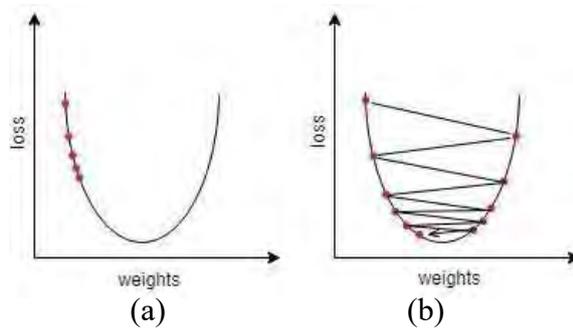
algoritma yang diteliti oleh Profesor Geoffray Hinton dengan versi *Adagrad* khusus pada kelas jaringan syaraf. gradien terakumulasi untuk momentum di lepaskan begitu saja, karena merupakan dari jendela tetap yang dihasilkan berdasarkan akumulasi gradien.

3. ***Adam***

Adam adalah algoritma pengoptimalan yang dapat digunakan sebagai pengganti dari prosedur stochastic gradient descent klasik untuk memperbarui bobot secara iteratif berdasarkan data training. Model pengujian ini sangat populer karna memiliki kinerja yang cepat dan mempunyai hasil yang sangat baik dibandingkan dengan model *stochastic optimization* method lainnya (Putri, 2020).

2.13. ***Learning Rate***

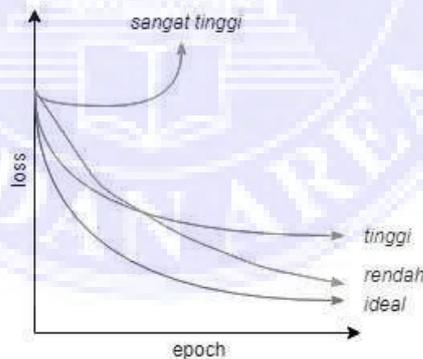
Algoritma penurunan gradien menggunakan *Learning Rate* tetap untuk mengalikan nilai gradien secara skala. Vektor Setiap gradien gambar memiliki besaran dan arah vektor tertentu. Misalnya, algoritma penurunan gradien akan memilih titik berikutnya pada jarak 0,02 dari titik sebelumnya jika besarnya gradien adalah 2,0 dan konstanta kecepatan pembelajaran adalah 0,01.



Gambar 2.6. Pengaruh tetapan nilai *learning rate* terhadap *information loss*: (a) nilai *learning rate* yang sangat kecil dan (b) nilai *learning rate* yang sangat besar.

(Hadinisa et al., 2018).

Tujuan penyetelan nilai kecepatan pembelajaran adalah untuk mendapatkan informasi yang hilang serendah mungkin, seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 2.6**. Tingkat akurasi yang sangat tinggi akan dicapai dengan kehilangan informasi yang minimal.



Gambar 2.7. Pengaruh tetapan nilai *learning rate* terhadap konvergensi

(Hadinisa et al., 2018).

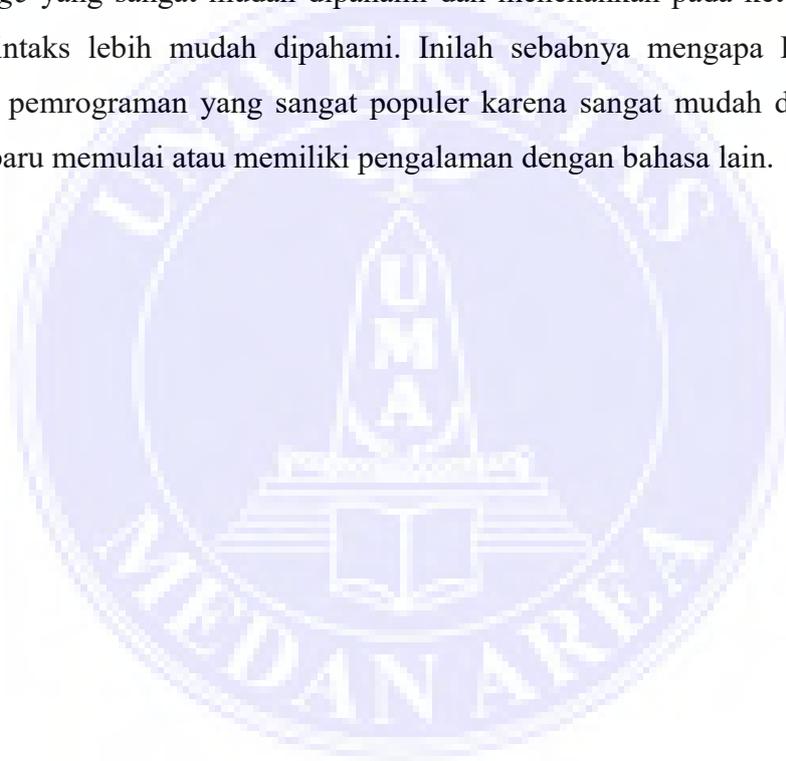
Menentukan nilai kecepatan pembelajaran dengan benar sering kali menantang. **Gambar 2.7** menggambarkan berbagai skenario yang bisa muncul saat menetapkan nilai pembelajaran. Akibatnya, saat melakukan latihan, menyetel laju pembelajaran merupakan langkah penting (Hadinisa et al., 2018).

2.14. *Epoch*

Epoch adalah saat seluruh dataset telah melalui proses pelatihan *Neural Network* hingga dikembalikan ke awal untuk satu putaran. Karena satu zaman terlalu besar untuk dimasukkan ke dalam komputer, kita harus membaginya menjadi unit yang lebih kecil (batch).

2.15. *Python*

Python adalah bahasa pemrograman dengan *multi-purpose interpretive language* yang sangat mudah dipahami dan menekankan pada keterbacaan kode agar sintaks lebih mudah dipahami. Inilah sebabnya mengapa Python adalah bahasa pemrograman yang sangat populer karena sangat mudah dipelajari, baik Anda baru memulai atau memiliki pengalaman dengan bahasa lain.



BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1. Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini yaitu seluruh citra wayang Punakawan yang tersebar dari berbagai sumber dalam internet. Sedangkan untuk sampel dalam penelitian ini yaitu 2515 citra gambar wayang Punakawan.

3.2. Metode Pengambilan Data

Data dalam penelitian ini diambil dari berbagai sumber di internet dan dilanjutkan foto secara manual menggunakan kamera smartphone.

3.3. Analisis Sistem

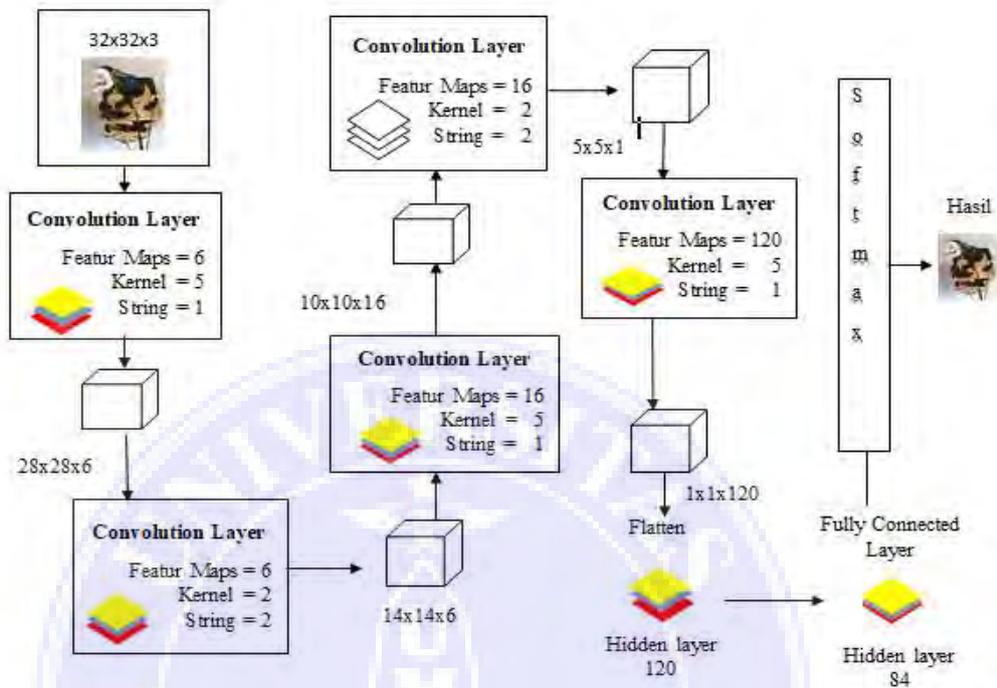
Dalam pembahasan bab ini, dilakukan sebuah analisa dan perancangan pembuatan deep learning untuk identifikasi wayang Indonesia. ”penerapan metode deep learning untuk identifikasi wayang indonesia”. Dalam mengevaluasi sebuah proses yang memerlukan tahap analisis untuk menguji tingkat kelayakan pada deep learning untuk identifikasi wayang Indonesia menggunakan *python* dan menyimpan data di *Google drive* pada laptop. berikut contoh sampel data gambar yang akan digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3.1. Sample data gambar wayang

Sistem yang akan dibangun Perancangan *deep learning* menggunakan metode *LeNet*. Adapun langkah-langkah tahapan dalam proses metode Arsitektur LeNet dapat dilihat pada gambar 3.2 .

3.3.1. Arsitektur Penelitian



Gambar 3.2. Arsitektur Penelitian
(Sumber : Winardi and Hartati, 2022)

3.4. Pembagian dataset

Pembagian dataset merupakan langkah dalam proses pelatihan model sehingga gambar dapat di uji dengan baik. Dalam penelitian saya membagi seluruh data menjadi tiga bagian yaitu data *training* data *Testing*.

Tabel 3.1. Pembagian Dataset

Data	Training	testing
	80 %	20 %

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berikut kesimpulan yang dapat ditarik dari penelitian yang dilakukan untuk mengidentifikasi citra wayang punkawan berbasis citra dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN) model LeNet Architecture* :

1. Hasil kinerja Model LeNet terbaik dalam pemilihan parameter yaitu dengan melakukan *training epoch* sebanyak 100 kali, Batch Size 10, untuk *optimizer Adam* dan fungsi aktivasi menggunakan *Activation Relu*. Sedangkan *Hyperparameter Depthswize Separable* memiliki perbedaan di *Optimizer* saja yaitu menggunakan *Optimizer SGD*.
2. *Convolution Normal* mendapatkan nilai akurasi sebesar 86 % dengan *loss* 0.1 dan *Depthswize Separable* mendapatkan nilai akurasi sebesar 80 % dengan *loss* 0.2.

5.2. Saran

Adapun saran yang dapat dilihat dari penelitian identifikasi gambar wayang punkawan dengan arsitektur *LeNet* bagi peneliti selanjutnya adalah membuat variasi *epoch* yang lebih besar dari arsitektur *LeNet*, menggunakan model *Average Pooling* pada arsitekturnya, memperbanyak optimizer dan juga memperbanyak jumlah dataset karena semakin banyak dataset semakin besar akurasi yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

Citra, A. (2017) „Perbandingan Deteksi Tepi Citra Digital Dengan Metode Prewitt , Sobel Dan Canny“, 01(01), Pp. 1–4.

Ghozali, M. And Sumarti, H. (2020) „Deteksi Tepi Pada Citra Rontgen Penyakit Covid-19 Menggunakan Metode Sobel“, *Jurnal Imejing Diagnostik (Jimed)*, 6(2), Pp. 51–59. Available At: <https://doi.org/10.31983/jimed.v6i2.5840>.

Gunawan, D. (2020) „Rancang Bangun Aplikasi Identifikasi Burung Dilindungi Melalui Citra Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)“, 1(1), Pp. 1–12.

Hadinisa, S. *Et Al.* (2018) „Analisis Learning Rate Pada Metode Transfer Learning Untuk Sistem Pendeteksi Api“, *Seminar Nasional Microwave, Antena Dan Propagasi (Smap) 2018 Unpak*, Pp. 8–11.

Ilahiyah, S. And Nilogiri, A. (2018) „Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network“, *Justindo (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 3(2), Pp. 49–56.

Muhathir, M., Santoso, M.H. And Larasati, D.A. (2021) „Wayang Image Classification Using Svm Method And Glcm Feature Extraction“, *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, 4(2), Pp. 373–382. Available At: <https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4524>.

Pardede, J. And Putra, D.A.L. (2020) „Implementasi Densenet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma“, *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(3), Pp. 425–433. Available At: <https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.2814>.

Putri, Cktavia N. (2020) „Implementasi Metode Cnn Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis Image Processing (Studi Kasus: Gambar Jamur Dengan Genus Agaricus Dan Amanita)“, Pp. 1–80.

Resa, M., Yudianto, A. And Fatta, H. Al (2020) „Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang Dengan Algoritma Convolutional Neural Network“, *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), Pp. 182–190.

Salsabila (2018) *Penerapan Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Wayang Punakawan*.

Sandy, B. Et Al. (2019) „Klasifikasi Citra Wayang Dengan Menggunakan Metode K-Nn & Glcm“, *Semantika (Seminar ...*, 2(November), Pp. 71–77. Available At: [Http://Semantika.Polgan.Ac.Id/Index.Php/Semantika/Article/View/48](http://Semantika.Polgan.Ac.Id/Index.Php/Semantika/Article/View/48).

Saputro, I.W. And Sari, B.W. (2020) „Uji Performa Algoritma Naïve Bayes Untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa“, *Creative Information Technology Journal*, 6(1), P. 1. Available At: [Https://Doi.Org/10.24076/Citec.2019v6i1.178](https://doi.org/10.24076/Citec.2019v6i1.178).

Septianto, T., Setyati, E. And Santoso, J. (2018) „Model Cnn Lenet Dalam Rekognisi Angka Tahun Pada Prasasti Peninggalan Kerajaan Majapahit“, *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 6(3), Pp. 106–109. Available At: [Https://Doi.Org/10.14710/Jtsiskom.6.3.2018.106-109](https://doi.org/10.14710/Jtsiskom.6.3.2018.106-109).

Setyo, B.T. (2018) „Pendeteksian Karakter Wayang Kulit Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour (K-Nn)“, *Simki-Techsain*, 2(04), Pp. 1–10.

Solihin, A., Mulyana, D.I. And Yel, M.B. (2022) „Klasifikasi Jenis Alat Musik Tradisional Papua Menggunakan Metode Transfer Learning Dan Data Augmentasi“, *Jurnal Siskom-Kb (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 5(2), Pp. 36–44. Available At: [Https://Doi.Org/10.47970/Siskom-Kb.V5i2.279](https://doi.org/10.47970/Siskom-Kb.V5i2.279).

Sudiatmika, I.B.K. And Dewi, I.G.A.A.S. (2021) „Pengenalan Karakter Wayang Bali Dengan Arsitektur Vgg-16“, *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer (Jutik)*, 7(1), Pp. 47–53.

Supriyatin, W. (2020) „Perbandingan Metode Sobel, Prewitt, Robert Dan Canny Pada Deteksi Tepi Objek Bergerak“, *Ilkom Jurnal Ilmiah*, 12(2), Pp. 112–120. Available At: [Https://Doi.Org/10.33096/Ilkom.V12i2.541.112-120](https://doi.org/10.33096/Ilkom.V12i2.541.112-120).

Susanto, A. And Mulyono, I.U.W. (2019) „Rekognisi Wayang Kulit Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan“, *Prosiding Sendi_U*, (October), Pp. 978–979.

Tepi, D. *Et Al.* (2019) „Vol . 11 No . 2 Februari 2019 Issn : 1979-8415 Teknik Watermarking Menggunakan Metode Crt Pada Vol . 11 No . 2 Februari 2019 Issn : 1979-8415“, 11(2), Pp. 167–172.

Thiodorus, G. *Et Al.* (2021) „Klasifikasi Citra Makanan/Non Makanan Menggunakan Metode Transfer Learning Dengan Model Residual Network“, *Teknologi*, 11(2), Pp. 74–83. Available At: <https://doi.org/10.26594/teknologi.v11i2.2402>.

Tohari, A. And Hertantyo, G.B. (2018) „Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Pembalap Motogp Berbasis Gpu“, *Proceedings On Conference On Electrical Engineering, Telematics, Industrial Technology, And Creative Media*, Pp. 50–55.

Tohari, A.N.A. And Adhitama, R. (2019) „Real-Time Object Detection For Wayang Punakawan Identification Using Deep Learning“, *Jurnal Infotel*, 11(4), Pp. 127–132. Available At: <https://doi.org/10.20895/infotel.v11i4.455>.

Triano, N. (2018) *Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Citra Wayang Golek*.

Winardi, E.A. And Hartati, E. (2022) „Identifikasi Aksara Katakana Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur Lenet“, *Jurnal Algoritme*, 2(2), Pp. 92–101. Available At: <https://doi.org/10.35957/algoritme.v2i2.2359>.

<https://bimbelbrilian.com/nama-nama-ciri-ciri-dan-sifat-sifat-punakawan/>

<https://www.niit.com/india/knowledge-centre/deep-learning-project>

<http://seradik.blogspot.com/2012/09/tujuan-desain-sistem.html>

Sato, H., & Ise, T. (2022). Memprediksi Bioma Terrestrial Global Dengan Jaringan Saraf Convolutional Lenet. *Pengembangan Model Geosains*, 15(7), 3121-3132.

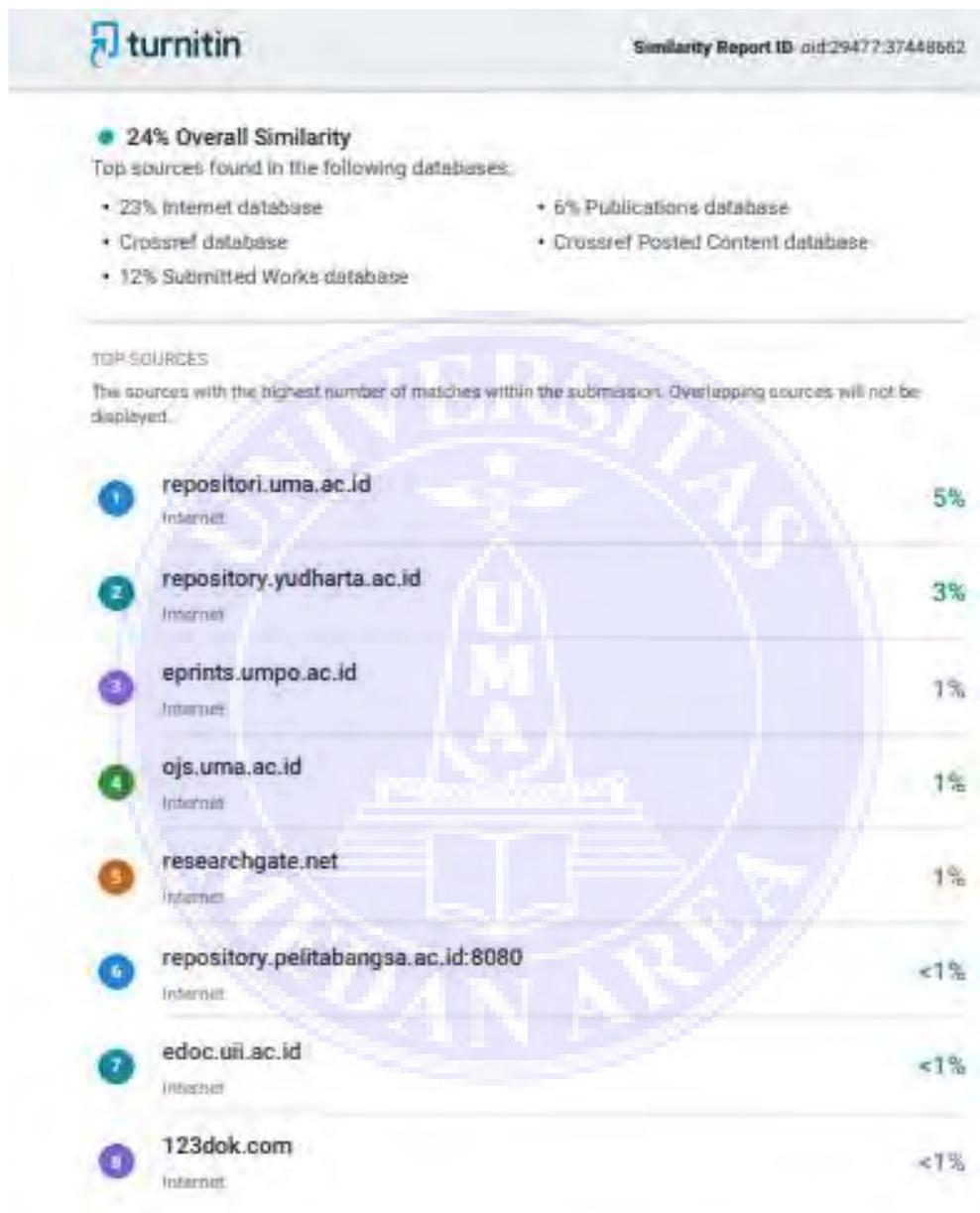
Zhang, Cw, Yang, My, Zeng, Hj, & Wen, Jp (2019). Deteksi Pejalan Kaki Berdasarkan Jaringan Saraf Convolutional Lenet-5 Yang

Ditingkatkan. *Jurnal Algoritma & Teknologi Komputasi*, 13, 1748302619873601.

Wang, T., Lu, C., Shen, G., & Hong, F. (2019). Deteksi Sleep Apnea Dari Sinyal Ekg Lead Tunggal Dengan Ekstraksi Fitur Otomatis Melalui Jaringan Saraf Convolutional Lenet-5 Yang Dimodifikasi. *Temanj*, 7, E7731.



Lampiran 1. Hasil Plagiat



Lampiran 2. Source Code

SOURCE CODE PENERAPAN METODE DEEP LEARNING UNTUK IDENTIFIKASI WAYANG INDONESIA

#program LeNet

```

num_classes = 4

model = models.Sequential()
model.add(layers.Conv2D(filters=6, kernel_size=(5,5),
activation='relu', input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(layers.MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2,2)))
model.add(layers.Conv2D(filters=16, kernel_size=(5, 5),
activation='relu'))
model.add(layers.MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2,2)))
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(120, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(84, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(num_classes, activation='softmax'))
model.summary()

```

#program Depthswize Separable

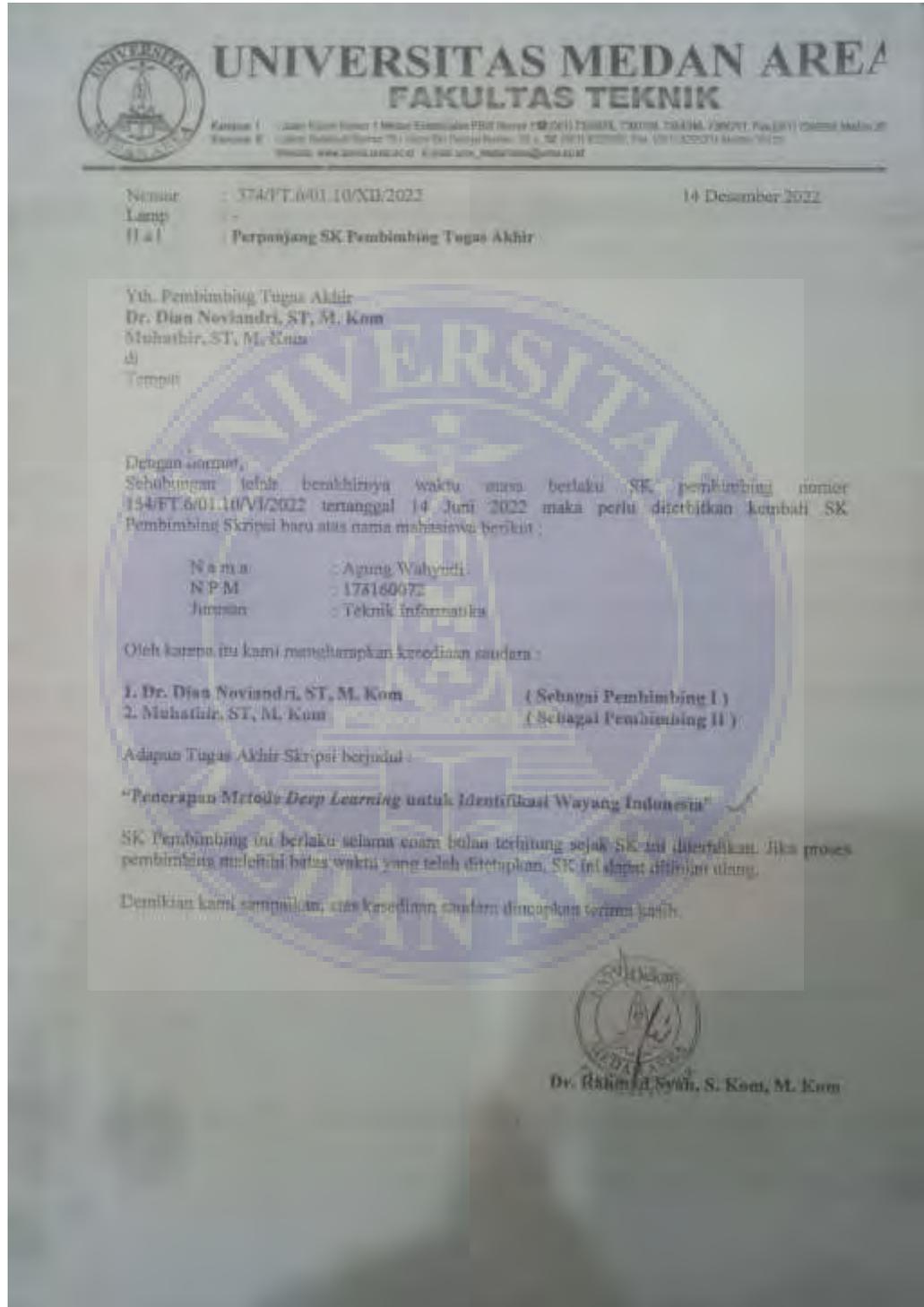
```

num_classes = 4

model = models.Sequential()
model.add(layers.SeparableConv2D(filters=6, kernel_size=(5,5),
activation='relu', input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(layers.MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2,2)))
model.add(layers.SeparableConv2D(filters=16, kernel_size=(5,
5), activation='relu'))
model.add(layers.MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2,2)))
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(120, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(84, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(num_classes, activation='softmax'))
model.summary()

```

Lampiran 3. SK Pembimbing Tugas Akhir



Lampiran 5. Surat Selesai Riset

CV. DELI SERDANG MEDIA
Head Office
Jl. Sung Widiyana, Nomor 289, Dusun VI, Desa Percut
Kab. Deli Serdang, 20172 - Indonesia
Telp : 0851-8215-8710
Email : cv.deli.ser dang@deli.ser dang.com

DELISERDANG

SURAT KETERANGAN
Nomor : 00112/SE-SKET/DIRM/XII/2022

Yang Bertanda tertera dibawah ini :

Nama	O.K. Guntur Ahmasyah, S.Psi, CT, CPS
NPK	01.0001.21.01
Jabatan/Golongan	Dirktur

Dengan ini menerangkan bahwa, atas nama

Nama	Agung Wahyudi
NPM	178160072
Program Studi	Informatika
Judul	Penerapan Metode <i>Deep Learning</i> untuk Identifikasi Wayang Indonesia

Dimar telah menyelesaikan penelitian di CV. Deli Serdang Media, Desa Percut, Kecamatan Percut Sei Tuan selama 30 (tiga puluh) hari, dihitung mulai tanggal 09 November 2022, untuk penelitian dan pengambilan data dalam rangka penyusunan Skripsi dengan judul Penerapan Metode *Deep Learning* untuk Identifikasi Wayang Indonesia.

Demikian surat keterangan ini dibuat dengan sebenarnya untuk dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Deli Serdang, 09 Desember 2022
Deli Serdang Media
Direktur

DELISERDANG

O.K. Guntur Ahmasyah, S.Psi, CT, CPS

—MEDIA NOMOR 1 DELI SERDANG—