

**KONVERSI TULISAN TANGAN MENJADI TEKS MENGGUNAKAN
METODE DEEP LEARNING**

SKRIPSI

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mendapat Gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) Program Studi Informatika



MAKMUR JAYANUR

105841104521

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

2025



PENGESAHAN

kripsi atas nama Makmur Jaya Nur dengan nomor Induk Mahasiswa 105841104521, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0004/SK-Y/55202/091004/2025, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu, 30 Agustus 2025.

panitia Ujian :

Pengawas Umum

Makassar,

6 Rabi'ul Awa 1447 H

30 Agustus 2025 M

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST, MT, IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Isran Ramli, S.T., M.T., ASEAN, Eng

Penguji

a. Ketua : Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.

b. Sekretaris : Runal-Rezkiawan B. S.Kom., M.T.

Anggota

1. Darniati, S.Kom., M.T.

2. Ir. Ida, S.Kom., M.T.

3. Titin Wahnyuni, S.Pd., M.T.

Pembimbing I

Pembimbing II

Fahrim Irhamna Rachman, S.Kom., M.T.

Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T.

Dekan



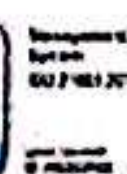
Dr. Muhammad Syahid S. Kuba, S.T., M.T.

NPM 1795 288

Sedung Menara Iqra Lantai 3

1. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Web: <https://teknik.unismuh.ac.id/>, e-mail: teknik@unismuh.ac.id





HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **KONVERSI TULISAN TANGAN MENJADI TEKS MENGGUNAKAN METODE DEEP LEARNING**

Nama : Makmur Jaya Nur
Stambuk : 105 841104521

Makassar, 30 Agustus 2025

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Fahrim Irhamna Rachman, S.Kom., M.T.

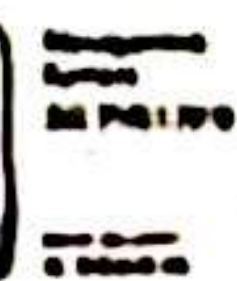
Pembimbing II

Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T.

Mengetahui,
Ketua Prodi Informatika



Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T.
NBM : 1307 284



ABSTRAK:

MAKMUR JAYA NUR, Konversi Tulisan Tangan Menjadi Teks Menggunakan Metode Deep Learning. (| FAHRIM IRHAMNA RACHMAN, S.Kom.,M.T, dan | RIZKI YUSLIANA BAKTI, S.Kom.,M.T).

Penelitian ini membahas pengembangan sistem konversi tulisan tangan menjadi teks digital menggunakan metode deep learning dengan mengombinasikan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berbasis YOLOv8 dan Connectionist Temporal Classification (CTC). Dataset yang digunakan terdiri dari 700 citra tulisan tangan huruf kapital (A-Z) yang diperoleh dari dokumen resmi di Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil Kabupaten Barru. Proses penelitian mencakup tahap pra-pemrosesan citra (grayscale, normalisasi, perataan teks, dan augmentasi), anotasi menggunakan bounding box di Roboflow, pembagian dataset menjadi train, validation, dan test set, pelatihan model YOLOv8, serta pengujian dengan CTC untuk menghasilkan teks akhir. Hasil evaluasi menunjukkan model mampu mencapai precision rata-rata 98,38%, recall 87,25%, F1-score 92,44%, serta mAP 0.5 sebesar 87,19%. Nilai m4P@ 0.5:0.95 sebesar 53,57% menunjukkan kinerja yang konsisten pada tingkat ketelitian yang lebih ketat. Terran ini membuktikan bahwa kombinasi CNN-YOLOV8-CTC efektif dalam mengonversi tulisan tangan huruf kapital menjadi teks digital secara akurat dan efisien, sehingga berpotensi diterapkan dalam proses digitalisasi dokumen administrasi publik.

KATA KUNCI

YOLOv8, Konversi Tulisan Tangan, Deep Learning, Citra Digital, Administrasi Publik, Roboflow, CNN, CTC

ABSTRACT:

MAKMUR JAYA NUR, Handwriting Conversion into Text Using Deep Learning Method. (| FAHRIM IRHAMNA RACHMAN, S.Kom., M.T, and | RIZKI YUSLIANA BAKTI, S.Kom., M.T).

This study discusses the development of a handwriting-to-text conversion system using deep learning by combining the Convolutional Neural Network (CNN) architecture based on YOLOv8 and Connectionist Temporal Classification (CTC). The dataset used consists of 700 handwritten uppercase letter images (A–Z) obtained from official documents at the Department of Population and Civil Registration of Barru Regency. The research process includes image preprocessing (grayscale, normalization, text alignment, and augmentation), annotation using bounding boxes in Roboflow, dataset splitting into train, validation, and test sets, YOLOv8 model training, and testing with CTC to generate the final text output. The evaluation results show that the model achieved an average precision of **98.38%**, recall of **87.25%**, F1-score of **92.44%**, and mAP@0.5 of **87.19%**. The mAP@0.5:0.95 value of **53.57%** indicates consistent performance under stricter accuracy levels. This study proves that the CNN-YOLOv8-CTC combination is effective in converting handwritten uppercase letters into digital text accurately and efficiently, making it potentially applicable for document digitization in public administration processes.

KEY WORDS:

YOLOv8, Handwriting Conversion, Deep Learning, Digital Image, Public Administration, Roboflow, CNN, CTC

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah Subhanallahu Wa Ta'ala atas limpahan iv ngkat dan karunianya sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir yang berjudul **“KONVERSI TULISAN TANGAN MENJADI TEKS MENGGUNAKAN METODE DEEP LEARNING”**. Salawat beserta Salam senantiasa penulis panjatkan kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari Zaman jahiliah menuju Zaman yang serba modern seperti saat ini.

1. Bapak Dr.Ir.Hj.Abd.Rakhim,Nanda,S.T.,M.T.,IPU, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar
2. Teristimewa kepada orang tua yang telah memberikan kasih sayang, doa, serta motivasi baik secara moral maupun material.
3. Bapak Ir.Muhammad Syafa'at S.Kuba,S.T.,M.T, selaku Wakil Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
4. Bapak Muhyiddin AM Hayat S.Kom., M.T, selaku Ketua Prodi Informatika.
5. Bapak Fahrir Irhamna Rachman S.Kom., M.T, selaku Dosen Pembimbing 1 skripsi.
6. Ibu Rizki Yuslima Bakti S.T.,M,T, selaku Dosen Pembimbing 2 skripsi.
7. Dosen dan Staf Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
8. Teman-teman Khususnya Angkatan 2021 Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Makassar, terima kasih atas dukungan dan doanya.
9. Teman-teman kelas B angkatan 2021 Program Studi Informatika Universitas Muhammadiyah Makassar
10. Penulis juga ingin menyampaikan penghargaan dan terima kasih yang tulus kepada seluruh rekan kerja di **Unismuh Water**. Dukungan, kerja sama, dan suasana kebersamaan yang tercipta di lingkungan kerja telah menjadi motivasi serta semangat tambahan bagi penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. Kehadiran kalian tidak hanya memberikan bantuan secara langsung, tetapi juga menghadirkan energi positif yang sangat berarti dalam setiap langkah perjalanan penelitian ini.

11. Dengan penuh rasa syukur, penulis ingin menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seseorang yang sangat istimewa dalam hidup penulis, yaitu (Ani Mahyuni). Terima kasih atas segala doa, perhatian, kesabaran, serta semangat yang selalu diberikan dalam setiap proses penyusunan skripsi ini. Kehadiranmu menjadi sumber motivasi yang tak ternilai, yang membuat penulis tetap bersemangat dan tidak menyerah meski menghadapi berbagai tantangan. Skripsi ini bukan hanya hasil dari kerja keras penulis, tetapi juga berkat dukungan dan kasih sayangmu yang selalu setia menemani. Semoga karya sederhana ini dapat menjadi kebanggaan, sebagaimana engkau selalu menjadi alasan penulis untuk terus melangkah.
12. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada teman terbaik, **Sarina** dan **Rezky Maulia**, atas dukungan, kebersamaan, dan semangat yang selalu diberikan. Persahabatan kalian adalah anugerah berharga yang tak terlupakan.
13. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada rekan kerja, **Misnawati, S.M.**, atas dukungan dan motivasi yang diberikan selama penyusunan skripsi ini.

Penulisan menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini terdapat kekurangan untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran. Akhir kata penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi semua pihak demi perkembangan dan kemajuan akademik

Makassar, 15 Juni 2025

MAKMUR JAYA NUR

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
ABSTRAK.....	ii
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR.....	vi
DAFTAR TABEL.....	vii
DAFTAR LAMPIRAN.....	x
DAFTAR ISTILAH.....	xi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah.....	2
C. Tujuan Penelitian.....	2
D. Manfaat Penelitian.....	3
E. Ruang Lingkup Penelitian	3
F. Sistemtika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
A. LANDASAN TEORI	6
1. Deep learning.....	6
2. Convolutional Neural Networks (CNN)	6
3. Connectionist Temporal Classification (CTC)	7
4. Algoritma YOLO (you only look once).....	8
5. Tulisan Tangan	8
6. Supervised Learning	8
7. Roboflow.....	10

8. Bounding Box Annotation	11
9. Confusion Matrix	12
B. PENELITIAN TERKAIT	15
C. KERANGKA PIKIR	18
BAB III METODE PENELITIAN	20
A. Tempat dan Waktu Penelitian	20
B. Alat dan Bahan	21
C. Perencanaan Sistem	21
D. Teknik Pengujian Sistem	27
E. Teknik Analisis Data	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	42
A. Pengumpulan Data	42
B. Anotasi Data	43
C. Pembagian Dataset	46
D. Pelatihan Model	47
E. Hasil Pelatihan Model	51
BAB V PENUTUP	58
A. KESIMPULAN	58
B. SARAN	58
DAFTAR PUSTAKA	59
LAMPIRAN	62

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Prediksi Urutan Simbol Pada Himpunan Data	9
Gambar 2. Diagram Kerangka Pikir	18
Gambar 3. Flowchart pengumpulan data hingga jadi model	22
Gambar 4. Flowchart Model CNN dan CTC	25
Gambar 5. Upload Dataset	44
Gambar 6. Data Mentah	45
Gambar 7. Proses Anotasi Gambar	46
Gambar 8..Pembagian Dataset	46
Gambar 9.Api Key	48
Gambar 10. Hasil Export Dataset Menjadi Bentuk Api	48
Gambar 11. Kode Pelatihan Model YOLOv8	49
Gambar 12.Proses Pelatihan	50
Gambar 13.Hasil Prediksi	52
Gambar 14.Confusion Matrix	54
Gambar 15.Hasil Akurasi	55

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Penelitian Terkait	15
Tabel 2. Jadwal Kegiatan	20
Tabel 3. Jumlah Data.....	43



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Mentah	62
Lampiran 2. Source Code.....	79
Lampiran 3. Permohonan Penelitian Kepada Ketua Program Studi Informatika ..	87
Lampiran 4. Surat Rekomendasi Penelitian dari LP3M.....	88
Lampiran 5. Surat Izin Penelitian dari PTSP	89
Lampiran 7. Hasil Turnitin.....	90



DAFTAR ISTILAH

Deep Learning	Cabang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan untuk mempelajari representasi data secara otomatis dan mendalam.
Convolutional Neural Network (CNN)	Arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk mengenali pola visual pada citra melalui proses konvolusi dan ekstraksi fitur.
Connectionist Temporal Classification (CTC)	Metode pelatihan yang digunakan untuk menyelaraskan urutan input dengan output teks tanpa perlu segmentasi eksplisit, sangat berguna untuk pengenalan tulisan tangan.
YOLO (You Only Look Once)	Algoritma deteksi objek berbasis CNN yang mampu mendeteksi dan mengenali objek dalam citra secara cepat dengan menggunakan grid dan bounding box.
YOLOv8	Versi terbaru dari algoritma YOLO yang memiliki peningkatan pada akurasi dan efisiensi dalam mendeteksi objek, termasuk huruf pada tulisan tangan.
Bounding Box	Kotak pembatas pada citra yang digunakan untuk menandai posisi objek atau huruf dalam proses anotasi dan deteksi.
Roboflow	Platform berbasis web untuk manajemen dataset citra, anotasi, augmentasi data, dan integrasi dengan framework deep learning.

Anotasi Data

Proses memberi label pada gambar dengan informasi tertentu, seperti posisi huruf menggunakan bounding box agar dapat dipahami oleh model.

Augmentasi Data

Teknik memperbanyak variasi data pelatihan dengan transformasi seperti rotasi, flipping, cropping, atau perubahan skala, guna meningkatkan kemampuan generalisasi model.

**Pra-pemrosesan
(Preprocessing)**

Tahapan awal sebelum pelatihan model, seperti grayscale, normalisasi ukuran, perataan teks, dan penghilangan noise agar data siap digunakan.

Dataset

Kumpulan data berupa citra tulisan tangan yang digunakan sebagai bahan pelatihan, validasi, dan pengujian model.

Train Set

Bagian dataset yang digunakan untuk melatih model dalam mengenali pola tulisan tangan.

Validation Set

Bagian dataset yang digunakan untuk memantau performa model selama pelatihan agar terhindar dari overfitting.

Test Set

Bagian dataset yang digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model pada data baru yang belum pernah dilihat.

Epoch

Satu kali siklus penuh pelatihan di mana seluruh data latih digunakan untuk memperbarui bobot model.

Batch Size Jumlah sampel data yang diproses sekaligus sebelum bobot model diperbarui.

Loss Function Fungsi matematis yang digunakan untuk mengukur kesalahan prediksi model terhadap label sebenarnya.

Box Loss Jenis loss pada YOLO yang mengukur kesalahan dalam memprediksi posisi bounding box.

Cls Loss (Classification Loss) Loss yang mengukur kesalahan dalam mengklasifikasikan kelas objek atau huruf.

DFL Loss (Distribution Focal Loss) Loss yang menilai distribusi koordinat bounding box agar prediksi lebih akurat.

Confusion Matrix Matriks yang digunakan untuk mengevaluasi performa klasifikasi model dengan menampilkan jumlah prediksi benar dan salah berdasarkan kelas.

Precision	Rasio prediksi positif yang benar dibandingkan seluruh prediksi positif.
Recall	Rasio prediksi positif yang benar dibandingkan seluruh data positif sebenarnya.
F1-Score	Rata-rata harmonis antara precision dan recall yang digunakan untuk mengevaluasi performa model.
mAP (Mean Average Precision)	Metrik evaluasi untuk menilai akurasi deteksi objek pada berbagai ambang batas Intersection over Union (IoU).
Intersection over Union (IoU)	Ukuran tumpang tindih antara bounding box prediksi dan bounding box sebenarnya.
Overfitting	Kondisi ketika model terlalu menyesuaikan data latih sehingga performa buruk pada data baru.
Output (Hasil Prediksi)	Teks digital yang dihasilkan oleh model setelah memproses citra tulisan tangan.

BAB 1

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia, tulisan tangan adalah tulisan yang dibuat dengan tangan, bukan hasil ketikan. Tulisan tangan merupakan ciri khas yang unik bagi setiap individu. Setiap orang memiliki perbedaan dalam gaya tulisan tangannya, dan seringkali tulisan tangan sulit dibaca atau dikenali. Hal ini dapat menghambat berbagai aktivitas sehari-hari, seperti transaksi yang memerlukan tulisan tangan. Menurut Handayani, tulisan tangan merupakan salah satu ciri biometrik yang dimiliki setiap orang. Hal ini disebabkan oleh pola tulisan tangan yang unik pada setiap individu. Penerapan teknik pengenalan pola dapat digunakan untuk membedakan atau mengidentifikasi suatu objek berdasarkan ciri khas tulisan tangan tersebut (*Arif Effendi et al., 2023a*)

Perkembangan teknologi saat ini membawa perubahan besar di berbagai bidang, salah satunya yaitu kebutuhan untuk mendigitalisasi data. Dalam administrasi kependudukan data yang sebelumnya ditulis tangan perlu di ubah ke format digital agar lebih mudah di akses, di kelolah dan di simpan dengan aman.

Konversi tulisan tangan ke teks digital tidak hanya mempercepat pengolahan data, tetapi juga mengurangi resiko kesalahan akibat keterbatasan manusia dalam membaca tulisan tangan. Dalam penelitian ini, di gunakan model convolutional neural network (*CNN*) untuk mengekstraksi fitur dari gambar tulisan, dan connectionist temporal classification (*CTC*) untuk mengelola output teks dengan panjang yang bervariasi.

Keunggulan dari *CNN* dan *CTC* digabungkan untuk menciptakan sistem pengenalan suara yang efektif dan tepat. *CNN* memiliki peran krusial dalam mengambil fitur-fitur spasial dari sinyal audio, sehingga bisa menghasilkan representasi data yang relevan dan efisien untuk

klasifikasi. Di sisi lain, *CTC* memfasilitasi model untuk menyelaraskan input berurutan dengan output teks tanpa perlu segmentasi waktu yang jelas, sangat bermanfaat dalam situasi pengenalan suara secara keseluruhan. Dengan menyatukan kedua metode ini, sistem yang dihasilkan mampu memberikan performa yang cepat dan akurat, terutama dalam mendukung orang-orang dengan gangguan berbicara dan pendengaran. (Sung et al., 2022)

Dengan pendekatan ini, diharapkan akurasi konversi tulisan tangan menjadi teks dapat meningkat, meskipun terdapat tantangan seperti variasi bentuk tulisan, dan volume data yang besar. Penerapan ini diharapkan dapat mempercepat proses digitalisasi dokumen kependudukan dan mengurangi kesalahan pembacaan data.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana penggunaan metode deep learning untuk mengonversi tulisan tangan menjadi teks?
2. Bagaimana penerapan model *CNN* dan *CTC* dalam menghasilkan konversi tulisan tangan ke teks yang akurat?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah penelitian di atas, penelitian dapat memberikan tujuan penelitian sebagai berikut;

1. Untuk mengetahui penggunaan metode deep learning dalam konversi tulisan tangan menjadi teks.
2. Untuk menerapkan model *CNN* dan *CTC* dalam meningkatkan akurasi konversi tulisan tangan menjadi teks.

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian yang akan di dapatkan dari penelitian yang berjudul *konversi tulisan tangan menjadi teks menggunakan metode deep learning*:

1. Manfaat Bagi Peneliti

- a. Penelitian ini membantu peneliti memahami penerapan deep learning, khususnya penggunaan *CNN* dan *CTC*, dalam pengenalan tulisan tangan.
- b. Penelitian ini diharapkan memperkaya pengalaman praktis dalam mengembangkan teknologi digitalisasi data,, khususya dalam mempercepat proses administarasi dokumen kepndudukan.

2. Manfaat Bagi Ilmu Pengetahuan

- a. Memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi pengenalan pola menggunakan deep learning. Terutama dalam pengenalan tulisan tangan.
- b. Menambah wawasan tentang pennggunaan *CNN* dan *CTC* dalam meningkatkan akurasi konversi tulisan tangan menjadi teks.
- c. Mendorong inovasi dalam proses digitalisasi dokumen administrasi secara lebih efisien.
- d. Menawarkan solusi praktis untuk mengurangi kesalahan input dalam pengolahan data tulisan di sektor administrasi publik.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup penelitian ini adalah Batasan atau ruang lingkup yang dijadikan fokus penelitian. Dengan bantuan daerah penelitian wilayah atau bidang atau bidang yang akan di pelajari ditentukan dan batas_batas objek atau fenomena yang di amati ditentukan.

1. Dalam penelitian ini, metode *deep learning* di gunakan untuk mengolah data yang telah di kumpulkan, dengan memanfaatkan

arsitektur *CNN* Berbasis *YOLO* dan *CTC* guna meningkatkan akurasi dalam proses konversi tulisan tangan menjadi teks.

2. Penelitian ini juga mencakup simulasi pengujian untuk mengevaluasi sejauh mana model *deep learning* mampu mengonversi tulisan tangan menjadi teks *digital* secara cepat dan efisien. Pengujian ini dilakukan tanpa membangun aplikasi, namun difokuskan pada performa model dalam kondisi yang menyerupai penggunaan nyata.
3. Model yang diterapkan mengintegrasikan arsitektur *CNN* berbasis *YOLO* untuk mendeteksi huruf kapital (A–Z) dalam gambar tulisan tangan, serta menggunakan metode *CTC* untuk merakit hasil deteksi menjadi teks akhir yang tepat. Dataset dibatasi pada gambar tulisan tangan dengan maksimal tiga kata setiap gambar agar konsistensi dan efisiensi proses pelatihan serta pengujian model terjaga

F. Sistematika Penulisan

a) BAB I – PENDAHULUAN

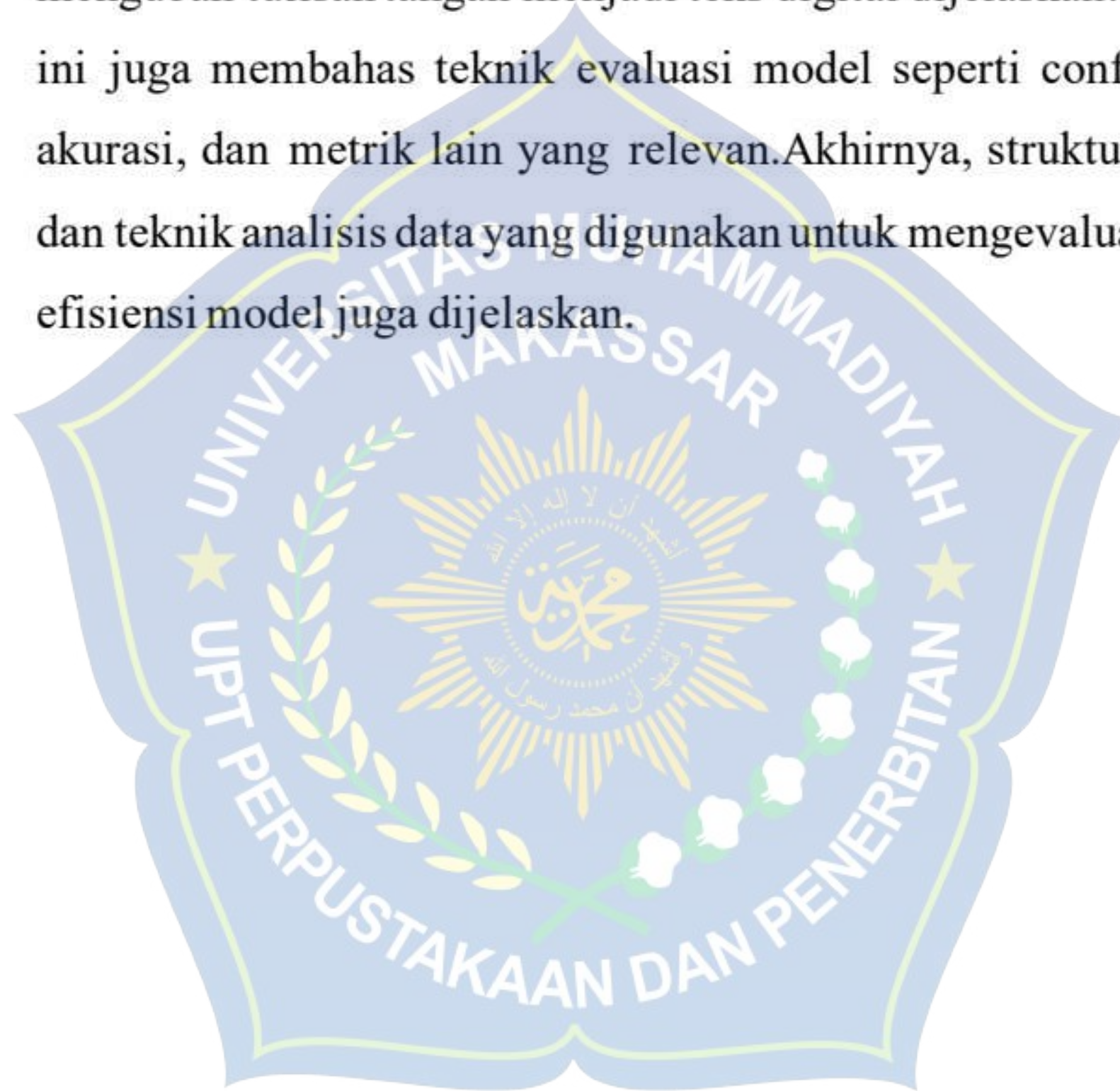
Bab ini berisi latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian (bagi peneliti dan masyarakat), serta ruang lingkup penelitian. Tujuannya adalah untuk memberikan gambaran umum tentang fokus dan urgensi penelitian.

b) BAB II – TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini, berbagai teori dan ide yang berkaitan dengan studi tentang transformasi tulisan tangan menjadi teks *digital* akan dibahas. Beberapa hal yang akan dibicarakan mencakup pengenalan tulisan tangan, berbagai teknik dalam pengolahan gambar *digital*, metode *deep learning* yang diterapkan dalam proses pengenalan karakter, serta beberapa penelitian terdahulu yang relevan. Tujuan dari bagian ini adalah untuk memberikan pondasi teori yang kuat sebagai dasar dalam pemilihan metode dan pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini.

c) BAB III – METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menguraikan pendekatan yang diterapkan dalam penelitian, dimulai dengan pengumpulan *dataset* tulisan tangan, kemudian tahap pra-pemrosesan data seperti normalisasi dan pemisahan citra. Selanjutnya, proses pelatihan model *deep learning* menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang dipadukan dengan algoritma *Connectionist Temporal Classification (CTC)* untuk mengubah tulisan tangan menjadi teks digital dijelaskan. Selain itu, bab ini juga membahas teknik evaluasi model seperti confusion matrix, akurasi, dan metrik lain yang relevan. Akhirnya, struktur kerja sistem dan teknik analisis data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja dan efisiensi model juga dijelaskan.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Deep Learning

Menurut LeCun dan rekan-rekannya (2015), *Deep Learning* merupakan salah satu cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan dengan berbagai lapisan (*deep neural networks*) untuk meningkatkan representasi data. Fokus utama dari deep learning adalah pada kemampuan untuk secara otomatis belajar dari data mentah, tanpa kebutuhan akan fitur-fitur yang dirancang secara manual oleh para ahli. Pendekatan ini memungkinkan komputer untuk melaksanakan berbagai tugas, seperti pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami, dan pengenalan suara, dengan kinerja yang lebih baik dibandingkan metode pembelajaran konvensional. Dalam konteks deep learning, jaringan neural yang lebih dalam memberikan kemampuan kepada model untuk menangkap pola-pola yang lebih kompleks dalam data (Lecun et al., 2015)

2. Convolutional Neural Networks (CNN)

CNN adalah hasil pengembangan dari metode *Neural Network* yang dapat digunakan untuk pengenalan objek dalam citra. Secara umum, CNN memiliki kesamaan dengan jaringan saraf lainnya. Namun, variasi dalam citra sangat mempengaruhi hasil pelatihan, dan ini merupakan tantangan yang cukup sulit untuk diatasi. Mengklasifikasikan huruf tulisan tangan, misalnya, menimbulkan banyak variasi pada setiap citra, seperti perbedaan bentuk dan pola. (Rahmawan et al., 2023a)

Pola adalah entitas yang telah ditentukan sebelumnya, yang dapat diidentifikasi berdasarkan karakteristiknya. Karakteristik ini berfungsi untuk membedakan satu pola dari pola lainnya. Oleh karena itu, diperlukan penggunaan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengenali pola-pola yang terdapat dalam tulisan tangan. Jaringan ini

mengasumsikan bahwa input yang digunakan adalah data citra dan memiliki lapisan utama yang disebut lapisan konvolusi. Dalam lapisan ini, gambar input diproses menggunakan filter yang telah ditentukan. Setiap lapisan membentuk pola yang terdiri dari bagian-bagian citra yang lebih mudah dikenali.

Teknologi ini memungkinkan penciptaan fungsi pembelajaran gambar yang lebih efisien. Dengan memanfaatkan metode CNN, diharapkan akan diperoleh hasil akurasi yang tinggi melalui berbagai kombinasi arsitektur CNN dalam kedua mekanisme pengujian yang dilakukan. Dengan demikian, informasi ini dapat dimasukkan ke dalam landasan teori mengenai CNN.

Proses utama dalam CNN dilakukan pada convolutional layer, di mana input citra dikonvolusikan dengan sejumlah kernel/filter, kemudian hasilnya ditambahkan bias dan dilewatkan melalui fungsi aktivasi untuk menghasilkan feature map (Alzubaidi et al., 2021). Untuk rumus CNN dapat dilihat pada formula 1:

$$Y(i,j) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} X(i+m, j+n) \cdot K(m,n) \quad (1)$$

Keterangan:

$Y(i,j)$ = nilai output pada koordinat (i,j)

XXX = citra input atau feature map dari layer sebelumnya

KKK = kernel/filter konvolusi

M, N = ukuran kernel (tinggi \times lebar)

m, n = indeks iterasi posisi kernel pada citra input

3. Connectionist Temporal Classification (CTC)

CTC adalah metode pelatihan yang dirancang untuk mengatasi permasalahan pelabelan sekuensial ketika penyelarasan antara input dan label target tidak diketahui secara eksplisit. CTC memungkinkan model

untuk menghasilkan urutan output dari input yang tidak tersegmentasi dengan menambahkan simbol kosong (*blank*) ke dalam kosakata target dan secara otomatis menyelaraskan urutan input terhadap urutan output. Pendekatan ini sangat berguna dalam pengenalan pola seperti tulisan tangan dan ucapan, di mana input memiliki panjang yang berbeda dan tidak sejajar langsung dengan output.

Lebih lanjut, Chaudhary dan Bali (2022) memperkenalkan arsitektur Easter2.0 yang menggabungkan beberapa lapisan konvolusi satu dimensi, normalisasi batch, dan koneksi residual, serta menggunakan CTC sebagai fungsi kehilangan. Model ini berhasil mencapai hasil yang kompetitif pada dataset IAM, menunjukkan bahwa pendekatan berbasis CTC dapat efektif bahkan dalam kondisi data yang terbatas. (Chaudhary & Bali, 2022)

Dalam konteks pengenalan tulisan tangan, yang memiliki tantangan tersendiri seperti bentuk huruf yang kompleks dan keterbatasan data, pendekatan CTC dapat menjadi solusi yang efektif. Kemampuannya untuk melakukan pelabelan sekuensial tanpa memerlukan penyelarasan eksplisit menjadikannya cocok untuk diterapkan dalam sistem pengenalan tulisan tangan.

Tahap utama pada *Connectionist Temporal Classification (CTC)* berada pada proses perhitungan *loss function*, di mana urutan keluaran model dibandingkan dengan urutan label target tanpa memerlukan proses *alignment* secara langsung. CTC menghitung probabilitas total dari seluruh kemungkinan *path* (penyelarasan) yang dapat disederhanakan (*collapse*) menjadi label akhir, lalu meminimalkan nilai negatif *log-likelihood* dari label yang benar. Metode ini sangat efektif digunakan pada pemrosesan urutan, seperti konversi tulisan tangan menjadi teks, karena mampu mengatasi perbedaan panjang antara data input dan output (Eom et al., 2024).

Rumus CTC dapat dilihat pada formula berikut:

A. Rumus Dasar CTC Loss

$$L_{CTC} = -\log p(l | X_{1:T}) \quad (2)$$

Penjelasan:

L_{CTC} adalah nilai *loss* yang digunakan untuk melatih model.

l adalah urutan label target (contoh: teks "BALUSU").

$X_{1:T}$ adalah urutan input (contoh: fitur hasil ekstraksi dari CNN).

Rumus ini menunjukkan bahwa CTC loss adalah negatif log-likelihood dari urutan label target yang benar, diberikan input. Semakin tinggi probabilitas urutan yang benar, semakin kecil loss.

B. Probabilitas Urutan Label

$$p(l | X_{1:T}) = \sum_{\pi \in B^{-1}(l)} p(\pi | X_{1:T}) \quad (3)$$

Penjelasan:

π adalah *path* atau urutan simbol yang mungkin (termasuk simbol blank).

$B(\pi)$ adalah fungsi *collapse* yang menghapus simbol blank dan menggabungkan karakter berulang, sehingga menghasilkan label akhir l .

$B^{-1}(l)$ adalah semua *path* yang jika di-*collapse* akan menghasilkan l .

Rumus ini menjumlahkan semua probabilitas dari *path* valid yang bisa membentuk label target.

C. Probabilitas Path

$$p(\pi | X_{1:T}) = \prod_{t=1}^T y_{\pi_t}^t \quad (4)$$

Penjelasan:

$y_{\pi_t}^t$ adalah probabilitas model memprediksi simbol π_t pada *time step* ke- t .

Probabilitas seluruh path π adalah hasil perkalian probabilitas simbol pada setiap *time step*.

Menggambarkan bahwa prediksi di setiap langkah dianggap independen secara kondisional.

D. Perhitungan Probabilitas Simbol (Softmax)

$$y_k^t = \frac{e^{a_k^t}}{\sum_{k'} e^{a_{k'}^t}} \quad (5)$$

Penjelasan:

a_k^t adalah nilai logit (output sebelum softmax) untuk simbol k pada waktu t .

Softmax mengubah logit menjadi probabilitas yang totalnya = 1 di setiap *time step*.

S' adalah alfabet ditambah simbol blank (\emptyset).

E. Maximum Entropy Regularization untuk CTC

$$L_{\text{EncCTC}} = L_{\text{CTC}} - \beta H(\pi | l, X) \quad (6)$$

Penjelasan:

Menambahkan regularisasi berbasis entropi untuk mencegah prediksi terlalu yakin (*overconfident*).

β mengatur kekuatan regularisasi.

$H(\pi | l, X)$ adalah entropi distribusi path yang mungkin.

F. Entropi Path

$$H(\pi | l, X) = - \sum_{\pi \in B^{-1}(l)} p(\pi | l, X) \log p(\pi | l, X) \quad (7)$$

Penjelasan:

Mengukur ketidakpastian model terhadap semua path valid.

Nilai entropi tinggi \rightarrow model masih banyak mempertimbangkan kemungkinan.

Nilai entropi rendah \rightarrow model terlalu fokus pada satu path (peaky).

G. Adaptive Maximum Entropy Regularization (AdaMER)

$$\max_{\theta} \log \sum_{\pi \in B^{-1}(l)} p_{\theta}(\pi | X), \quad \text{s.t.} \quad (8)$$

$$E_{p_{\theta}(\pi | X, l)} [-\log p_{\theta}(\pi | X, l)] \geq H$$

Penjelasan:

Bentuk dual problem menggunakan variabel Lagrange β .

β disesuaikan selama pelatihan agar entropi sesuai target.

$$L_{\beta} = \beta[H(\pi | l, X) - H] \quad (9)$$

Penjelasan:

Loss tambahan untuk memperbarui β .

Mengontrol adaptasi regularisasi selama training.

4. Algoritma YOLO (You Only Look Once)

YOLO adalah sebuah algoritma yang diperkenalkan pada tahun 2015 melalui makalah milik Joseph Redmon. Selanjutnya, algoritma ini berkembang hingga saat ini dan mencapai versi *YOLOv4* yang dirilis oleh Alexey Bochkovskiy. *YOLO* adalah algoritma untuk mendeteksi objek secara langsung menggunakan Jaringan Saraf Konvolusional (*Convolutional Neural Network/CNN*). Algoritma ini membagi gambar atau video ke dalam grid berukuran $S \times S$. Jika pusat objek berada di dalam suatu sel grid, maka sel grid tersebut bertanggung jawab untuk mengenali objek tersebut. Setiap sel memperkirakan *bounding box* (batas kotak) dan nilai kepercayaan (*confidence score*). Nilai kepercayaan ini menunjukkan perkiraan seberapa akurat kotak tersebut dalam mendeteksi objek. (Andre Kanisius Edgurd Lopian.)

Dengan kemampuannya dalam melakukan deteksi objek secara cepat dan presisi, *YOLO* menjadi metode yang sesuai untuk diterapkan dalam penelitian "*Konversi Tulisan Tangan Menjadi Teks Menggunakan Metode Deep Learning*". Dalam penerapannya, *YOLO* digunakan untuk menentukan letak setiap huruf atau kata pada citra tulisan tangan. Informasi hasil deteksi tersebut selanjutnya dimanfaatkan sebagai input bagi model deep learning lainnya untuk melakukan pengenalan karakter dan mengubahnya ke dalam bentuk teks digital. Pendekatan ini membuat sistem dapat bekerja secara optimal meskipun menghadapi data tulisan dengan variasi bentuk dan gaya yang beragam, sehingga akurasi hasil konversi dapat ditingkatkan.

A. Rumus Bounding Box Prediction

YOLO memprediksi bounding box sebagai:

$$b=(x,y,w,h) \quad (10)$$

Dimana:

$(x,y)(x,y)(x,y)$ adalah koordinat pusat bounding box relatif terhadap grid cell,

w,h,w,h adalah lebar dan tinggi bounding box relatif terhadap ukuran gambar

B. Rumus Confidence Score

Confidence score menunjukkan seberapa yakin model ada objek di bounding box tersebut:

$$\text{Confidence} = P(\text{Object}) \times \text{IOU}_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (11)$$

di mana:

$P(\text{Object})$ adalah probabilitas ada objek,

$\text{IOU}_{\text{pred}}^{\text{truth}}$ adalah Intersection Over Union antara prediksi dan ground truth.

C. Rumus Loss Function YOLOv8 (Generalized)

YOLOv8 menggunakan loss yang merupakan gabungan dari:

Loss untuk klasifikasi (Cross Entropy Loss atau Binary Cross Entropy),

Loss untuk bounding box (misalnya CIOU loss),

Loss untuk confidence (Objectness Loss).

Misalnya, total loss:

$$\mathcal{L} = \lambda_{\text{box}} \cdot \mathcal{L}_{\text{bx}} + \lambda_{\text{obj}} \cdot \mathcal{L}_{\text{oj}} + \lambda_{\text{cls}} \cdot \mathcal{L}_{\text{cs}} \quad (12)$$

Dimana:

\mathcal{L}_{box} = loss bounding box (e.g., CIOU),

\mathcal{L}_{obj} = objectness loss (confidence),

\mathcal{L}_{cls} = classification loss,

λ adalah bobot untuk masing-masing loss.

D. Rumus CIOU Loss (Complete IoU Loss) untuk Bounding Box (sering dipakai di YOLOv8):

$$\mathcal{L}_{Co} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (13)$$

Dimana:

IoU adalah Intersection over Union,

$\rho^2(b, b^{gt})$ adalah jarak Euclidean antara pusat bounding box prediksi dan ground truth,

c adalah diagonal kotak terkecil yang membungkus kedua bounding box,

v mengukur kesamaan aspek rasio,

α adalah parameter penyesuaian.

5. Tulisan Tangan

Pengenalan pola merupakan serangkaian proses yang berkesinambungan, dimulai dari *deteksi* atau *segmentasi*, dilanjutkan dengan *ekstraksi sistem*, dan diakhiri dengan pengukuran kesamaan atau proses *pengenalan*. Saat ini, komputer telah dapat digunakan untuk mengenali berbagai input dalam bentuk pola yang dapat diolah menjadi informasi.

tulisan tangan adalah hasil dari aktivitas menulis yang dilakukan secara manual, di mana setiap individu memiliki karakteristik tulisan yang unik, mencakup gaya, ukuran, dan orientasi yang berbeda-beda. Ketika seseorang membaca sebuah kata, misalnya "*dimana*", mereka akan dengan mudah mengenali huruf-huruf tersebut jika tulisan tersebut teratur dan rapi. Namun, jika kata "*dimana*" ditulis dengan beberapa

sambungan yang tidak rapi atau tidak lurus, maka pembaca harus berusaha lebih keras untuk mengenali kata tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa manusia memiliki kemampuan *pengenalan pola* yang sangat baik. (Homepage et al., 2022)

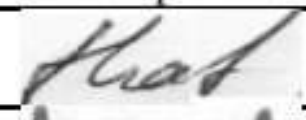
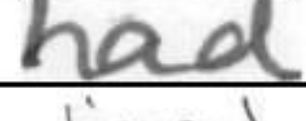
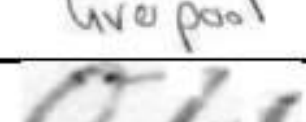
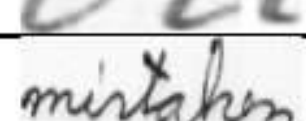
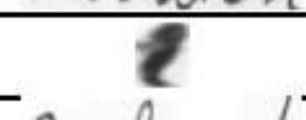
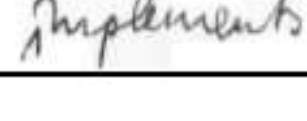
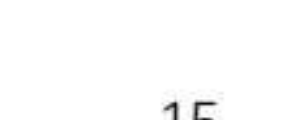
Melalui proses pembelajaran, manusia dapat mengenali pola tulisan tangan, meskipun terdapat beberapa tantangan dalam mengenali tulisan tersebut. Kendala-kendala ini dapat berupa huruf yang kurang jelas, gaya tulisan yang tidak konsisten, dan berbagai faktor lain yang membuat tulisan tangan sulit untuk dibaca.

6. Supervised Learning

Supervised Learning adalah paradigma dalam *pembelajaran mesin* di mana model dilatih menggunakan *dataset* yang terdiri dari pasangan *input-output* yang telah diberi label. Tujuan utamanya adalah mempelajari fungsi yang memetakan input ke output berdasarkan data pelatihan tersebut.

merupakan paradigma pembelajaran mesin untuk memperoleh informasi hubungan antara input dan output dari suatu sistem berdasarkan serangkaian sampel pelatihan *input-output* yang berpasangan. (Liu & Wu, 2012)

Dalam konteks pengenalan tulisan tangan, input dapat berupa citra digital dari tulisan tangan, dan outputnya adalah teks yang sesuai. Model dilatih untuk mengenali pola dalam citra tersebut dan mengkonversinya menjadi teks.

Input	Label	Prediction
	that	that
	had	had
	Liverpool	livepool
	on	oui
	mistaken	mistahon
	,	,
	implements	implement

least	least	least
mist	mist	mist
interest	interest	interest

Gambar 1. Prediksi Urutan Simbol Pada Himpunan Data
IAM(Liu & Wu, 2012)

Dalam penelitian ini, saya mengadopsi pendekatan yang menggabungkan CNN dengan CTC. CNN berfungsi untuk mengekstrak fitur spasial dari citra tulisan tangan, yang selanjutnya diproses oleh lapisan CTC untuk mengonversi urutan fitur menjadi urutan teks.

Oleh karena itu, pendekatan kombinasi CNN dan CTC dipilih berdasarkan alasan berikut:

- CNN terbukti sangat efektif dalam mengenali pola visual pada citra tulisan tangan.
- CTC memungkinkan model untuk membaca urutan karakter dengan cara yang fleksibel, tanpa harus menyelaraskan setiap karakter secara individual dengan citra *input*.
- Kombinasi kedua pendekatan ini telah menunjukkan hasil akurasi yang tinggi dalam berbagai penelitian sebelumnya.

7. Roboflow

Roboflow adalah platform berbasis web yang digunakan untuk mempermudah proses pembuatan *dataset*, *anotasi*, dan pelatihan model deep learning untuk tugas-tugas *visi komputer*, seperti *deteksi objek*, *segmentasi*, dan *pengenalan pola* dalam gambar. Roboflow berfungsi untuk mempercepat pengembangan model *machine learning* dengan menyediakan alat yang mudah digunakan untuk mengelola dataset gambar, melakukan anotasi otomatis dan manual, serta mengubah format *dataset* menjadi format yang dapat digunakan dengan berbagai *framework deep learning* populer seperti *TensorFlow*, *PyTorch*, dan Keras.

Menurut (Roboflow, 2021), platform ini memungkinkan pengguna untuk memanfaatkan teknik *data augmentation* seperti *rotasi*, *pemotongan*, *flipping*, dan *perubahan skala* pada gambar, yang dapat meningkatkan kemampuan model untuk mengenali objek dengan variabilitas tinggi. Hal ini sangat bermanfaat dalam *aplikasi pengenalan tulisan tangan* yang sangat dipengaruhi oleh variasi bentuk huruf, gaya tulisan, dan tingkat kebersihan tulisan.

Roboflow mendukung berbagai jenis anotasi, yang termasuk pengenalan objek berbasis *kotak pembatas (bounding box)* untuk deteksi objek atau *segmentasi semantik*. Anotasi ini memberikan informasi yang sangat penting bagi model dalam mengidentifikasi karakter-karakter tulisan tangan pada gambar dan kemudian mengubahnya menjadi bentuk teks yang terstruktur. Dalam konteks *konversi tulisan tangan menjadi teks*, *Roboflow* memfasilitasi pembuatan dataset tulisan tangan yang dilabeli, yang kemudian digunakan untuk melatih model *deep learning* agar dapat mengidentifikasi dan mengonversi gambar tulisan tangan menjadi teks digital.

Proses yang dilakukan dengan *Roboflow* melibatkan tiga tahapan utama:

1. *Pengumpulan dan Pengunggahan Gambar*: Gambar tulisan tangan yang akan dianotasi diunggah ke dalam platform *Roboflow*.
2. *Anotasi Gambar*: Pengguna dapat memberikan label pada karakter atau kata dalam gambar menggunakan alat *anotasi* dari *Roboflow*.
3. *Eksport Dataset*: Setelah *anotasi* selesai, *dataset* dapat diekspor dalam format yang kompatibel dengan framework *deep learning*, seperti *TensorFlow* atau *PyTorch*.

Dengan adanya *Roboflow*, proses pembuatan dataset untuk model *pengenalan tulisan tangan* menjadi jauh lebih mudah, cepat, dan terstruktur. Hal ini penting karena kualitas *dataset* sangat mempengaruhi performa model *deep learning*, terutama pada tugas-tugas seperti *pengenalan karakter tulisan tangan* yang memerlukan

jumlah data yang besar dan beragam untuk mencapai akurasi yang optimal.

Sebagai contoh, platform ini memungkinkan pengguna untuk menambahkan gambar tulisan tangan ke dalam *dataset*, serta memperkaya *dataset* dengan melakukan *augmentasi*, untuk meningkatkan performa model dalam menghadapi variasi tulisan tangan yang beragam. Platform ini juga memungkinkan untuk integrasi langsung dengan *framework deep learning* seperti *TensorFlow*, *Keras*, atau *PyTorch*, yang memungkinkan pengguna untuk langsung melatih model dengan *dataset* yang sudah disiapkan.

8. Bounding Box Annotation

Bounding Box Annotation adalah salah satu metode fundamental dalam anotasi data di bidang penglihatan komputer, terutama dalam mendeteksi dan mengenali objek-objek pada gambar digital. Metode ini menggunakan , yaitu persegi panjang yang mengelilingi objek yang ingin diidentifikasi dalam sebuah gambar. ini dilengkapi dengan koordinat posisi (x, y) serta ukuran lebar () dan tinggi () untuk memberikan informasi yang jelas mengenai objek tersebut.

Menurut Utami dan Pratama (2021) dalam jurnal mereka yang berjudul “Implementasi Anotasi Bounding Box untuk Pengenalan Tulisan Tangan”, *bounding box* dimanfaatkan untuk menandai posisi setiap huruf dalam gambar tulisan tangan. Setiap *anotasi* mencakup kelas objek serta informasi spasial, yang meliputi titik tengah objek, serta lebar dan tinggi yang relatif terhadap ukuran gambar.

Selain itu, Muchtar dan Suryani (2022) dalam jurnal “Optimasi Anotasi Gambar Menggunakan Bounding Box dalam Dataset Tulisan Tangan”, mengungkapkan bahwa tidak hanya berfungsi untuk deteksi, tetapi juga penting dalam proses pelabelan *dataset*. Hal ini memungkinkan model untuk mengenali bentuk objek tertentu berdasarkan posisi dan ukuran yang telah ditentukan.

9. Confusion Matrix

Confusion matrix diperkenalkan oleh *Karl Pearson* pada tahun 1904, saat itu dikenal sebagai *contingency table*. Kemudian, istilah ini berganti menjadi *error matrix* sebelum akhirnya dikenal sebagai *confusion matrix* dalam ilmu data. Sebaiknya istilah ini tetap digunakan sebagai "*confusion matrix*", yang lebih akurat dan bisa menghilangkan banyak kebingungan! Istilah "" merujuk pada ketidakpastian yang bisa muncul dalam metrik tertentu yang diprioritaskan saat berusaha meningkatkan model, meskipun beberapa metrik dapat diperoleh *confusion matrix* itu sendiri.

Confusion matrix merupakan matriks persegi dengan ukuran $N \times N$, di mana N menunjukkan jumlah kelas keluaran. Setiap baris dalam matriks ini merepresentasikan jumlah contoh dari kelas yang diprediksi, sementara setiap kolom menggambarkan jumlah contoh dari kelas yang sebenarnya. Ini memberikan rincian per kelas mengenai jumlah prediksi yang akurat dan tidak akurat yang dibuat oleh pengklasifikasi dalam tugas klasifikasi. Klasifikasi dapat bersifat *biner* atau *multikelas*. (Sathyanarayanan, 2024)

Dalam pengukuran kinerja menggunakan *confusion matrix* terdapat empat istilah yang digunakan untuk merepresentasikan hasil dari proses deteksi, yaitu:

- a. True Positive (TP): Kondisi di mana model memprediksi positif dan kenyataannya memang positif.
- b. True Negative (TN): Kondisi di mana model memprediksi negatif dan kenyataannya memang negatif.
- c. False Positive (FP): Kondisi di mana model memprediksi positif, tetapi kenyataannya negatif.
- d. False Negative (FN): Kondisi di mana model memprediksi negatif, tetapi kenyataannya positif.

Confusion matrix menunjukkan kinerja *classifier*, apa yang dapat dilakukannya dengan benar, serta berbagai kesalahan yang mungkin terjadi. Metrik-metrik yang dihasilkan dari *confusion matrix* membantu

dalam menentukan langkah terbaik untuk meningkatkan kinerja model. Karena *confusion matrix* dapat dibangun untuk kumpulan data dengan nilai target/keluaran yang diketahui, alat ini sangat berguna dalam metode *supervised learning*.

		<i>Predicted Value</i>	
		<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
<i>Actual Value</i>	True	TP	TN
	False	FP	FN

- True Positive: *IoU* predicted box ≥ 0.5 .
- True Negative: Semua bagian pada citra yang tidak terprediksi sebagai objek. *Confusion Matriks* ini tidak berguna untuk *object detection*. Oleh karena itu, matriks ini diabaikan.
- False Positive: *IoU* predicted box < 0.5 .
- False Negative: Objek yang memiliki *ground-truth box* dan model gagal dalam mendeteksi objek.

Pengukuran untuk mengevaluasi kinerja sistem yang terdapat dalam confusion matrix mencakup beberapa metrik, yaitu akurasi, presisi, recall, spesifisitas, dan F-score.

- Accuracy: Rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Nilai akurasi dapat dihitung sesuai Persamaan

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (14)$$

2. Precision: Rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan 15 keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (15)$$

3. Recall: Rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (16)$$

4. Specificity: Kebenaran memprediksi negatif dibandingkan dengan keseluruhan data negatif.

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (17)$$

5. F-Score: Perbandingan rata-rata presisi dan recall yang di bobotkan.

$$F - Score = 2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (18)$$

B. Penelitian Terkait

Peneliti memberikan segudang inspirasi dan informasi untuk penyempurnaan proposal ini dari penelitian sebelumnya. Penelitian yang terkait sebelumnya meliputi:

Tabel 1. Penelitian Terkait

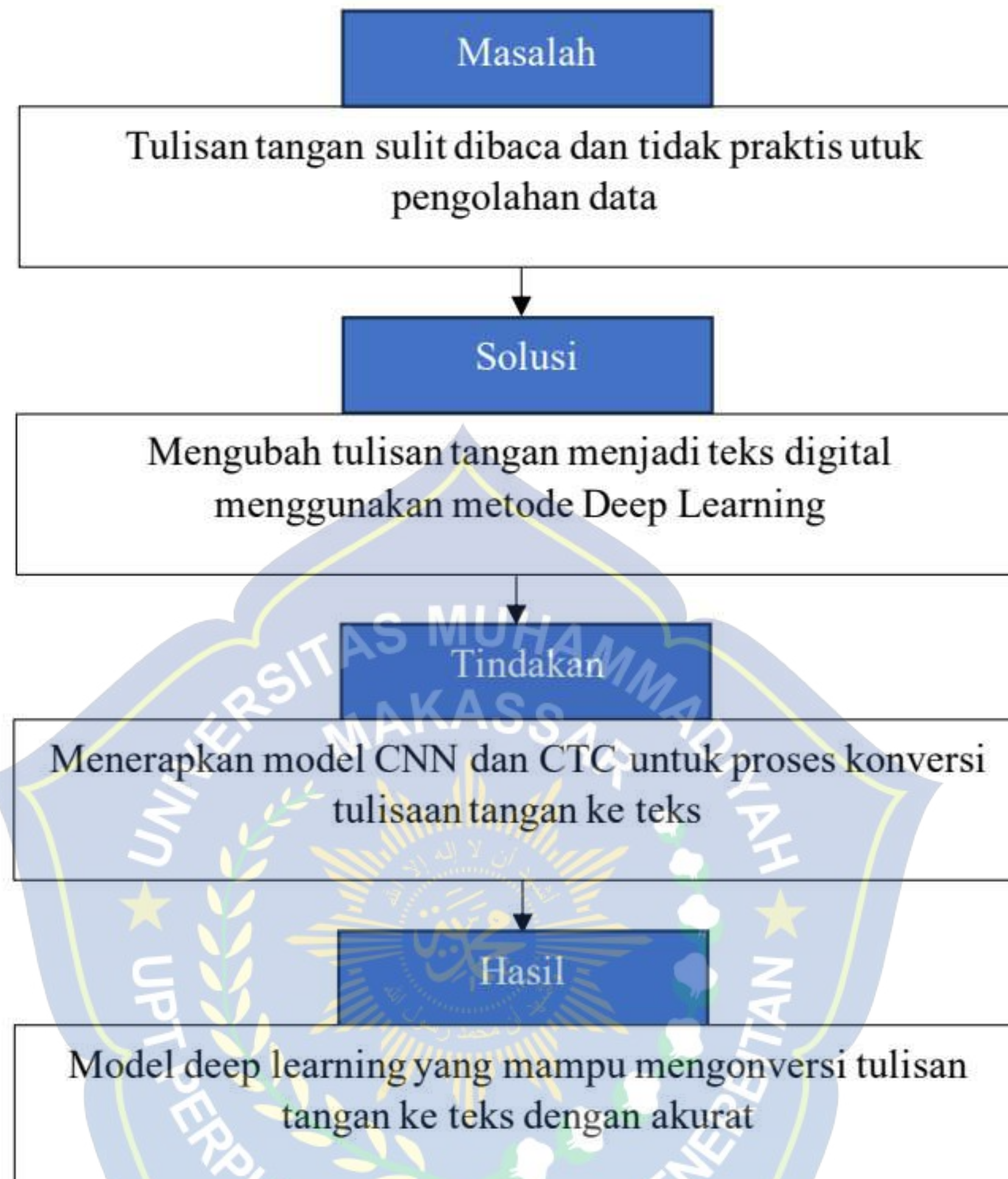
Penelitian	Judul	Tujuan Kasus	Metode/Algoritma	Hasil Penelitian
(Aanchal et al., 2022)	Metode pengenalan kartu bank menggunakan YOLO deteksi objek, dan CNN + LSTM + CTC untuk pengenalan teks.	Deteksi dan pengenalan teks nomor kartu	YOLO + CNN + LSTM + CTC	Kecepatan pengenalan meningkat
(Inayatul Arifah et al., 2022)	Deteksi Tangan Otomatis pada Video Percakapan Bahasa Isyarat Indonesia menggunakan YOLO dan CNN	Mempermudah sistem membaca gerakan tangan Isyarat (angka) dalam video	YOLO + CNN	Meraih akurasi sebesar 89 % dalam membaca gerakan tangan ke teks
(Kizilirmak & Yanikoglu, 2023)	Sistem pengenalan tulisan tangan bahasa Inggris menggunakan	Offline pengenalan tulisan tangan	CNN-BiLSTM + CTC	CER 3,59%, WER 9,44% (IAM)

	arsitektur CNN- BiLSTM + CTC.			
(Nur et al., n.d.)	implementasi convolutional neural network pada pengenalan tulisan tangan	Menguji kemampuan CNN dalam pengenalan karakter alfabet Inggris (A-Z, a-z, 0-9) dari tulisan tangan menggunakan dataset NIST	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Akurasi tertinggi: 72,48% pada epoch ke-28 dengan learning rate 0.001
(Arif Effendi et al., 2023b)	implementasi Metode Deep Learning Untuk Klasifikasi Gambar Tulisan Tangan	Klasifikasi huruf kapital dan huruf kecil tulisan tangan	<i>Deep Learning (beberapa layer NN)</i>	Akurasi tertinggi 58,36% diperoleh pada arsitektur 2- layer, menggunakan 10-fold cross- validation.
(Rahmawan et al., 2023b)	Rekognisi Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Convolutional	Membangun sistem pengenalan huruf tulisan tangan	Convolutional Neural Network (CNN) dengan optimasi Adam dan ReLU, serta	Model berhasil mengenal huruf tulisan tangan

	Neural Network	menggunakan dataset NIST	evaluasi Confusion Matrix	dengan akurasi tinggi mencapai 99,5% dan rata-rata precision, recall, dan f1-score sebesar 100%
(Swasono et al., 2024)	Pengenalan Karakter Huruf Pada Gambar Tulisan Tangan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dan K-Means Clustering	Membangun sistem pengenalan karakter huruf pada gambar tulisan tangan	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dan <i>K-Means Clustering</i>	<i>CNN</i> menghasilkan akurasi sebesar 90%, sedangkan <i>K-Means</i> hanya 11%. <i>CNN</i> terbukti lebih unggul untuk pengenalan karakter tulisan tangan.
(Yafi Cahyono Adi et al., 2024)	Implementasi Pengenal Tulisan Tangan Menggunakan OCR dengan Metode CNN dan RNN	Membangun alat pemindai portabel untuk mengenali tulisan tangan pada dokumen resi dan kuitansi	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dan <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i> berbasis OCR	Model berhasil mengenali tulisan tangan dengan akurasi sebesar 83,33% dari

	pada Dokumen Resi dan Kuitansi			30 sampel tulisan tangan pada kuitansi
(Khairunisa et al., 2024)	Analisis Perbandingan Algoritma CNN dan YOLO dalam Pengenalan Kerusakan Jalan	Menganalisis performa CNN dan YOLO dalam mendeteksi kerusakan jalan	CNN vs YOLO	Waktu pelatihan berbeda signifikan (P- Value < 0,05), namun tidak ada perbedaan signifikan untuk kecepatan deteksi dan akurasi (P- Value > 0,05)

C. Kerangka Pikir



Gambar 2. Diagram Kerangka Pikir

Diagram kerangka pikir yang ditampilkan dalam menggambarkan alur pemikiran yang mendasari penelitian ini. Penelitian ini diawali dengan mengidentifikasi masalah, yaitu kesulitan dalam membaca tulisan tangan serta ketidakpraktisan metode pengolahan data. Sebagai solusi, diusulkan pendekatan untuk mengubah tulisan tangan menjadi teks digital dengan memanfaatkan metode . Tindakan selanjutnya adalah menerapkan model CNN (Convolutional Neural Network) dan CTC (Connectionist Temporal Classification) untuk melaksanakan proses konversi dari tulisan tangan ke teks.

Penelitian ini dilaksanakan di *Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil (Dukcapil) Kabupaten Barru*, yang berfungsi sebagai lokasi

pengumpulan data. Hasil yang diharapkan adalah penerapan model yang mampu mengonversi tulisan tangan menjadi teks dengan tingkat akurasi yang tinggi.



BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat Dan Waktu Penelitian

Penelitian terkait *konversi tulisan tangan menjadi teks* menggunakan *metode Deep Learning* dapat dilakukan di berbagai instansi yang masih menggunakan dokumen tulisan tangan dalam proses pencatatan data, seperti kantor pemerintahan atau lembaga administrasi publik. Waktu pelaksanaan penelitian dapat bervariasi tergantung pada kompleksitas sistem, ketersediaan data, dan tahapan pengujian model.

Penentuan lokasi merupakan aspek penting dalam proses penelitian karena akan memudahkan peneliti dalam memperoleh data yang relevan dan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Lokasi pengambilan data pada penelitian ini dilakukan di *Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil (Dukcapil) Kabupaten Barru*, yang beralamat di *Jalan Sultan Hasanuddin No. 93, Kabupaten Barru, Sulawesi Selatan*, dan masih memiliki banyak arsip dokumen dalam bentuk tulisan tangan.

Adapun jadwal penelitian ini direncanakan dimulai pada bulan Juni 2025, dan akan berlangsung hingga seluruh proses *pengumpulan data* dan *pengujian model* selesai dilakukan.

B. Alat dan Bahan

1. Kebutuhan *Hardware* (Perangkat Keras)
 - a. Windows 11 64-bit
 - b. Leptop Lenovo
 - c. RAM 12,00 GB
 - d. Hp Samsung
2. Kebutuhan *Software* (Perangkat Lunak)
 - a. Python
 - b. Google Colab
 - c. Google Drive
 - d. Sistem Operasi windows 11

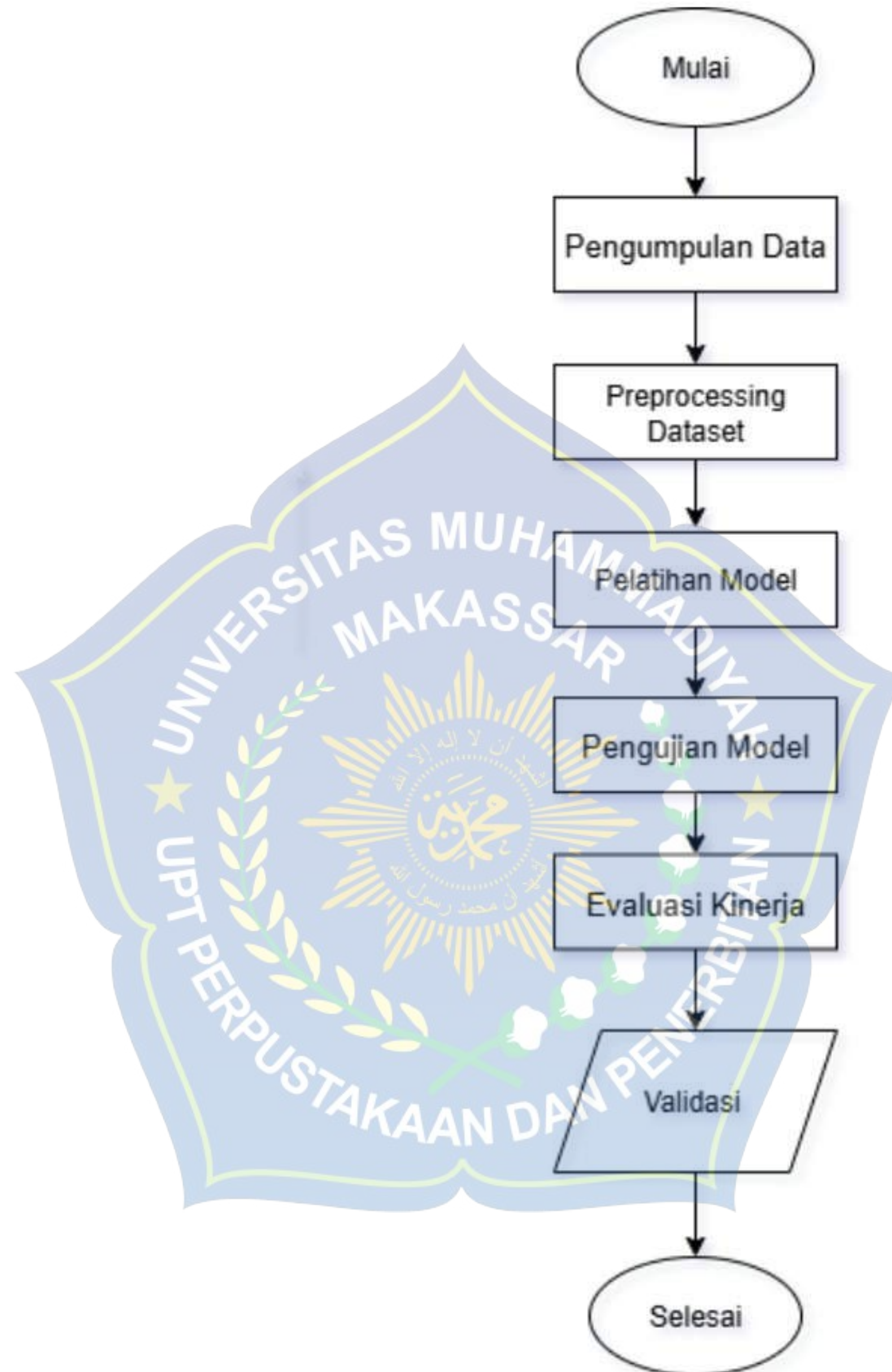
C. Perencanaan Sistem

Perancangan sistem merupakan tahap penting dalam menyusun alur kerja analisis data hasil konversi tulisan tangan. Tujuan utamanya adalah menerapkan metode deep learning untuk mengenali karakter tulisan tangan, mengubahnya menjadi bentuk teks yang terbaca komputer, serta mengevaluasi tingkat akurasi dari hasil konversi tersebut.

Perancangan sistem untuk mengubah *tulisan tangan menjadi teks* dengan menggunakan metode *Deep Learning* mencakup beberapa tahapan, seperti *mengumpulkan data tulisan tangan, memproses citra data, melatih model Deep Learning, memvalidasi model, dan menerapkan model* guna mengubah gambar tulisan tangan menjadi teks digital. Tahapan ini memanfaatkan ciri-ciri visual dari tulisan tangan, seperti *bentuk huruf, pola goresan, dan struktur karakter*, untuk mendukung pengenalan serta konversi menjadi teks.

Untuk mempermudah dalam pembuatan dan pengembangan sebuah sistem peneliti merancang sebuah *Flowchart*, sehingga dapat dengan mudah memahami alur dari sebuah sistem yang dibangun oleh peneliti dan dibangun dengan terstruktur.

Flowchart diagram



Gambar 3. *Flowchart* pengumpulan data hingga jadi model

Flowchart ini menunjukkan proses sistem dalam penelitian transformasi tulisan tangan menjadi teks digital dengan menggunakan metode *deep learning*. Proses dimulai dari tahap pengumpulan data, di mana sistem menerima input berupa gambar tulisan tangan yang diambil dari beragam dokumen di Dinas Dukcapil Kabupaten Barru.

1. *Pengumpulan data* tulisan tangan untuk sistem transformasi tulisan tangan menjadi teks melibatkan pengambilan gambar tulisan tangan dari berbagai sumber. Data tersebut dapat mencakup tulisan tangan dengan beragam gaya, ukuran, dan sifat huruf. Data yang diperoleh akan menjadi landasan untuk melatih model *Deep Learning* agar dapat mengenali pola tulisan dan mengubahnya dengan tepat menjadi teks digital.
2. Dalam proses memilih *fitur* yang berkaitan untuk sistem transformasi tulisan tangan menjadi teks dengan teknik *Deep Learning*, dibutuhkan analisis terhadap aspek visual yang paling berpengaruh pada identifikasi karakter. Fitur-fitur ini bisa termasuk bentuk huruf, ketebalan garis, sudut tulisan, jarak antar huruf, serta pola atau jejak goresan. Penerapan metode seperti ekstraksi fitur otomatis menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dapat membantu menemukan fitur-fitur yang paling penting. Pemilihan fitur yang kritis akan memperbaiki akurasi dan efisiensi model dalam mengenali dan mengubah tulisan tangan menjadi teks digital.
3. *Pembagian data latih dan data uji* merupakan langkah penting dalam pengembangan model *Deep Learning* untuk sistem konversi tulisan tangan menjadi teks. Umumnya, sebagian besar data digunakan untuk melatih model, sementara sebagian kecil digunakan sebagai *data uji* untuk mengevaluasi kinerja model. Pembagian data dilakukan dengan proporsi, 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji, di mana bagian pertama digunakan sebagai data latih dan sisanya sebagai data uji.

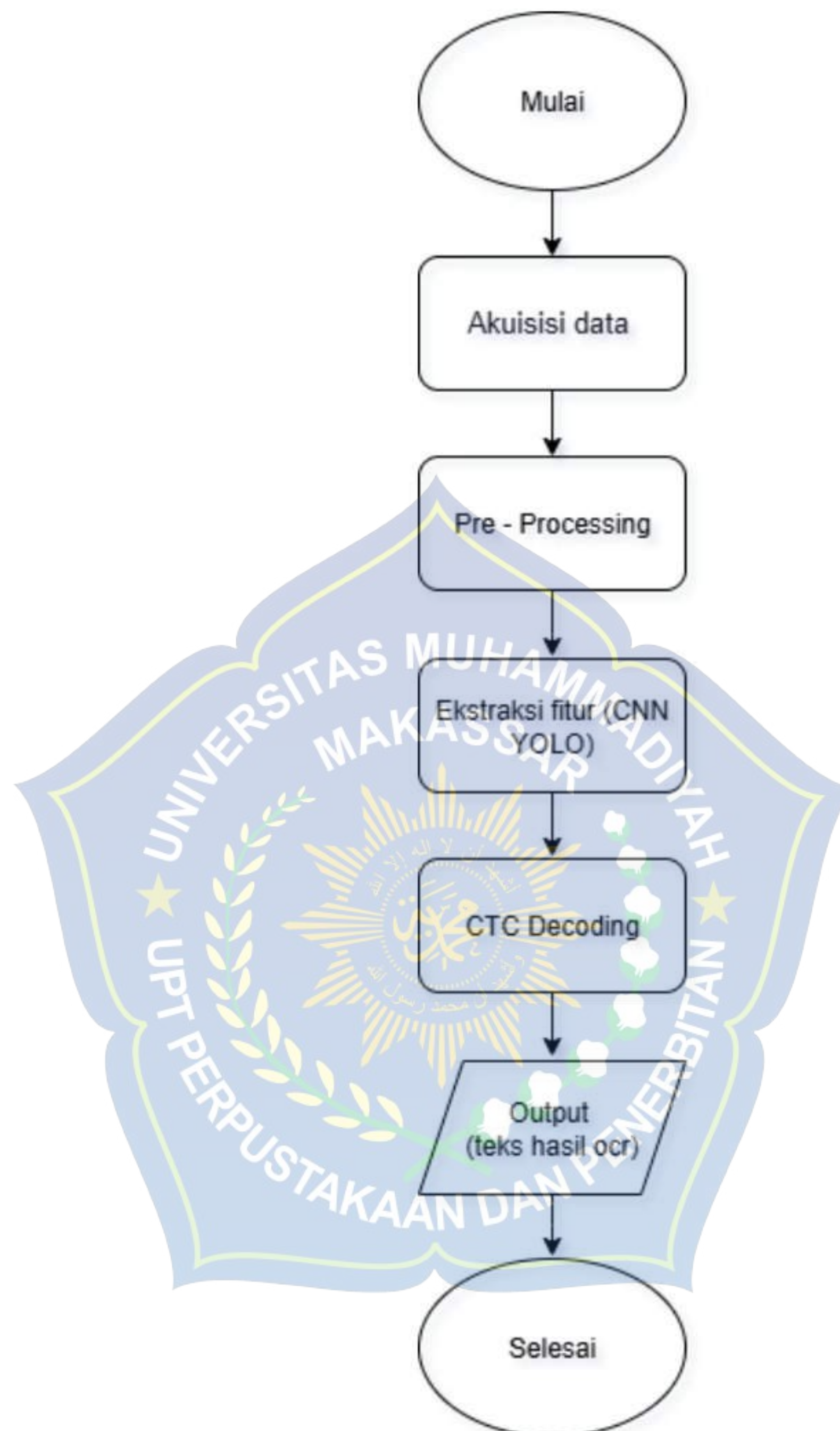
Dengan pembagian ini, model dapat belajar dari berbagai pola tulisan tangan dan kemudian diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya untuk menilai kemampuannya dalam melakukan generalisasi.

4. *Pelatihan model* dalam *Deep Learning* terdiri dari pemanfaatan data latihan untuk melatih model dalam mengenali pola visual pada huruf yang ditulis tangan dan mengubahnya menjadi teks digital. Proses pelatihan bertujuan untuk mengoptimalkan model agar mampu memprediksi tulisan tangan dengan tepat. Salah satu keunggulan dari metode *Deep Learning*, khususnya

CNN, adalah kemampuannya dalam mengekstraksi fitur secara otomatis serta menangani variasi kompleks dalam tulisan tangan.

5. Hasil dari *pengujian* ini kemudian dievaluasi menggunakan metrik seperti *akurasi*, *presisi*, dan *recall* untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengenali tulisan tangan. Akhirnya, sistem menyajikan *output* akhir berupa hasil prediksi konversi tulisan tangan menjadi teks digital, yang merupakan tujuan utama dari keseluruhan proses.

Setelah menyelesaikan tahap perancangan sistem secara keseluruhan, langkah berikutnya adalah merancang alur proses dari metode yang diterapkan untuk mengenali teks dalam gambar tulisan tangan. Sistem ini memanfaatkan model *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengidentifikasi ciri-ciri visual dari citra, serta menerapkan metode *Connectionist Temporal Classification (CTC)* sebagai fungsi kehilangan untuk pelatihan dan pengenalan karakter tanpa perlu memisahkan setiap huruf secara individu. *Flowchart* penggabungan *CNN-CTC* di tampilkan pada gambar 4.



Gambar 4. Flowchart Model CNN dan CTC

1. Data Acquisition (*Akuisisi Data*)

Tahap pertama dalam sistem ini adalah proses akuisisi data berupa gambar dokumentasi. Data yang digunakan adalah dokumen tulisan tangan yang diperoleh melalui proses pemindaian atau pengambilan gambar

dengan kamera. Kualitas data sangat krusial pada fase ini karena akan berdampak langsung pada seluruh proses berikutnya. Oleh karena itu, gambar dokumen harus memiliki resolusi yang memadai agar tulisan tangan dapat terlihat dengan jelas dan detail. Dokumen yang dikumpulkan dapat berupa formulir, kartu keluarga yang ditulis tangan oleh individu. Data ini menjadi dasar utama bagi sistem untuk mempelajari dan mengenali pola tulisan tangan dalam konteks nyata.

2. Pra-processing (*Pra-pemrosesan*)

Pra-pemrosesan merupakan langkah krusial untuk membersihkan dan mempersiapkan gambar agar dapat dianalisis dengan lebih efektif oleh sistem. Proses ini terdiri dari dua langkah utama:

a. Konversi Gambar

Konversi ini umumnya dilakukan dengan merubah gambar berwarna menjadi format *grayscale* atau *biner* (hitam-putih). Tujuannya adalah untuk menyederhanakan gambar agar hanya menyimpan informasi yang penting seperti garis besar tulisan yang diproses, dan menghapus elemen-elemen yang tidak relevan seperti warna latar belakang atau bayangan.

b. Penghilang Kemiringan

Dokumen yang discan sering kali tidak terletak dalam orientasi horizontal yang ideal. Dengan demikian, sistem akan menjalankan perataan agar teks berada dalam posisi sejajar secara mendatar. Hal ini sangat penting agar saat ekstraksi fitur dan pengklasifikasian, teks dapat dikenali dengan tepat tanpa kemiringan.

3. Augmentasi Data

Pada tahap ini, sistem menghasilkan variasi dari gambar yang sudah ada untuk meningkatkan kinerja dan kemampuan *generalisasi* model *deep learning*. Metode ini membantu model mengenali tulisan tangan dalam berbagai kondisi nyata dan mencegah *overfitting* selama tahap pelatihan,

sehingga model menjadi lebih robust terhadap variasi data yang tidak terstruktur.

4. Ekstraksi Fitur

Setelah dokumen gambar dibersihkan dan dinormalisasi, sistem akan melakukan *ekstraksi fitur* menggunakan CNN. Tujuan dari proses ini adalah untuk memperoleh elemen-elemen penting dari tulisan tangan, seperti bentuk huruf, garis tepi, struktur piksel, serta pola geometris. CNN secara otomatis mengenali dan mengekstrak pola-pola visual tersebut, termasuk lengkungan atau arah goresan huruf. Hasil dari ekstraksi ini akan berupa representasi numerik yang digunakan sebagai dasar oleh sistem dalam mengidentifikasi dan mengenali karakter atau kata dalam tulisan tangan.

5. Output

Tahapan output merupakan hasil akhir dari seluruh proses dalam sistem pengenalan tulisan tangan. Setelah melalui tahapan *pra-pemrosesan*, *augmentasi data*, *ekstraksi fitur* menggunakan CNN, serta *decoding* menggunakan model CTC, sistem menghasilkan teks digital dari gambar tulisan tangan. Teks ini dapat dibaca oleh manusia maupun diproses lebih lanjut oleh komputer untuk berbagai kebutuhan seperti pencarian informasi, digitalisasi arsip, atau integrasi ke sistem lainnya.

D. Teknik Pengujian Sistem

Dalam studi ini, metode pengujian sistem dilakukan secara langsung dengan mengumpulkan data tulisan tangan yang nyata sebagai sampel untuk diuji. Data tersebut kemudian dimanfaatkan untuk melatih dan menguji model *deep learning* yang dikembangkan agar mampu mengenali serta mengonversi tulisan tangan menjadi teks digital dengan tepat.

Dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan. Pertama, dilakukan pengumpulan data tulisan tangan secara langsung, berupa gambar huruf kapital dengan maksimal tiga kata per gambar. Data ini diambil dari dokumen tulisan tangan yang autentik dan mencerminkan kondisi sebenarnya. Setelah data terkumpul, dilakukan tahap *pra-pemrosesan*, yang

mencakup proses grayscale, perubahan ukuran gambar (resize), dan normalisasi. Langkah ini bertujuan agar data memiliki format yang seragam dan siap digunakan untuk pelatihan serta pengujian model.

Model deep learning dengan arsitektur CNN, LSTM, dan CTC dilatih menggunakan data latih yang telah disiapkan. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji, yaitu data yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya, untuk mengetahui sejauh mana kemampuan model dalam mengenali dan mengonversi tulisan tangan menjadi teks. Hasil dari pengujian ini kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi, yang menunjukkan seberapa besar tingkat keberhasilan konversi tulisan tangan menjadi teks digital secara tepat sesuai label yang benar.

Proses pengujian mencakup penilaian kinerja model berdasarkan metrik seperti akurasi, presisi, dan recall, yang dievaluasi secara langsung dari hasil prediksi model terhadap data uji. Metode ini menjamin bahwa sistem yang dikembangkan diuji secara nyata menggunakan data yang autentik, sehingga hasil evaluasinya dapat dipercaya dan relevan dalam konteks penelitian pengenalan tulisan tangan.

Contohnya, dalam riset ilmiah, pendekatan *empiris* melibatkan desain eksperimen, pengumpulan data, dan analisis statistik untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang fenomena tertentu. Pendekatan ini menekankan *validitas* dan *reproduktibilitas* hasil untuk membangun pengetahuan yang dapat diandalkan.

E. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data adalah proses pengumpulan, pembersihan, transformasi, dan pengolahan data untuk mendapatkan informasi yang berguna dan bermakna. Tujuan utama dari *teknik analisis data* adalah untuk mengidentifikasi pola, tren, dan hubungan dalam data sehingga dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dan memberikan wawasan yang lebih baik.

Teknik analisis data mencakup berbagai metode dan alat *statistik*, *matematika*, atau *komputasi* yang digunakan untuk memproses dan memanipulasi data, seperti *penambangan data*, *pembelajaran mesin*, *statistik deskriptif*, dan *visualisasi data*. Proses analisi data pada penelitian ini memiliki 7 langkah yaitu:

1. Pengumpulan Data

Pertama, data tulisan tangan asli dikumpulkan secara langsung di Dinas Kependudukan dan Catatan Sipil (Dukcapil) Kabupaten Barru. Data tersebut diambil dari dokumen resmi dan formulir yang diisi dengan tangan oleh petugas serta masyarakat. Proses pengumpulan ini bertujuan untuk memperoleh contoh tulisan tangan yang otentik dan mencerminkan kondisi nyata di lingkungan Dukcapil Kabupaten Barru, agar model pembelajaran mendalam yang dibuat dapat memahami dan mengenali karakter tulisan tangan yang digunakan dalam konteks administrasi.

2. Preprocessing Data

Setelah proses pengumpulan data tulisan tangan rampung, langkah selanjutnya adalah melakukan *persiapan data*. Tahapan ini bertujuan untuk membersihkan dan mengolah data agar bisa digunakan dalam pelatihan model.

Proses persiapan mencakup beberapa langkah penting, di antaranya menyamakan format gambar tulisan tangan, seperti melakukan perubahan ukuran agar semua gambar memiliki dimensi yang sama, serta mengubah gambar menjadi format *grayscale* untuk mengurangi kerumitan warna dan mempermudah pemrosesan.

Di samping itu, juga dilakukan penghilangan gangguan atau *noise* yang ada di gambar, sehingga pola tulisan tangan bisa lebih mudah dikenali dengan akurat oleh model.

Proses persiapan ini sangat vital untuk memastikan bahwa kualitas data yang masuk ke model deep learning terjaga, sehingga pelatihan model dapat dilaksanakan dengan efektif dan memberikan hasil yang optimal.

3. Pembagian Dataset

Setelah tahap *preprocessing* data tulisan tangan selesai, langkah selanjutnya adalah membagi *dataset*. *Dataset* tersebut dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model pembelajaran mendalam agar mampu mengenali dan memahami pola-pola tulisan tangan, sedangkan data uji dimanfaatkan untuk menilai kinerja model setelah pelatihan berlangsung.

Dalam penelitian ini, pembagian dilakukan dengan persentase tertentu, contohnya 80% untuk data *latih* dan 20% untuk data *uji*. Tujuan dari pembagian ini adalah untuk memastikan bahwa model tidak hanya bisa mengenali data yang sudah dipelajari, tetapi juga mampu menggeneralisasi pola tulisan tangan yang baru dan belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan pembagian *dataset* yang tepat, proses pelatihan dan evaluasi model dapat dilakukan dengan cara yang objektif dan optimal.

4. Pelatihan Model Deep Learning

Setelah membagi *dataset*, langkah berikutnya adalah melatih model *deep learning* dengan menggunakan data yang telah disiapkan untuk tujuan pelatihan. Pada tahap ini, model dilatih untuk mengenali pola karakter dalam tulisan tangan dan memahami representasi visual dari berbagai huruf. Proses pelatihan dilakukan secara bertahap melalui serangkaian iterasi, di mana model mengubah bobot internalnya berdasarkan kesalahan dalam prediksi yang dihasilkan.

Dalam studi ini, algoritma *deep learning* yang diterapkan dirancang untuk mengolah citra tulisan tangan dan mengubahnya menjadi teks digital. Proses pelatihan mencakup pengoptimalan parameter model dengan memanfaatkan teknik *backpropagation* dan fungsi *loss* tertentu untuk meminimalkan kesalahan.

Tujuan utama dari proses pelatihan ini adalah agar model bisa mengenali tulisan tangan yang beragam dengan akurasi tinggi dan dapat melakukan konversi otomatis menjadi teks. Semakin banyak data dan

variasi dalam tulisan tangan yang digunakan selama pelatihan, semakin baik pula kemampuan model untuk mengenali tulisan tangan yang baru.

5. Pengujian Model

Setelah pelatihan selesai, langkah selanjutnya adalah menguji model untuk menilai seberapa baik kemampuannya dalam mengubah tulisan tangan menjadi teks digital. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji yang telah dipisahkan sebelumnya dan tidak digunakan selama pelatihan, sehingga evaluasi yang dilakukan menjadi lebih objektif.

Pada tahap ini, model *deep learning* diuji dengan berbagai contoh tulisan tangan yang mencerminkan kondisi nyata, termasuk tulisan yang berasal dari dokumen Dukcapil Kabupaten Barru. Model diminta untuk mengenali dan mengubah tulisan tangan tersebut ke dalam teks, lalu hasil konversi dibandingkan dengan teks yang asli untuk menilai akurasi.

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui bagaimana performa model ketika dihadapkan pada data baru dan memastikan bahwa sistem yang telah dikembangkan tidak hanya efektif saat pelatihan, tetapi juga dapat diandalkan saat diterapkan dalam praktik.

6. Evaluasi Kinerja Model

Tahap terakhir dalam proses pengujian adalah penilaian kinerja model, yang bertujuan untuk menilai seberapa sukses sistem dalam mengubah tulisan tangan menjadi teks digital dengan tepat. Penilaian ini dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap data uji dengan label atau jawaban yang sebenarnya.

Dalam studi ini, metrik yang digunakan untuk evaluasi mencakup *akurasi*, *presisi*, dan *recall*. Akurasi digunakan untuk menilai seberapa sering prediksi model sesuai dengan hasil yang benar secara keseluruhan. Presisi menunjukkan seberapa akurat model dalam mengenali tulisan tangan yang benar tanpa membuat kesalahan. Sementara itu, *recall* mengukur seberapa efektif model dalam menangkap seluruh tulisan tangan yang seharusnya dikenali.

Penilaian ini sangat penting untuk memahami kelebihan dan kekurangan model, serta menjadi landasan untuk perbaikan dan

pengembangan di masa depan. Dengan evaluasi yang komprehensif, diharapkan model *deep learning* yang digunakan benar-benar dapat berfungsi secara efektif dalam situasi nyata, seperti pada dokumen tulisan tangan dari Dukcapil Kabupaten Barru.

7. Analisis Hasil

Berdasarkan evaluasi yang telah dilakukan, didapatkan pemahaman mengenai kemampuan model pembelajaran mendalam dalam mengubah tulisan tangan menjadi teks digital. Pengujian menunjukkan bahwa model ini mampu mengenali sebagian besar karakter tulisan tangan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model telah sukses mempelajari pola huruf dari data tulisan tangan yang diambil dari dokumen di Dukcapil Kabupaten Barru.

Walaupun begitu, masih ada beberapa kesalahan dalam pengenalan, terutama pada karakter-karakter yang bentuknya sangat mirip atau kurang jelas akibat resolusi gambar yang rendah atau adanya gangguan. Kesalahan ini mempengaruhi nilai presisi dan recall pada beberapa sampel.

Secara keseluruhan, analisis menunjukkan bahwa pendekatan pembelajaran mendalam yang digunakan cukup efektif dalam mengatasi masalah konversi tulisan tangan. Namun, untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, perlu dilakukan perbaikan pada kualitas data, peningkatan jumlah sampel, serta pengembangan lebih lanjut dari arsitektur model agar lebih mampu beradaptasi dengan variasi gaya tulisan tangan yang lebih beragam.

8. Penarikan Kesimpulan

Hal terakhir yang harus dilakukan adalah menarik kesimpulan. Secara garis besar, kesimpulan harus mencakup informasi-informasi penting dalam penelitian. Kesimpulan tersebut juga mesti ditulis dalam bahasa yang mudah dimengerti pembaca dan tidak berbelit-belit.