

## IMPLEMENTASI SISTEM VERIFIKASI E-KTP BERBASIS OCR DAN CNN UNTUK ADMINISTRASI AKADEMIK

Mohammad Zaghy Zalayetha Sofjan<sup>1\*</sup>, Hari Soetanto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>2111500795@student.budiluhur.ac.id, <sup>2</sup>hari.soetanto@budiluhur.ac.id

**Abstrak-** Proses verifikasi identitas mahasiswa melalui Kartu Tanda Penduduk (KTP) di Universitas Budi Luhur masih dilakukan secara manual, sehingga memakan waktu yang lama dan berpotensi menimbulkan kesalahan manusia dalam pengolahan data. Kondisi ini menyebabkan inefisiensi dalam pelayanan administrasi akademik dan dapat menghambat proses registrasi mahasiswa. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem verifikasi KTP otomatis yang mengintegrasikan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Optical Character Recognition* (OCR) untuk mempercepat dan meningkatkan akurasi proses administrasi akademik. Metode penelitian yang digunakan meliputi penerapan CNN untuk mengklasifikasikan validitas gambar KTP dan teknologi OCR Tesseract untuk mengekstraksi informasi teks dari dokumen identitas. Model CNN dilatih menggunakan dataset yang terdiri dari gambar KTP dan non-KTP dengan berbagai variasi eksperimen untuk mencapai optimasi performa yang maksimal. Sistem dikembangkan dalam bentuk aplikasi *mobile* yang terintegrasi dengan basis data *cloud* untuk memudahkan akses dan penyimpanan data secara terpusat dan aman. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN berhasil mencapai tingkat akurasi klasifikasi sebesar 80% dalam membedakan gambar KTP dengan dokumen lainnya. Sementara itu, performa OCR sangat dipengaruhi oleh kualitas gambar *input* dengan rata-rata *Character Error Rate* sebesar 28.85%. Meskipun demikian, sistem yang dikembangkan terbukti berhasil mengotomatisasi proses verifikasi identitas dan dapat mengurangi waktu pemrosesan secara signifikan dibandingkan dengan metode manual konvensional. Penelitian ini memberikan kontribusi berupa solusi teknologi praktis untuk mendukung digitalisasi proses administrasi perguruan tinggi dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan. Implementasi sistem ini memiliki potensi untuk diadopsi oleh institusi pendidikan lainnya guna meningkatkan efisiensi dan kualitas layanan administrasi mahasiswa di era digital.

**Kata Kunci:** Verifikasi Identitas, CNN, OCR, Aplikasi *Mobile*

## IMPLEMENTATION OF AN E-KTP VERIFICATION SYSTEM BASED ON OCR AND CNN FOR ACADEMIC ADMINISTRATION

**Abstract-** Student identity verification through Indonesian National Identity Cards (KTP) at Budi Luhur University continues to rely on manual processes, resulting in time-consuming administrative procedures and significant potential for human errors in data processing. This inefficient approach creates bottlenecks in academic administration services and may delay student registration processes, ultimately affecting overall institutional productivity. This research aims to develop an automated KTP verification system that strategically integrates Convolutional Neural Network (CNN) and Optical Character Recognition (OCR) to accelerate processing speed and substantially improve the accuracy of academic administration procedures. The research methodology encompasses the implementation of CNN algorithms for classifying and validating KTP image authenticity, while utilizing advanced Tesseract OCR technology for precise extraction of textual information from identity documents. The CNN model underwent comprehensive training using extensive datasets comprising both authentic KTP images and non-KTP documents, with various experimental configurations and parameter adjustments conducted to achieve optimal performance results. The complete system was developed as a user-friendly mobile application seamlessly integrated with cloud-based database infrastructure to facilitate efficient data access, secure storage, and real-time processing capabilities. Research findings demonstrate that the CNN model successfully achieved an impressive 80% classification accuracy rate in effectively distinguishing legitimate KTP images from other document types. However, OCR performance showed significant dependency on input image quality parameters, recording an average Character Error Rate of 28.85%. Despite this limitation, the developed automated system proved highly effective in streamlining the identity verification process and achieved reductions in overall processing time compared to traditional manual verification methods. This research provides a valuable contribution in the form of practical technological solutions specifically designed for digitizing higher education administrative processes through strategic artificial intelligence implementation. The developed system demonstrates strong potential for adoption by other educational institutions seeking to enhance student administration service efficiency and modernize their operational frameworks.

**Keywords:** Identity Verification, CNN, OCR, Mobile Application

## 1. PENDAHULUAN

Verifikasi identitas melalui Kartu Tanda Penduduk (KTP) merupakan prosedur standar dalam berbagai proses administrasi di Indonesia, termasuk dalam sistem manajemen mahasiswa di perguruan tinggi. Di Universitas Budi Luhur, proses verifikasi identitas mahasiswa masih bergantung pada pemeriksaan manual yang memerlukan waktu yang lumayan lama dan berpotensi menimbulkan kesalahan manusia. Sistem manual ini tidak hanya memperlambat proses administrasi akademik, tetapi juga rentan terhadap manipulasi data serta kurang efektif dalam menangani volume mahasiswa yang kemungkinan terus meningkat setiap tahunnya.

Penggunaan KTP atau E-KTP di Indonesia sangatlah penting, berbagai proses bisnis memerlukan penggunaan E-KTP, seperti pencatatan perkawinan, pembelian rumah, melamar pekerjaan, hingga penggunaan asuransi kesehatan [1]. Dalam konteks pendidikan tinggi, verifikasi E-KTP menjadi langkah krusial untuk memastikan keabsahan identitas mahasiswa dan mencegah potensi penyalahgunaan data pribadi dalam sistem administrasi kampus.

Perkembangan teknologi verifikasi dokumen identitas digital telah mengalami kemajuan signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Penelitian terbaru oleh [2] menunjukkan bahwa implementasi sistem OCR untuk pengenalan nomor identifikasi nasional dan nama pada kartu identitas menggunakan metode OCR dapat memberikan solusi efektif terhadap masalah pemalsuan dan duplikasi dokumen. Studi tersebut menekankan pentingnya pengembangan sistem otomatis yang dapat mengurangi ketergantungan pada verifikasi manual yang rentan terhadap kesalahan manusia.

Kemajuan dalam arsitektur CNN telah menunjukkan hasil yang menjanjikan untuk aplikasi pengenalan dokumen dan verifikasi identitas. Penelitian komperhensif oleh [3] menganalisis berbagai model *deep learning* termasuk CNN, RNN, dan LSTM, dengan menyoroti bahwa CNN tetap menjadi pilihan utama untuk tugas-tugas pengenalan pola visual karena kemampuannya dalam mengekstrak fitur hierarkis dari data gambar yang tidak terstruktur. Temuan ini mendukung penggunaan CNN sebagai arsitektur pilihan untuk sistem verifikasi dokumen identitas.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa teknologi *Optical Character Recognition* (OCR) telah banyak diimplementasikan untuk ekstraksi teks dari dokumen identitas dengan tingkat akurasi yang bervariasi tergantung kualitas gambar dan teknik *preprocessing* [4], [5]. Penelitian dari [5] telah mengembangkan sistem ekstraksi informasi E-KTP menggunakan OCR berbasis Convolutional Neural Network yang mampu mengekstrak data seperti NIK, nama, tempat lahir, dan alamat. Penelitian tersebut berhasil menunjukkan bahwa kombinasi *preprocessing image* dan CNN dapat meningkatkan performa OCR pada dokumen E-KTP Indonesia.

Studi terkini dalam bidang OCR untuk dokumen identitas menunjukkan bahwa kualitas *preprocessing image* memiliki dampak signifikan terhadap akurasi ekstraksi teks. Penelitian oleh [6] mengonfirmasi bahwa implementasi metode *preprocessing* dan *post-processing* dapat meningkatkan performa OCR pada gambar berkualitas rendah, yang merupakan tantangan umum dalam mengimplementasikan aplikasi di lingkungan publik. Temuan ini memperkuat pentingnya pengembangan *pipeline preprocessing* yang *robust* untuk sistem verifikasi E-KTP otomatis.

Meskipun demikian, penelitian [5] memiliki keterbatasan signifikan yang menciptakan *research gap* untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, sistem yang dikembangkan hanya fokus pada ekstraksi teks tanpa melakukan verifikasi keaslian dokumen, sehingga rentan terhadap dokumen palsu atau manipulasi gambar. Kedua, implementasi sistem masih bersifat *standalone* dan belum terintegrasi dengan database institusi untuk proses *matching* dan validasi data mahasiswa secara *real-time*. Ketiga, evaluasi performa hanya dilakukan pada aspek akurasi ekstraksi teks tanpa mempertimbangkan kebutuhan operasional dalam lingkungan administrasi perguruan tinggi yang memerlukan kecepatan pemrosesan dan *user experience* yang optimal.

Penelitian lainnya seperti [1] menggunakan *Faster R-CNN* untuk verifikasi dan *matching* E-KTP, namun pendekatan tersebut lebih fokus pada aspek deteksi objek dan belum mengoptimalkan ekstraksi teks secara komperhensif. Sementara itu, studi [4] mengimplementasikan OCR berbasis website untuk E-KTP, tetapi tidak menggunakan pendekatan *deep learning* yang dapat memberikan akurasi lebih tinggi.

Tren terbaru dalam pengembangan teknologi verifikasi dokumen menunjukkan pergeseran ke arah solusi berbasis *mobile* dan *cloud-integrated systems*. Review komperhensif tentang *deep learning applications* oleh [7] menyoroti bahwa implementasi CNN pada platform *mobile* telah mencapai tingkat maturity yang memungkinkan penerapan langsung di dunia nyata dengan performa yang dapat diandalkan. Hal ini membuka peluang untuk mengembangkan aplikasi *mobile* yang dapat melakukan verifikasi dokumen identitas secara *real-time* dengan akurasi tinggi.

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya pada bidang pengenalan karakter atau *Optical Character Recognition* (OCR) dan klasifikasi gambar menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN), menawarkan solusi untuk mengotomisasi dan mempercepat proses verifikasi dokumen identitas. Dengan menerapkan teknologi

ini pada aplikasi seluler, proses pengecekan keaslian KTP serta pencocokan data dengan database resmi mahasiswa Universitas Budi Luhur dapat dilakukan secara lebih efektif, cepat, dan akurat.

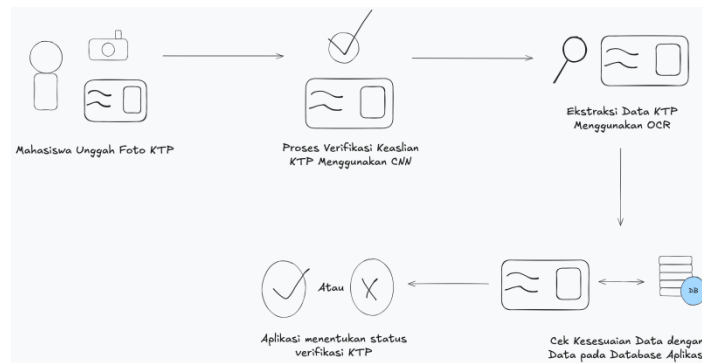
Integrasi kedua teknologi ini dalam bentuk aplikasi *mobile* tidak hanya berpotensi meningkatkan *efficiency* sistem administrasi universitas, tetapi juga dapat meminimalkan risiko *fraud*, meningkatkan data *security*, serta memberikan *user experience* yang lebih optimal bagi mahasiswa dalam proses verifikasi identitas. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem verifikasi E-KTP otomatis yang memanfaatkan teknologi AI untuk mendukung digitalisasi proses administrasi di Universitas Budi Luhur.

Kontribusi utama penelitian ini adalah pengembangan *framework* terintegrasi OCR-CNN yang secara khusus dirancang untuk karakteristik E-KTP Indonesia, implementasi sistem dalam bentuk *mobile application* yang dapat digunakan dalam lingkungan operasional perguruan tinggi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi untuk implementasi serupa di institusi pendidikan lainnya dan berkontribusi pada peningkatan teknologi verifikasi dokumen identitas berbasis *artificial intelligence*.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Penerapan Metode

Penelitian ini menerapkan kombinasi metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Optical Character Recognition (OCR)* menggunakan pustaka *Tesseract*, dengan tujuan untuk membangun aplikasi verifikasi KTP berbasis *mobile*. Penerapan metode dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu pemodelan sistem klasifikasi dan ekstraksi data menggunakan CNN dan OCR, serta pengembangan aplikasi *mobile* yang mengintegrasikan model tersebut.



Gambar 1. Penerapan Metode

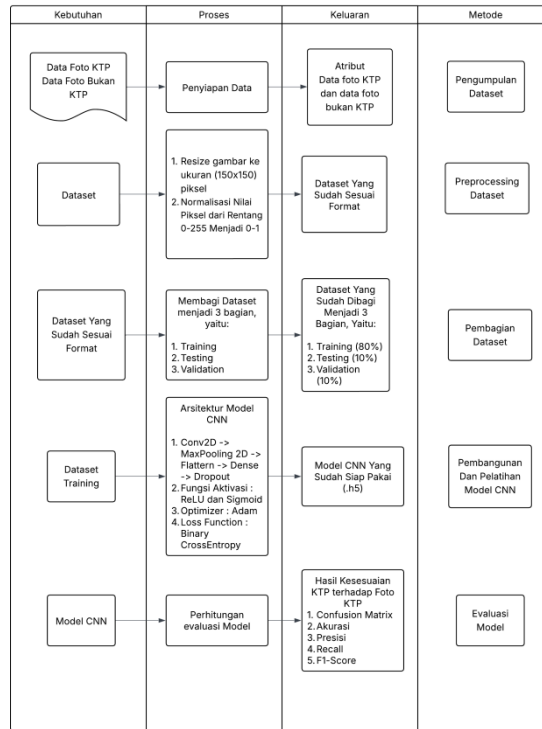
### 2.2 Pengembangan Model CNN

Model CNN dikembangkan menggunakan arsitektur yang terdiri dari tiga lapisan konvolusi dengan filter berukuran 3x3, masing-masing diikuti oleh lapisan *max pooling* dan *batch normalization*. Lapisan *fully connected* dengan 128 neuron ditambahkan sebelum lapisan output untuk klasifikasi biner (KTP atau non-KTP). Fungsi aktivasi ReLU digunakan pada lapisan tersembunyi, sedangkan sigmoid digunakan pada lapisan output.

Pemilihan hyperparameter dalam penelitian ini mengacu pada *best practices* terkini dalam CNN optimization. Studi oleh [8] menunjukkan bahwa kombinasi *Adam optimizer* dengan learning rate adaptif memberikan konvergensi yang lebih stabil untuk tugas klasifikasi dokumen. Implementasi *batch normalization* pada setiap layer konvolusi juga mengikuti rekomendasi dari [7] yang menunjukkan bahwa teknik ini dapat mempercepat training process dan meningkatkan *generalization capability* model.

Model dilatih menggunakan algoritma *Adam optimizer* dengan *learning rate* 0.001, *batch size* 32, dan maksimal 100 epochs. *Early stopping* diterapkan pada beberapa eksperimen untuk mencegah *overfitting* dengan *patience* parameter sebesar 10 epochs. Proses pelatihan dilakukan menggunakan framework TensorFlow pada *environment GPU* untuk mempercepat komputasi.

Berikut adalah alur pengembangan model *Convolutional Neural Network*.



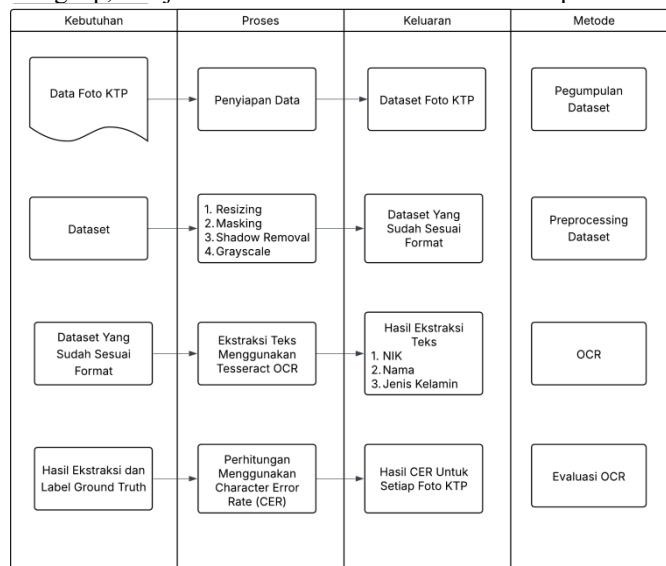
Gambar 2. Alur Pengembangan Model CNN

### 2.3 Implementasi OCR

*Optical Character Recognition (OCR)* adalah teknologi yang mengonversi teks dalam bentuk cetak, tulisan tangan, angka, huruf, atau simbol dari sebuah gambar atau dokumen menjadi data digital yang dapat dibaca dan diproses oleh komputer[9].

Sistem OCR diimplementasikan menggunakan *Tesseract engine* versi 4.1 melalui pustaka *PyTesseract*, *Tesseract* adalah mesin OCR *open-source* yang dikembangkan oleh *Hewlett-Packard* antara tahun 1984 dan 1994 [10]. Konfigurasi OCR disesuaikan untuk bahasa Indonesia dengan pengaturan *Page Segmentation Mode (PSM)* 6 yang optimal untuk teks *uniform blocks* seperti pada E-KTP. *Preprocessing* khusus untuk OCR mencakup *resizing, masking, shadow removal, dan grayscale*.

Ekstraksi informasi dilakukan secara selektif pada bagian-bagian penting E-KTP, yaitu Nomor Induk Kependudukan (NIK), nama lengkap, dan jenis kelamin. Berikut adalah alur implementasi OCR.



Gambar 3. Alur Implementasi OCR

## 2.4 Evaluasi Model CNN

Performa model CNN dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung metrik akurasi, presisi, recall, dan *F1-Score*. Akurasi dihitung berdasarkan rasio prediksi benar terhadap total prediksi, sedangkan presisi mengukur ketepatan prediksi positif. *Recall* mengevaluasi kemampuan model dalam mendeteksi seluruh *instance* positif, sementara *F1-score* memberikan *harmonic mean* antara presisi dan recall. Berikut adalah contoh *confusion matrix*.

**Tabel 1.** Confusion Matrix

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

*Confusion matrix* adalah metode yang sering digunakan untuk mengevaluasi performa sebuah model. Alat ini menyediakan gambaran yang detail mengenai platform sebuah model. Metode analisis ini memberikan rincian komprehensif tentang prediksi benar (*true positive/negative*) dan kesalahan klasifikasi (*false positive/negative*). Berikut adalah rumus perhitungan dari presisi, akurasi, *recall*, dan *F1-Score*.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (1)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3)$$

$$\text{F1 Score} = 2 \times \frac{(\text{Recall} \times \text{Presisi})}{(\text{Recall} + \text{Presisi})} \quad (4)$$

## 2.5 Evaluasi Sistem OCR

Akurasi sistem OCR dievaluasi menggunakan *Character Error Rate* (CER) yang mengukur persentase kesalahan karakter antara hasil ekstraksi dan *ground truth*. *Character Error Rate* (CER) dihitung menggunakan persamaan 5. Perhitungan CER diperoleh dengan membagi jumlah karakter yang salah dengan total karakter. Perhitungan ini digunakan untuk mengukur performa setiap nilai pada setiap dataset. Setelah pengukuran setiap nilai dilakukan, rata-rata nilai CER setiap dataset dihitung menggunakan rumus persamaan 7 untuk menghitung rata-rata CER pada setiap KTP. Pengukuran performa total *error rate* dilakukan untuk menghitung rata-rata CER keseluruhan dari semua dataset yang tersedia menggunakan rumus persamaan 8. Total *error rate* digunakan untuk menghitung rata-rata keseluruhan pada total dataset yang ada. Selain itu, terdapat perhitungan rata-rata CER terendah, untuk menemukan nilai rata-rata CER terendah di seluruh dataset menggunakan persamaan 9. Sedangkan untuk menemukan nilai rata-rata CER tertinggi di seluruh dataset menggunakan persamaan 10 [6].

Salah satu cara umum untuk mengevaluasi hasil prediksi adalah menggunakan metrik akurasi, yaitu dengan memberikan gambaran yang mendetail dalam menilai performa sistem OCR secara menyeluruh. Agar perhitungan CER lebih tepat, diperlukan metode yang secara sistematis menghitung jumlah perubahan karakter-karakter termasuk penghapusan, penyisipan, dan substitusi yang diperlukan untuk mengubah hasil teks hasil OCR menjadi teks referensi. Disinilah *Levenshtein distance* berperan, *Levenshtein distance* adalah ukuran jarak antara dua string, yang dihitung sebagai jumlah minimal operasi edit (substitusi, penghapusan, penyisipan karakter) yang dibutuhkan agar satu string menjadi sama dengan string lain.

Dalam konteks OCR, *Levenshtein distance* secara langsung menunjukkan seberapa banyak kesalahan karakter yang terjadi saat proses pengenalan, rumus *Levenshtein* dapat dilihat pada persamaan 6.

$$CER = \frac{\text{Karakter yang salah}}{\text{Total karakter}} \quad (5)$$

$$CER(\text{Levenshtein}) = \frac{(\text{Substitusi} + \text{Penghapusan} + \text{Penyisipan})}{\text{Total Karakter}} \quad (6)$$

$$\text{Rata-Rata CER} = \frac{\text{Total CER}}{\text{Total Field}} \quad (7)$$

$$\text{Total Rata-Rata CER} = \frac{\text{Total rata-rata CER}}{\text{Jumlah dataset}} \quad (8)$$

$$\text{Rata-Rata CER Terendah} = \min_{i \in \{1, \dots, n\}}(\text{rata-rata CER}) \quad (9)$$

$$\text{Rata-Rata CER Tertinggi} = \max_{i \in \{1, \dots, n\}}(\text{rata-rata CER}) \quad (10)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Implementasi Metode

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama yang mengintegrasikan teknologi OCR dan CNN untuk verifikasi E-KTP. Tahapan-tahapan tersebut mencakup pengumpulan data, *pre-processing*, segmentasi dan *labeling*, implementasi CNN, implementasi OCR dan pengembangan aplikasi.

#### 3.2 Tahap Pengumpulan Data

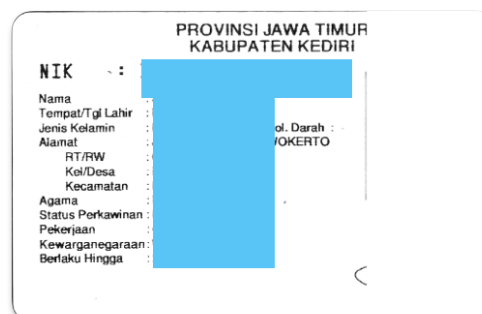
Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dataset yang berhasil terkumpul sebanyak 200 foto KTP dan 200 foto bukan KTP yang bersumber dari *Roboflow*, *Kaggle*, dan *Github*.



Gambar 4. Contoh Data Foto KTP dan bukan KTP

#### 3.3 Tahap *Pre-processing*

*Pre-processing* memiliki peran penting untuk meningkatkan kualitas data sebelum masuk ke tahap analisis, penelitian ini menerapkan beberapa teknik praproses seperti *resizing*, *normalization*, *masking*, *shadow removal*, dan *grayscale*.



Gambar 5. Hasil Tahap *Preprocessing*

#### 3.4 Tahap *Labeling*

Pada tahap ini dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu *dataset* yang berisi foto KTP dan dataset yang berisi bukan KTP dengan membaginya menjadi tiga kategori yaitu dataset *training*, dataset *testing*, dan dataset *validation*.

```

dataset/
├── train/
│   ├── KTP/          # 160 gambar KTP
│   └── NOT_KTP/      # 160 gambar non-KTP
├── validation/
│   ├── KTP/          # 20 gambar KTP
│   └── NOT_KTP/      # 20 gambar non-KTP
└── test/
    ├── KTP/          # 20 gambar KTP
    └── NOT_KTP/      # 20 gambar non-KTP
  
```

**Gambar 6.** Struktur Folder Hasil Tahap Labeling

### 3.5 Pengembangan dan Evaluasi Model CNN

Model CNN dirancang khusus untuk klasifikasi biner (KTP dan bukan KTP) dengan arsitektur yang teroptimisasi untuk efisiensi dan akurasi. Hasil penerapan CNN pada penelitian ini berupa klasifikasi gambar yang dikirimkan dengan output berupa kategori 'KTP' atau 'Bukan KTP'.

Model CNN ini terdiri dari lapisan konvolusi yang diikuti oleh lapisan *pooling*, *flatten*, serta lapisan *fully connected* pada bagian akhir. Arsitektur yang digunakan relatif sederhana namun efektif untuk tugas klasifikasi biner. Lapisan konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar, seperti pola tepi, sudut, atau tekstur yang relevan dalam proses klasifikasi. Lapisan *pooling* digunakan untuk mengurangi ukuran data secara bertahap dengan cara memilih nilai maksimum dalam setiap area kecil data, sehingga mempercepat proses komputasi sambil mempertahankan informasi penting. Lapisan *dropout* diterapkan untuk mencegah overfitting dengan secara acak menonaktifkan sejumlah neuron selama proses pelatihan. Berikut adalah tabel arsitektur model CNN yang digunakan.

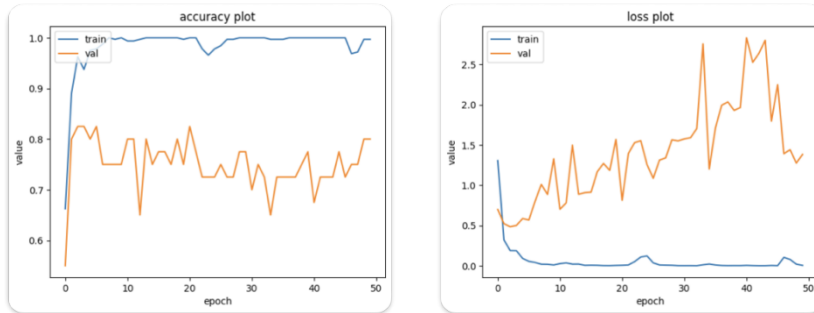
**Tabel 2.** Arsitektur Model CNN

Layer	Output Shape	Parameter #
Convolutional	(None, 148, 148, 32)	896
Max Pooling	(None, 74, 74, 32)	0
Max Pooling	(None, 37, 37, 32)	0
Flatten	(None, 43808)	0
Dense	(None, 128)	5.607.552
Dropout	(None, 128)	0
Dense	(None, 1)	129

Evaluasi model dilakukan melalui empat eksperimen dengan variasi penggunaan *early stopping* dan distribusi data. Eksperimen 3 tanpa *early stopping* dengan data seimbang menghasilkan performa terbaik dengan akurasi testing 80.0% dan nilai loss 0.3890. Hasil ini menunjukkan bahwa model dapat belajar dengan optimal ketika diberi cukup waktu pelatihan tanpa terminasi prematur, sedangkan data seimbang membantu model menghindari bias terhadap salah satu kelas. Berikut adalah visualisasi diagram plot dari eksperimen 3 dan tabel perbandingan hasil eksperimen model CNN.

**Tabel 3.** Analisis Hasil Pengujian

Eksperimen	Early Stopping	Rasio Data	Akurasi Uji (%)	Loss	Analisis Singkat
1	Ya	Seimbang (160:160)	77.5%	0.4886	Cukup baik, generalisasi stabil, <i>overfitting</i> terkendali
2	Ya	Tidak Seimbang (320:0)	50%	85.0974	Prediksi berat sebelah, hanya mengenali kelas mayoritas
3	Tidak	Seimbang (160:160)	80%	0.3890	Akurasi tinggi, ada potensi <i>overfitting</i> karena pelatihan penuh
4	Tidak	Tidak Seimbang (320:0)	50%	81.6462	Sangat buruk, model gagal mengenali kelas lain

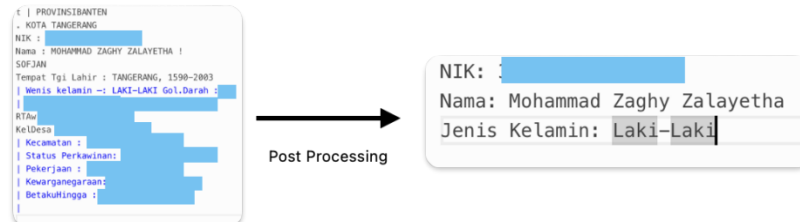


Gambar 7. Diagram Plot Akurasi dan Loss pada Eskperimen 3

Analisis hasil menunjukkan bahwa penggunaan *early stopping* dapat menyebabkan *underfitting* pada dataset ini, dimana model belum mencapai konvergensi optimal ketika pelatihan dihentikan. Data tidak seimbang mengakibatkan penurunan performa karena model cenderung bias terhadap kelas mayoritas. Eksperimen 3 mencapai konvergensi yang stabil setelah 48 epoch, menunjukkan pentingnya memberikan waktu pelatihan yang cukup untuk dataset dengan kompleksitas visual seperti dokumen E-KTP.

### 3.6 Implementasi dan Evaluasi OCR

Sistem OCR menggunakan *Tesseract engine* versi 4.1 dengan konfigurasi khusus untuk dokumen Indonesia, termasuk *language pack* Indonesia, *Page Segmentation Mode 6* untuk *uniform block of text*, dan *Long Short-Term Memory (LSTM) engine* untuk meningkatkan akurasi pengenalan karakter. Post-processing diterapkan dengan validasi format untuk NIK (16 digit), nama (*alphabetic characters*), dan jenis kelamin (LAKI-LAKI/PEREMPUAN), serta perhitungan *confidence score* untuk setiap field yang diekstrak. Berikut adalah contoh output yang dihasilkan oleh sistem OCR sebelum dilakukan *post processing* dan setelah dilakukan *post processing*



Gambar 8. Hasil Post-Processing OCR

Evaluasi OCR dilakukan pada 41 gambar E-KTP dengan perhitungan *Character Error Rate (CER)* menggunakan algoritma *Levenshtein distance*. Hasil menunjukkan total rata-rata CER sebesar 28.85% dengan performa terbaik mencapai 0% untuk gambar berkualitas tinggi dan terburuk 100% untuk gambar dengan kualitas yang tidak terlalu buruk.



Foto KTP dengan rata-rata CER terendah

Foto KTP dengan rata-rata CER tertinggi

Gambar 9. Perbandingan Foto KTP dengan rata-rata CER Terendah dan Tertinggi

Analisis menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan kualitas visual yang signifikan antara gambar dengan CER terendah dan tertinggi ketika dievaluasi secara visual oleh manusia. Namun, hal ini mengindikasikan adanya

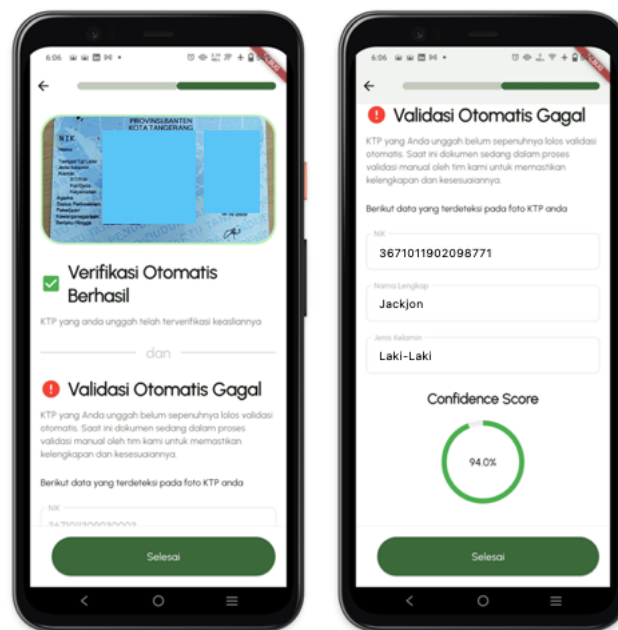
disparitas antara persepsi visual manusia dan kemampuan pemrosesan komputer dalam mengekstraksi teks dari gambar tersebut.

Fenomena ini menimbulkan beberapa kemungkinan penyebab. Pertama, potensi kesalahan pada tahap *post-processing* yang mempengaruhi akurasi hasil OCR. Kedua, kemungkinan bahwa dataset evaluasi yang digunakan memiliki tingkat kualitas gambar yang relatif homogen, sehingga variasi kualitas tidak cukup signifikan untuk mencerminkan perbedaan performa yang sesungguhnya.

Temuan ini memerlukan investigasi lebih lanjut untuk mengidentifikasi faktor-faktor teknis yang menyebabkan inkonsistensi antara penilaian kualitas visual dan performa algoritma OCR.

### 3.7 Pengembangan Aplikasi

Aplikasi *mobile* dikembangkan menggunakan framework Flutter untuk frontend dengan antarmuka yang intuitif, sementara backend dibangun menggunakan Flask sebagai *REST API* yang menangani *request* pemrosesan gambar dan integrasi dengan database Supabase.



Gambar 10. Tampilan Layar Aplikasi

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem verifikasi KTP berbasis *mobile* yang mengintegrasikan teknologi CNN untuk klasifikasi dokumen dan OCR untuk ekstraksi data. Sistem yang dikembangkan mampu mengotomatisasi proses verifikasi identitas secara *end-to-end*, mulai dari tahap pengunggahan gambar hingga penyimpanan hasil verifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi optimal sebesar 80% dalam mengklasifikasikan gambar KTP pada kondisi data seimbang, sementara proses OCR menghasilkan *CER* rata-rata 28.85%. Meskipun demikian, penelitian ini mengungkap bahwa kualitas dan distribusi data pelatihan memiliki pengaruh signifikan terhadap performa sistem, dimana penggunaan data tidak seimbang menurunkan akurasi klasifikasi hingga 50%. Sistem yang dikembangkan memberikan kontribusi penting dalam digitalisasi layanan administrasi pemerintahan Indonesia, khususnya untuk otomatisasi verifikasi dokumen identitas. Implementasi ini dapat menjadi fondasi pengembangan sistem verifikasi identitas yang lebih luas dan akurat di masa depan, dengan catatan perlunya peningkatan kualitas dataset dan optimasi algoritma untuk mencapai tingkat akurasi yang memadai untuk implementasi operasional.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. M. Hudaya, S. Saadah, And H. Irawan, “Implementation Of Verification And Matching E-Ktp With Faster R-Cnn And Orb,” *Jurnal Resti (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, Vol. 5, No. 4, Pp. 783–793, Aug. 2021, Doi: 10.29207/Resti.V5i4.3175.
- [2] Holila, A. R. Pratama, S. A. P. Lestari, And J. Indra, “Introduction National Identification Number And Name On Id Card Using Ocr (Optical Character Recognition) Method,” *Jurnal Teknik Informatika*, Vol. 5, No. 4, Pp. 1191–1196, Aug. 2024, Doi: 10.52436/1.Jutif.2024.5.4.2242.
- [3] T. Perumal, N. Mustapha, R. Mohamed, And F. M. Shiri, “A Comprehensive Overview And Comparative Analysis On Deep Learning Models,” *Journal On Artificial Intelligence*, Vol. 6, No. 1, Pp. 301–360, 2024, Doi: 10.32604/Jai.2024.054314.
- [4] M. Rizal Toha And A. Triayudi, “Penerapan Membaca Tulisan Di Dalam Gambar Menggunakan Metode Ocr Berbasis Website Pada E-Ktp,” *Jurnal Sains Dan Teknologi*, Vol. 11, Pp. 175–183, 2022, Doi: 10.23887/Jst-Undiksha.V11i1.
- [5] G. Sugiarta, D. P. Andini, And S. Hidayatullah, “Ekstraksi Informasi/Data E-Ktp Menggunakan Optical Character Recognition Convolutional Neural Network,” *Jtera (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, Vol. 6, No. 1, P. 1, Jun. 2021, Doi: 10.31544/Jtera.V6.I1.2021.1-6.
- [6] I. Christian And G. P. Kusuma, “Improving Ocr Performance On Low-Quality Image Using Pre-Processing And Post-Processing Methods,” *International Journal Of Engineering Trends And Technology*, Vol. 71, No. 6, Pp. 396–405, 2023, Doi: 10.14445/22315381/Ijett-V71i6p239.
- [7] I. D. Mienye And T. G. Swart, “A Comprehensive Review Of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, And Applications,” *Information (Switzerland)*, Vol. 15, No. 12, Dec. 2024, Doi: 10.3390/Info15120755.
- [8] A. Heidari, N. Jafari Navimipour, H. Dag, And M. Unal, “Deepfake Detection Using Deep Learning Methods: A Systematic And Comprehensive Review,” Mar. 01, 2024, *John Wiley And Sons Inc.* Doi: 10.1002/Widm.1520.
- [9] T. Darajat Ainul, A. Pratondo, And F. Prasetyanto, “Penerapan Fitur Face Recognition Dan Ekstraksi Data Dari Citra Ktp Pada Sistem Informasi Penerimaan Tamu Di Pt. Cilegon Fabricators Implementation Of Face Recognition And Data Extraction From Ktp On The Reception Information System At Pt. Cilegon Fabricators,” Jun. 2023.
- [10] M. Rizal Toha And A. Triayudi, “Penerapan Membaca Tulisan Di Dalam Gambar Menggunakan Metode Ocr Berbasis Website Pada E-Ktp,” *Jurnal Sains Dan Teknologi*, Vol. 11, Pp. 175–183, 2022, Doi: 10.23887/Jst-Undiksha.V11i1.