

# Implementasi Pengenal Tulisan Tangan Menggunakan *Optical Character Recognition* Dengan Metode Cnn Dan Rnn Pada Dokumen Resi Dan Kuitansi

1<sup>st</sup> Yafi Cahyono Adi  
Fakultas Teknik Elektro,  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

yaficahyonoadi@student.telkomunivers  
ity.ac.id

2<sup>nd</sup> Wahmisari Priharti  
Fakultas Teknik Elektro,  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

wpriharti@telkomuniversity.ac.id

3<sup>rd</sup> Iswahyudi Hidayat  
Fakultas Teknik Elektro,  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

iswahyudihidayat@telkomuniversity.ac  
.id

**Abstrak** -- Penggunaan dokumen cetak seperti resi dan kuitansi tetap relevan dalam dunia industri dan bisnis, terutama dalam transaksi jual beli. Kuitansi bisa diisi secara manual atau dicetak melalui komputer, sehingga diperlukan alat yang mampu mengenali tulisan tangan dan cetakan. *Optical Character Recognition* (OCR) digunakan untuk mengubah teks dari dokumen menjadi format digital, termasuk pada tulisan tangan yang memerlukan perlakuan khusus. Penelitian ini mengusulkan alat pemindai portabel yang menggunakan kombinasi Convolution Neural Network (CNN) dan Recurrent Neural Network (RNN), arsitektur deep learning terinspirasi dari persepsi visual otak manusia. Dataset dari IAM Database digunakan untuk melatih model, dan pengujian pada 10 penulis berbeda dengan melihat nominal angka pada kuitansi mencapai akurasi 83.33%.

**Kata Kunci** -- OCR, tulisan tangan, CNN, RNN, Kuitansi, Resi.

## I. PENDAHULUAN

Resi dan kuitansi adalah bukti penerimaan sejumlah uang, yang harus ditandatangani oleh pihak penerima dan selanjutnya diserahkan kepada pembayar sebagai bukti transaksi [1]. Resi dan kuitansi memiliki bentuk tidak hanya dalam tulisan cetak, tetapi juga bisa berupa tulisan tangan atau kombinasi dari keduanya. Untuk menyimpan dokumen resi dan kuitansi masih dilakukan secara manual, namun sangat memakan waktu untuk mencarinya dan mencari dokumen tertentu [2].

*Optical Character Recognition* (OCR), yang dikenal sebagai sistem pengenalan karakter optik, merupakan teknologi yang memungkinkan identifikasi huruf-huruf yang terdapat dalam dokumen cetak untuk diubah menjadi format digital [3]. Saat ini, telah ada pengembangan alat pemindai teks (scanner) yang mampu mengambil gambar dari dokumen cetak menjadi string, tetapi masih belum sepenuhnya mampu mengenali teks yang ditulis dengan tangan. Tulisan tangan merupakan tahap pengembangan lanjutan dari penggunaan OCR, karena teknologi ini mampu mendeteksi huruf dan angka yang dibuat dengan tangan melalui coretan menggunakan pensil atau pena. Namun, proses digitalisasi harus dilakukan dengan akurat, terutama

dalam hal mencatat angka-angka yang tertera pada resi. Jika tidak, dampaknya bisa menjadi sangat serius.

Di zaman sekarang ini, pengenalan karakter huruf telah mencapai tingkat dimana ia dapat memberikan hasil yang sangat akurat dari gambar teks yang dicetak [2]. *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan metode yang sering digunakan untuk merancang sistem pengenalan huruf tulisan tangan.

Dalam penelitian sebelumnya, telah dilakukan berbagai percobaan menggunakan metode klasifikasi berbeda untuk pengenalan tulisan tangan. Salah satu penelitian menggunakan kombinasi antara *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90% [4].

Hasil dari penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) telah memberikan performa yang tinggi dan konsisten dalam mengenali tulisan tangan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, diputuskan untuk menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) sebagai pendekatan yang efektif dan dapat diandalkan dalam merancang sistem pengenalan tulisan tangan.

## II. KAJIAN TEORI

### A. Optical Character Recognition

*Optical Character Recognition* (OCR) adalah sebuah sistem komputer yang memiliki kemampuan untuk mengenali huruf, baik yang berasal dari dokumen cetak seperti printer atau mesin ketik, maupun yang ditulis secara tangan [2]. OCR berfungsi untuk menerjemahkan gambar karakter menjadi teks dengan cara membandingkan pola karakter pada setiap baris pada pola yang telah tersimpan dalam database aplikasi. Hasil dari proses OCR adalah teks yang sesuai dengan gambar hasil pemindaian yang dilakukan oleh alat scanner. Tingkat keakuratan dalam penerjemahan tergantung pada kejelasan gambar dan metode yang digunakan dalam proses[6].

### B. Handwritten Recognition

*Handwritten Recognition* adalah sebuah sistem pengenalan tulisan tangan yang mampu mengambil karakter dari berbagai sumber seperti gambar, dokumen cetak, dan lainnya, lalu mengubahnya menjadi bentuk elektronik atau kode yang dapat dipahami oleh komputer [7].

### C. Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis deep neural network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data gambar [8].

Dalam prosesnya, *Convolutional Neural Network* (CNN) melakukan pemrosesan gambar melalui serangkaian lapisan jaringan, menghasilkan output yang dapat mengklasifikasikan gambar ke dalam kelas tertentu. Setiap lapisan dalam CNN belajar dari data dan keluarannya menjadi masukan untuk lapisan berikutnya. Pada tahap awal jaringan, lapisan-lapisan pertama berfungsi sebagai ekstraktor fitur sederhana, seperti warna, kecerahan, dan tepi dari gambar. Seiring dengan proses perhitungan yang lebih mendalam, jaringan akan menciptakan fitur-fitur yang semakin kompleks untuk mencapai representasi yang lebih tinggi dan kompleks [9]. Meskipun ada banyak varian arsitektur CNN, elemen dasarnya sangat mirip. Terdiri dari tiga jenis layer, yaitu *Convolutional Layer*, *Pooling Layer*, *Fully Connected Layer* [10].

### D. Recurrent Neural Network

*Recurrent Neural Network* (RNN) adalah Salah satu algoritma yang paling banyak digunakan dalam deep learning untuk pemrosesan data berurutan dalam aplikasi seperti pengenalan suara dan teks. Dalam istilah "recurrent," jaringan ini melakukan tugas yang sama berulang kali untuk setiap elemen dalam urutan data, dan output yang dihasilkan dipengaruhi oleh nilai-nilai output sebelumnya [11]. Dalam konteks OCR tulisan tangan, RNN dapat membantu dalam memahami urutan time steps dalam citra tulisan tangan.

### E. Pre-processing

*Pre-processing* merupakan langkah pengolahan data gambar sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi proses pre-processing antara lain mengubah format warna gambar, menyesuaikan ukuran data, melakukan pemotongan, dan mengkonversi gambar dari format RGB ke Skala Abu-abu. Berikut beberapa metode pre-processing:

#### 1. Grayscale

*Grayscale* adalah proses mengubah gambar dari ruang warna lain seperti RGB, CMYK, HSV, dan sebagainya menjadi ruang abu-abu. Dalam konversi dari gambar RGB ke grayscale, setiap nilai komponen warna diubah menjadi nilai kecerahan tunggal.

#### 2. Blurring

*Blurring* adalah teknik yang digunakan untuk menghaluskan gambar dengan menerapkan filter lowpass. Tujuan dari blurring adalah menghilangkan noise pada gambar dan menyamakan gambar dengan frekuensi tinggi, seperti noise dan tepi (border) pada gambar. Proses blurring dilakukan dengan menggulung gambar menggunakan filter kotak berukuran 3x3 yang telah dinormalisasi. Setiap piksel

pada gambar akan diubah nilainya dengan mengambil rata-rata dari semua piksel dalam area filter tersebut. Hal ini akan menghasilkan efek penyebaran warna di sekitar setiap piksel dan mengurangi ketajaman perbedaan antara piksel-piksel yang berdekatan.

#### 3. Canny Edge Detection

*Canny Edge Detection* adalah metode deteksi tepi yang digunakan untuk mengidentifikasi sisi-sisi atau tepi dari objek yang ada dalam suatu frame gambar. Proses deteksi tepi dengan menggunakan algoritma Canny ini dilakukan setelah gambar awal diubah menjadi gambar grayscale. Algoritma Canny bekerja dengan mencari titik-titik tepi yang memiliki intensitas di atas ambang batas pertama dan berada dalam kisaran antara ambang batas pertama dan kedua. Dengan menggunakan pendekatan multi-tahap, algoritma ini dapat menghasilkan tepi yang akurat dan tajam dalam gambar, serta mampu mengurangi efek noise yang mungkin ada. Hasil dari proses Canny Edge Detection ini adalah gambar yang menampilkan garis-garis atau tepi yang menggambarkan kontur dan bentuk dari objek yang terdapat dalam gambar, mempermudah dalam analisis dan pengolahan lebih lanjut.

## III. METODE PENELITIAN

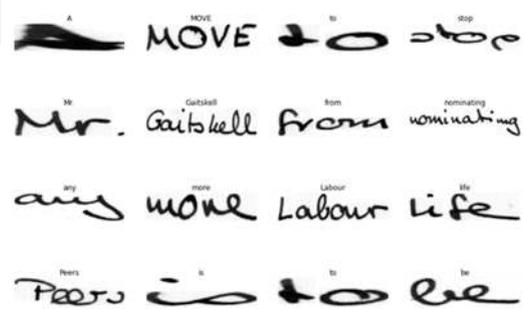
Metode penelitian pada perancangan sistem pengenalan tulisan tangan pada penelitian ini antara lain:

#### A. Studi Literatur

Pada tahap ini, peneliti bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai teori-teori terkait dan mengumpulkan informasi relevan yang diperlukan untuk menjalankan penelitian. Metode yang digunakan mencakup studi pustaka, yakni mencari dan mempelajari literatur seperti buku, jurnal ilmiah, serta sumber informasi online yang relevan dengan topik penelitian. Tujuan dari tahap ini adalah agar peneliti dapat membangun landasan teori yang kuat dan mendapatkan informasi yang akurat untuk mendukung kelancaran pelaksanaan penelitian dengan baik.

#### B. Pengumpulan Data

Pada Gambar 1 merupakan sampel gambar yang ada di dalam dataset IAM database yang di dapat dari Kaggle [12]. Dataset ini berisi 13353 gambar baris teks tulisan tangan yang dibuat oleh 657 penulis yang menghasilkan total 1539 halaman tulisan tangan yang terdiri dari 115320 kata dan dikategorikan dengan label pada tingkat kalimat, baris, dan kata.



GAMBAR 1  
Dataset IAM

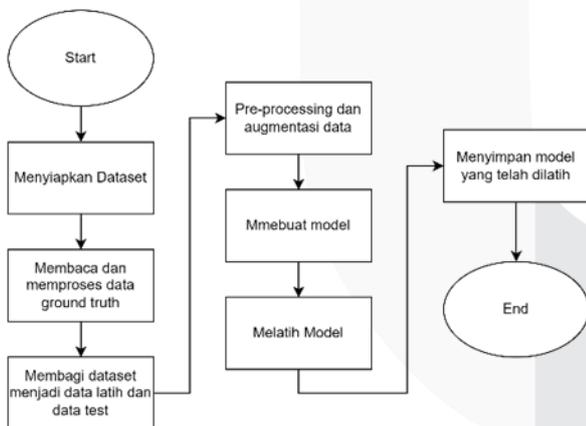
### C. Pengolahan Data

Pengolahan data dalam penelitian ini melibatkan dua tahap utama. Pertama, dataset dari IAM database dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data test dengan rasio 95:5. Kedua, dataset disesuaikan menggunakan teknik augmentasi. Dengan langkah ini, model dapat mengolah gambar dengan menggeneralisasi data yang lebih baik, mempermudah proses pelatihan dan evaluasi model secara efisien.

### D. Evaluasi dan Kesimpulan

Penelitian ini telah melalui tahap Studi Literatur, Pengumpulan Data, dan Pengolahan Data dengan baik. Pada tahap Studi Literatur, peneliti berhasil memperoleh pemahaman mendalam tentang teori-teori terkait dan mengumpulkan informasi relevan dari literatur, buku, jurnal ilmiah, dan sumber informasi online yang mendukung kelancaran penelitian. Pengumpulan data dilakukan menggunakan dataset IAM database yang berisi gambar baris teks tulisan tangan, dan proses Pengolahan Data melibatkan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji dengan rasio 95:5 serta penerapan teknik augmentasi untuk meningkatkan generalisasi model. Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan model dapat menghasilkan hasil yang lebih baik dalam proses pelatihan dan evaluasi. Secara keseluruhan, penelitian ini telah berhasil mengumpulkan data yang relevan dan mengolahnya dengan baik untuk pengenalan tulisan tangan, dan diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti dalam bidang pengenalan karakter tulisan tangan secara efisien dan akurat.

## IV. PERANCANGAN



GAMBAR 2

Flowchart pengenalan tulisan tangan

Gambar 2 menggambarkan flowchart dari proses klasifikasi dalam sistem pengenalan tulisan tangan. Tahap awal adalah inisialisasi, di mana model CNN dan RNN diatur dan diinisialisasi dengan parameter dan struktur yang tepat sebelum memulai pelatihan. Tahap ini sangat penting untuk mempersiapkan model sebelum pelatihan dimulai. Selanjutnya, dilakukan tahap install Kaggle untuk mengakses dataset yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian sistem. Dataset akan dibagi menjadi data latih dan data test dengan perbandingan 95:5.

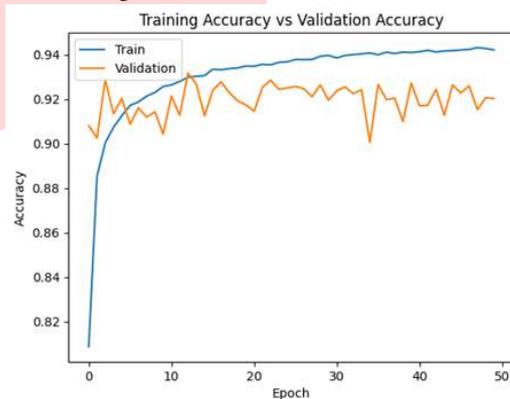
Setelah itu, dilakukan tahap pre-processing data, di mana data dibaca dan label bingkai data dibuat dan diolah. Selain

itu, generator pelatihan, pengujian, dan validasi juga dibuat. Kemudian, model yang akan dilatih disusun dan panggilan palik diinstansiasi untuk memulai proses pelatihan. Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan data test untuk mengukur kinerja model dan melihat sejauh mana kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar tulisan tangan dengan akurat.

Setelah evaluasi selesai, model yang telah dilatih akan disimpan dalam bentuk onnx untuk memberikan gambaran tentang kinerja model. Keseluruhan proses ini membentuk alur utama dalam sistem pengenalan tulisan tangan menggunakan CNN dan RNN. Metode ini diharapkan dapat membantu dalam pemindaian dan pengenalan tulisan tangan pada resi dan kuitansi dengan akurasi yang tinggi.

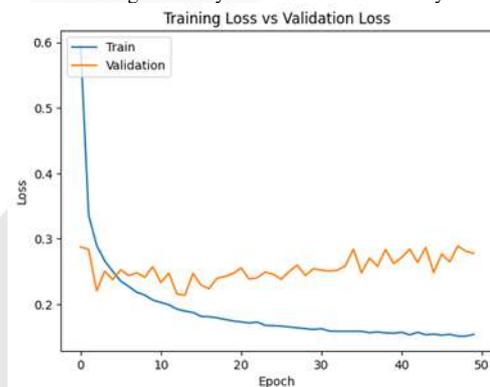
## V. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Training dan Validasi



GAMBAR 3

Training Accuracy dan Validation Accuracy



GAMBAR 4

Training Loss dan Validation Loss

Berdasarkan Gambar 3 yang menunjukkan training accuracy pada tiap epoch, terlihat bahwa pada beberapa epoch awal (epoch 0, 10, 20, 30, 40, dan 50), terdapat jarak yang tidak terlalu jauh antara nilai training accuracy. Pada epoch ke 0 sampai epoch ke 10, training accuracy meningkat tinggi dari 0.80 pada epoch ke 0 dan 0.92 pada epoch ke 10. Pada epoch ke 20 training accuracy meningkat dan stabil sampai epoch ke 40 pada 0.93.

Pada epoch 50, training accuracy meningkat lebih dari 0.94. Dari epoch ke 0 sampai ke 50 terjadi ketidakstabilan tingkat validation accuracy diangka terendah adalah 0.90 dan tertinggi adalah 0.93. Dengan adanya hasil yang konsisten dan akurasi yang tinggi, model tersebut dapat diandalkan untuk digunakan dalam pengenalan tulisan tangan dengan

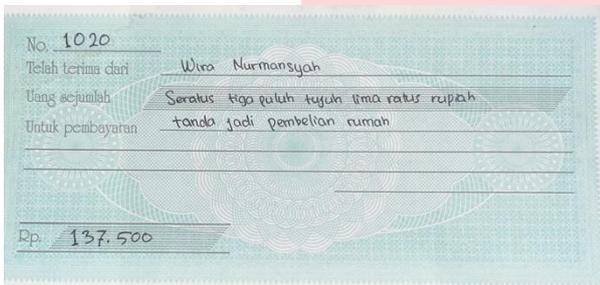
menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN).

Pada Gambar 4, menunjukkan grafik training loss dan validation loss. Pada epoch ke 0 sampai ke 30 terdapat penurunan drastis pada training loss dari 0.59 pada epoch ke 0 dan 0.16 pada epoch ke 30. Pada epoch ke 40 sampai epoch ke 50, training loss menurun menjadi 0.15 pada epoch ke 40 dan stabil sampai epoch ke 50. Selain itu, validation loss menunjukkan kestabilan pada 0.25.

Pencapaian ini menunjukkan bahwa model gabungan CNN dan RNN berhasil melatih dengan sangat baik dan mampu mengenali tulisan tangan dengan tingkat akurasi yang tinggi dan tingkat kerugian yang rendah. Meskipun begitu, untuk memastikan kinerja keseluruhan model, diperlukan evaluasi lebih lanjut dan pengujian pada dataset yang belum pernah digunakan sebelumnya.

**B. Hasil Testing**

Pada Gambar 5 merupakan salah satu contoh sampel



kuitansi untuk pengujian. Pengujian ini dilakukan dengan

Gambar 5  
Sampel Kuitansi

mengambil total 30 sampel dari 10 orang yang menulis pada

kertas kuitansi untuk dipindai dan dikenali benar atau salah dari nominal uang yang tertera. Jika terdapat kesalahan pada salah satu angka dalam nominal kuitansi, maka keseluruhan data akan dianggap salah.

Tabel 1  
Hasil Testing

Output	Hasil
LOLG DYLAN Zoom  DUA PULYUK Vou GELAS  27	Benar
1017 A S€p Jarantud n Qua Rusus Ribu Wik Indihome 50 Mbps    200. 000	Benar

1018 Fabio Sangat Gacor Empar futuh Libu Deposit Rumah Vodemord  40.000	Benar
1014 Maharundi – Dwile Saputa Lima puluh Ribu Beli 'VoR! Merah  9.000	Salah
101 3 Nurdin Mistalut Vautig Delopon gulun tiga vibu ita goue-cigick DP Moter  83.300	Benar
L011 Aranda Raihan Nur diansyah  tmpat Putluh Lima Qiox Lima Pulun Voucher Pulsa  4s.500	Salah
1022 Yunus Nusi  Satu minor cupiah  1.000 .000. 000	Benar
1091 Adriawan Vcatiyno  Duo puluh duo ribu yupiae Pelunasan tahu Kotak  22.0002	Salah
1022 Erick "Yorn  Lima ratus 4uia De inter milan  500 000 000	Benar

<p>74136 Mohammad Ri2kt yurda Dun Duta landuic ) . 000 . 000</p>	<p>Salah</p>	<p>1011 Muhammad RoBi Tiga Puluk Cima iba COD vulkas 35.000</p>	<p>Benar</p>
<p>143 WAMANDA Seribu Wan et 1000</p>	<p>Benar</p>	<p>1020 Wira Nurman sya Seratus tiga Puluh Tujuh ma yatus rupah tanda jadi pembe\'an rumah 137.5 00</p>	<p>Benar</p>
<p>1458 AMIMAD TIGA Vului Burau Botol PLASTIK 30 000</p>	<p>Benar</p>	<p>1015 Alucacd bin Lapu - Lapu Tig belas Ribu sein Mood Legend 13 000</p>	<p>Benar</p>
<p>383 Bachman afi Tiga Pub buke 30</p>	<p>Benar</p>	<p>123456 Yaf Cahyono Adi Rp 100000 SpETIE y 100 000</p>	<p>Benar</p>
<p>200 ahman raf Dua ibu \ Lebife mobilue Legend 2.000</p>	<p>Benar</p>	<p>1019 Murommad Farhan ferdinan Tiga Duh dua "lou dlelagon cotus Empat Quluh Lima perct Dp Kenkrakan ruko 72.845</p>	<p>Benar</p>
<p>69 Rizkiyanda Dua Riby lahe bulat 2.000</p>	<p>Benar</p>	<p>25 Arbrian ananda Satria Putru Ensin Impact 000</p>	<p>Salah</p>
		<p>3343 Perg, Dekat Tiga rates Tiga puluh tigo ribu rupinh Sewa kamar 333 000</p>	<p>Benar</p>

<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 456  baocel barri   Delapan PULuh Ribl   Foto COPY   80.000 </div>	Benar
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 456  Ramadhan Jaka  Tiga eau rb Fuptan   Carco 2° jade   30 000 </div>	Benar
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 678  M. Tabah   Sembitan pulvh rbu  Voucher game   90.000 </div>	Benar
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 8910   Nurrahman Rizki  Enam Puluh rbu rupiah  Gym 1 Bulan   60.000 </div>	Benar
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 246   AFIFAH RISMA  Tujuh Puluh ribu rupiah  Srotiry   70.000 </div>	Benar
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 769  AZHAR YUNDA   Tigu Rotus Ribu RURiAh  keYboard Mechanicgy   300.000 </div>	Benar

<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 478   NuGroHo Budi   Empat Puluh Lima ribr rupiah   nas   45.000 </div>	Benar
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> 7456  NADIA Safa   Dua Pulub Dua ribu Lima ratus rupion   Licirik kos   22.500 </div>	Benar

Pada Tabel 1, terdapat hasil pengujian dengan mengambil total 30 sampel dari 10 orang yang menulis pada kertas kuitansi. Hasil dari pengujian tersebut menunjukkan bahwa sistem mencapai tingkat akurasi sebesar 83.33%.

Hasil akurasi sebesar 83.33% menunjukkan bahwa model CNN telah berhasil dalam mengklasifikasikan gambar gambar tulisan tangan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan hasil akurasi yang tinggi ini memberikan keyakinan bahwa model dapat membantu dalam mendigitalisasi dokumen kuitansi.

Pada Hasil yang telah dicapai ini menunjukkan bahwa penggabungan model CNN dan RNN telah berhasil dan sangat baik dalam melakukan tugas pengenalan tulisan tangan.

## VI. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa penggunaan gabungan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan Recurrent Neural Network (RNN) dalam sistem pengenalan tulisan tangan telah menghasilkan kinerja yang sangat memuaskan, dengan Akurasi mencapai 83,33%. CNN dan RNN merupakan teknik pembelajaran mendalam yang telah terbukti efisien dalam mengolah dan mengenali gambar-gambar kompleks, termasuk gambar-gambar tulisan tangan dengan berbagai variasi bentuk dan ukuran.

Keberhasilan model gabungan CNN dan RNN dalam mengenali tulisan tangan dengan akurasi tinggi tersebut menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang unggul dalam mengidentifikasi pola dan fitur-fitur penting pada gambar tulisan tangan, sehingga mampu memberikan hasil pengenalan yang sangat akurat.

## REFERENSI

- [1] Ariza, B. (2022), "KEDUDUKAN KUITANSI SEBAGAI ALAT BUKTI JUAL BELI TANAH DALAM KONSEPSI KEPASTIAN HUKUM (STUDI KASUS DI KABUPATEN MAJALENGKA)." Accessed: Jul. 26, 2023. [Online].

- Available:  
<http://repository.unissula.ac.id/26570/1/21302000115>
- [2] V. Kumar, P. Kaware, P. Singh, R. Sonkusare and S. Kumar, "Extraction of information from bill receipts using optical character recognition," 2020 International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC), Trichy, India, 2020, pp. 72-77, doi: 10.1109/ICOSEC49089.2020.9215246.
- [3] R. F. Rahmat, D. Gunawan, S. Faza, N. Haloho and E. B. Nababan, "Android-Based Text Recognition on Receipt Bill for Tax Sampling System," 2018 Third International Conference on Informatics and Computing (ICIC), Palembang, Indonesia, 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/IAC.2018.8780416.
- [4] G. Hemanth, M. Jayasree, S. Venii, P. Akshaya, and R. Saranya, "CNN-RNN BASED HANDWRITTEN TEXT RECOGNITION," ONLINE) ICTACT JOURNAL ON SOFT COMPUTING, p. 1, 2021, doi: <https://doi.org/10.21917/ijsc.2021.0351>.
- [5] F. Abien and M. Agarap, "Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU)," Feb. 2019.
- [6] Cheriet. M., et al, Character Recognition Systems, New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.
- [7] A Ichwan, "Perancangan Alat Pemindai Dan Pengenal Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Optical Character Recognition Dengan Metode Convolutional Neural Network," Skripsi, Fakultas Teknik Elektro, Telkom University, Bandung, 2022
- [8] W. S. Eka Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101," Jurnal Teknik ITS, vol. 5, no. 1, Mar. 2016, doi: <https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696>.
- [9] Mathworks. (2018). Visualize Activations of a Convolutional Neural Network. Retrieved February 28, 2018 from <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/examples/visualize-activations-of-a-convolutionalneural-network.html>
- [10] I. Khandokar, M. Hasan, F. Ernawan, S. Islam, and M. N. Kabir, "Handwritten character recognition using convolutional neural network," Journal of Physics: Conference Series, vol. 1918, no. 4, p. 042152, Jun. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1918/4/042152.
- [11] Y. Chherawala, P. P. Roy, and M. Cheriet, "Feature Set Evaluation for Offline Handwriting Recognition Systems: Application to the Recurrent Neural Network Model," IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 46, no. 12, pp. 2825-2836, Dec. 2016, doi: 10.1109/tyb.2015.2490165
- [12] <https://www.kaggle.com/datasets/nibinv23/iam-handwriting-word-database>

