

**PENGENALAN TULISAN TANGAN LATIN MENGGUNAKAN
ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



disusun oleh
ANTON TRI WIBOWO
17.11.1127

Kepada

FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2024

**PENGENALAN TULISAN TANGAN LATIN MENGGUNAKAN
ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana

Program Studi Informatika



disusun oleh

ANTON TRI WIBOWO

17.11.1127

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2024

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

PENGENALAN TULISAN TANGAN LATIN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

yang disusun dan diajukan oleh

Anton Tri Wibowo

17.11.1127

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 1 Juli 2024

Dosen Pembimbing,



Arif Dwi Laksito, M. Kom
NIK. 190302150

HALAMAN PENGESAHAN
SKRIPSI
PENGENALAN TULISAN TANGAN LATIN MENGGUNAKAN
ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

yang disusun dan diajukan oleh

Anton Tri Wibowo

17.11.1127

Telah dipertahankan di depan Dewan Pengaji
pada tanggal 1 Juli 2024

Susunan Dewan Pengaji

Nama Pengaji

Uyock Anggoro Saputro, M.Kom
NIK. 190302419

Subektiningsih, M.Kom
NIK. 190302413

Windha Mega Pradnya D, M.Kom
NIK. 190302185

Tanda Tangan



Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 1 Juli 2024

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Hanif Al Fatta,S.Kom., M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302096

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Anton Tri Wibowo
NIM : 17.11.1127

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

PENGENALAN TULISAN TANGAN LATIN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Dosen Pembimbing : Arif Dwi Laksito, M. Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 1 Juli 2024

Yang Menyatakan,



Anton Tri Wibowo

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdullillahhirobbil'alamin sujud Syukur kusembahkan kepadaMu ya Allah, Tuhan Yang Maha Agung dan Maha Tinggi. Atas takdirmu saya bisa menjadi hamba yang berpikir, berilmu, beriman dan bersabar. Semoga keberhasilan ini menjadi satu langkah awal untuk masa depan saya untuk melangkah meraih cita – cita. Dengan ini saya persembahkan skripsi ini kepada semua pihak yang turut mendukung saya dalam penggerjaan skripsi ini dari awal saya masuk ke universitas Amikom Yogyakarta hingga mampu menyelesaikan studi untuk meraih gelar sarjana, yaitu :

1. Kedua orang tua saya yaitu Bapak Sumaryono dan Almh. Ibu Dumarsi dan kedua kakak saya Juli Astuti dan Agus Sumaryo yang selalu mendoakan dan mendukung saya sepenuhnya hingga saat ini.
2. Teman – teman dekat saya terutama Altya Yoga Bajrah yang selalu bersama dan memberikan dukungan dalam penggerjaan skripsi ini.
3. Pimpinan dan jajaran sekretariat Bawaslu Kabupaten Bantul yang sudah mengizinkan saya untuk absen saat sedang mengurus keperluan skripsi ini.
4. Teman – teman dari ola – olo crew (Adit, Anang, Alvin, Rona, Shano, Erlangga, Rizki, Bagas) yang sudah menemani masa – masa sulit dan indah di Universitas Amikom Yogyakarta.
5. Bapak Arif Dwi Laksito sebagai pembimbing skripsi saya, terima kasih sudah selalu sabar dan selalu meluangkan waktu untuk saya dikala kesibukan beliau dalam menempuh studi S3.
6. Ibu Suyanti, terima kasih sudah selalu memberikan dukungan dan suntikan semangat dalam penggerjaan skripsi ini.
7. Normaita Latiefah Dinnar, terima kasih sudah selalu menemani saya pada saat saya dalam masa – masa sulit dan selalu menjadi penyemangat saya dalam menyelesaikan skripsi ini.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, Puji dan Syukur kehadiran Allah Subhanahu Wataa'ala. Dzat yang hanya kepadanya kami memohon pertolongan. Alhamdulillah atas segala pertolongan, rahmat dan kasih sayang-Nya sehingga saya sebagai penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Pengenalan Tulisan Tangan Latin menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*". Shalawat serta salam kami panjatkan kepada Rasulullah Shallallahu Alaihi Wasallam yang senantiasa menjadi sumber inspirasi dan teladan bagi seluruh umatnya.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mencapai program sarjana pada Universitas Amikom Yogyakarta.

Penyelesaian skripsi ini juga tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, karena itu pada kesempatan kali ini penulis menyampaikan rasa hormat dan terima kasih kepada :

1. Prof. Dr. M. Suyanto, MM. Selaku rektor Universitas Amikom Yogyakarta.
2. Ibu Windha Mega Pradnya Dhuhita, M. Kom, selaku ketua program studi informatika Universitas Amikom Yogyakarta.
3. Bapak Arif Dwi Laksito, M. Kom, selaku dosen pembimbing, yang telah memberikan waktu, saran dan bimbingan dalam penulisan skripsi ini

Penulis menyadari bahwa tidak ada yang sempurna, penulis masih melakukan kesalahan dalam penyusunan skripsi ini, oleh karena itu penulis meminta maaf yang sedalam – dalamnya atas kesalahan yang dilakukan penulis. Semoga penelitian ini dapat berguna bagi penulis dan pembaca

Yogyakarta, 10 Juni 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR	xi
INTISARI	xiv
<i>ABSTRACT</i>	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Studi Literatur	6
2.2 Dasar Teori	12
2.2.1 Tulisan Tangan Latin	12
2.2.2 Data Mining	13

2.2.3	CNN (Convolutional Neural Network).....	15
2.2.4	Pengenalan Karakter (Character Recognition)	19
2.2.5	<i>Preprosesing</i>	20
2.2.6	<i>Flatten</i>	27
2.2.7	<i>Dropout</i>	28
2.2.8	<i>Activation Function</i>	28
2.2.9	<i>Loss Function</i>	30
2.2.10	<i>Adam Optimizer</i>	30
2.2.11	<i>Python</i>	31
2.2.12	<i>Keras</i>	32
2.2.13	<i>Confusion Matrix</i>	34
BAB III METODE PENELITIAN		37
3.1	Objek Penelitian	37
3.2	Alur Penelitian.....	37
3.2.1	Pengumpulan data	38
3.2.2	Analisis	40
3.2.3	Pengembangan Aplikasi.....	41
3.2.4	Pengujian.....	41
3.3	Alat dan Bahan	42
3.3.1	Alat.....	42
3.3.2	Bahan	42
3.4	Perancangan dan Pelatihan Model CNN	43
3.4.1	Konfigurasi Model	43
3.4.2	Pelatihan Model	45
3.5	Rancangan sistem.....	53

3.5.1	Perangkat keras	53
3.5.2	Perangkat lunak.....	54
	BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	63
4.1	Persiapan Data	63
4.2	Normalisasi Data	63
4.3	Transformasi Data.....	64
4.3.1	<i>Croping</i>	64
4.3.2	<i>Grayscale</i>	72
4.3.3	<i>Treshold</i>	74
4.3.4	<i>Resize</i>	76
4.4	Pembagian Data	77
4.5	<i>Deep Learning Model</i>	79
4.6	Proses Pelatihan	82
4.7	Hasil Pelatihan	86
4.8	Pengujian <i>Confusion Matrix</i>	89
4.9	Perbandingan Pengujian.....	93
4.10	Evaluasi Model menggunakan <i>Cross Entropy Loss</i>	105
4.11	Hasil Pengenalan Tulisan Tangan Latin	106
	BAB V PENUTUP	110
5.1	Kesimpulan.....	110
5.2	Saran.....	111
	REFERENSI	112

DAFTAR TABEL

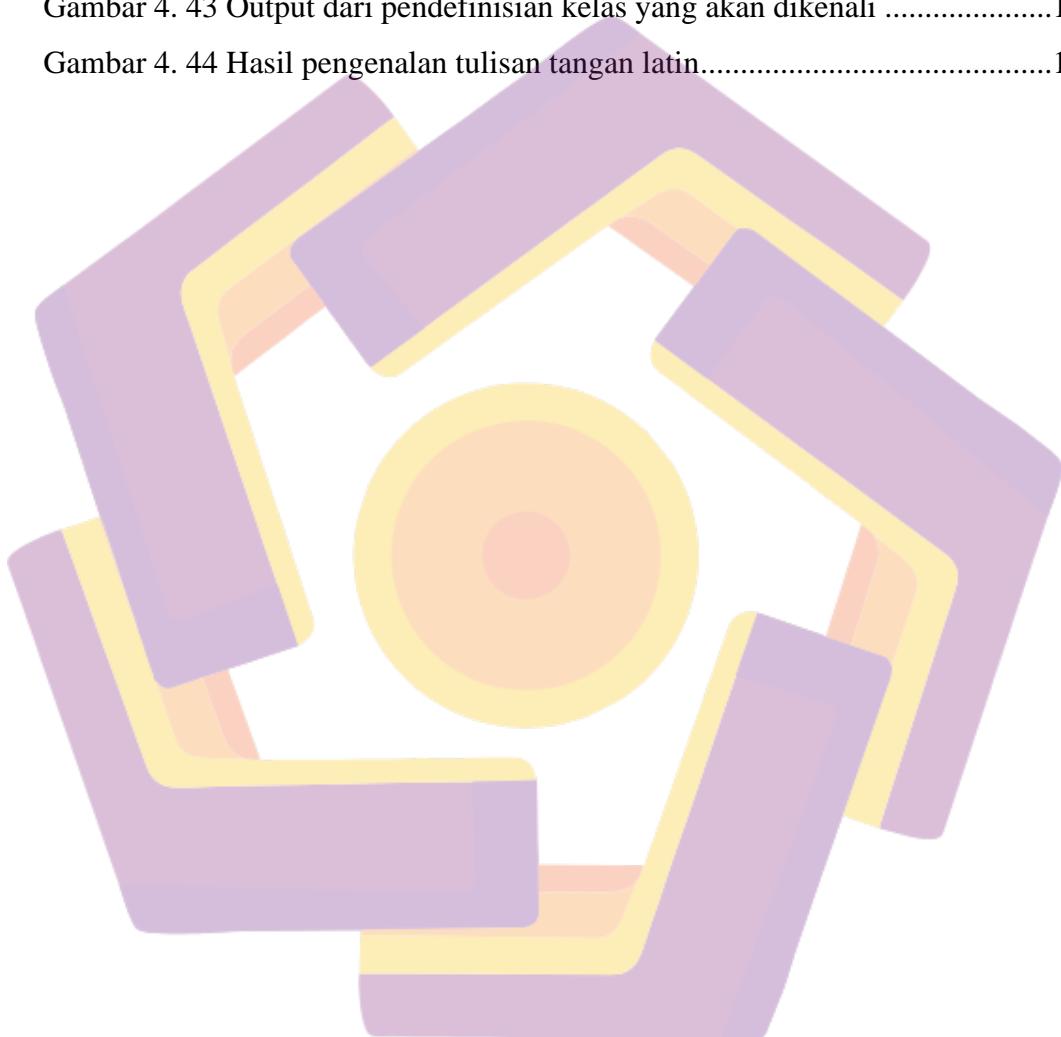
Tabel 2. 2 <i>Confusion matrix</i>	34
Tabel 2. 3 Contoh <i>multi-class confusion matrix</i>	34
Tabel 3. 1 Pembagian data	39
Tabel 3. 2 Konfigurasi model 62 kelas	43
Tabel 3. 3 Konfigurasi model 47 kelas	44
Tabel 3. 4 Spesifikasi perangkat keras	53
Tabel 3. 5 Spesifikasi perangkat lunak	54
Tabel 4. 1 Hasil pelatihan model dengan dataset 62 kelas dan 47 kelas.....	94
Tabel 4. 2 Hasil akurasi pengujian model menggunakan 62 kelas dan 47 kelas ...	95
Tabel 4. 3 Hasil presisi dari pengujian model menggunakan dataset 62 kelas dan 47 kelas	96
Tabel 4. 4 Perbandingan nilai presisi	98
Tabel 4. 5 Hasil recall dari pengujian model menggunakan dataset 62 kelas dan 47 kelas	98
Tabel 4. 6 Perbandingan hasil recall	100
Tabel 4. 7 Hasil <i>F1-Score</i> dari pengujian model menggunakan dataset 62 kelas dan 47 kelas.....	101
Tabel 4. 8 Perbandingan hasil <i>F1-Score</i>	103
Tabel 4. 9 Tabel perbandingan hasil confusion matrix	103

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Tulisan tangan latin pada resep dokter.....	13
Gambar 2. 2 Arsitektur convolutional neural network.....	16
Gambar 2. 3 Tahapan character recognition	20
Gambar 2. 4 Ilustrasi citra RGB	22
Gambar 2. 5 Grayscale.....	22
Gambar 2. 6 Ilustrasi gaussian blur.....	23
Gambar 2. 7 Penerapan gaussian blur pada teks.....	24
Gambar 2. 8 Ilustrasi penerapan treshold	25
Gambar 2. 9 Ilustrasi perubahan nilai piksel pada proses thresholding.....	26
Gambar 2. 10 Ilustrasi invert.....	26
Gambar 2. 11 Ilustrasi cropping.....	27
Gambar 3. 1 Alur penelitian.....	37
Gambar 3. 2 Contoh data pada dataset EMNIST	38
Gambar 3. 3 Pembagian data pada dataset EMNSIT 62 kelas.....	39
Gambar 3. 4 Pembagian data pada dateset EMNSIT 42 kelas.....	40
Gambar 3. 5 Data <i>testing</i> sekunder	40
Gambar 3. 6 Contoh data testing sekunder	43
Gambar 3. 7 Penggunaan dropout.....	50
Gambar 3. 8 Proses perancangan aplikasi pengenalan citra	55
Gambar 3. 9 Ilustrasi proses segmentasi.....	57
Gambar 4. 1 <i>Source code</i> deteksi tepi, garis dan penyesuaian sudut citra.....	65
Gambar 4. 2 <i>Source code</i> deskew, padding dan thresholding	66
Gambar 4. 3 citra inputan.....	66
Gambar 4. 4 Output deteksi kemiringan dan thresholding	67
Gambar 4. 5 <i>Source code upper and lower baseline</i>	68
Gambar 4. 6 <i>Source code</i> deteksi jumlah baris dan jumlah kata	69

Gambar 4. 7 Output deteksi jumlah baris	69
Gambar 4. 8 Output deteksi jumlah kata.....	70
Gambar 4. 9 Output data matriks cropping per kata	70
Gambar 4. 10 Output cropping per kata.....	70
Gambar 4. 11 Source code cropping per karakter.....	71
Gambar 4. 12 Output cropping per karakter	71
Gambar 4. 13 <i>Source code grayscale</i>	73
Gambar 4. 14 Gambar output grayscale dan deteksi contour area.....	74
Gambar 4. 15 Tresholding	75
Gambar 4. 16 Output treshold pada citra gambar	75
Gambar 4. 17 Source code resize image	76
Gambar 4. 18 Data image yang telah diresize menjadi 28 x 28 piksel	77
Gambar 4. 19 Source code memuat data dan label	78
Gambar 4. 20 <i>Source code</i> normalisasi dan <i>reshape</i> dataset	79
Gambar 4. 21 <i>Source code</i> model CNN.....	80
Gambar 4. 22 Model yang digunakan untuk 62 kelas	81
Gambar 4. 23 Model yang digunakan untuk 47 kelas	82
Gambar 4. 24 <i>Source code</i> pelatihan model dengan 62 kelas.....	83
Gambar 4. 25 Proses pelatihan model dengan dataset 62 kelas.....	84
Gambar 4. 26 Source code pelatihan model dengan 47 kelas.....	85
Gambar 4. 27 Proses pelatihan model dengan dataset 47 kelas.....	86
Gambar 4. 28 Menampilkan grafik hasil pelatihan.....	87
Gambar 4. 29 Grafik akurasi untuk dataset dengan 62 kelas.....	88
Gambar 4. 30 Grafik loss untuk dataset dengan 62 kelas	88
Gambar 4. 31 Grafik akurasi untuk dataset dengan 47 kelas.....	89
Gambar 4. 32 Grafik loss untuk dataset dengan 47 kelas	89
Gambar 4. 33 <i>Source code confusion matrix</i> 62 kelas.....	90
Gambar 4. 34 <i>Source code confusion matrix</i> 42 kelas.....	91
Gambar 4. 35 Hasil <i>confusion matrix</i> 62 kelas	92
Gambar 4. 36 Hasil <i>confusion matrix</i> 47 kelas	93
Gambar 4. 37 <i>Source code cross entropy loss</i>	105

Gambar 4. 38 Nilai CNN error pada model dengan 62 kelas	106
Gambar 4. 39 Nilai CNN error pada model dengan 47 kelas	106
Gambar 4. 40 Load model.....	106
Gambar 4. 41 Mendefinisikan kelas yang akan dikenali	107
Gambar 4. 42 Mengenali data citra menggunakan model CNN	107
Gambar 4. 43 Output dari pendefinisian kelas yang akan dikenali	108
Gambar 4. 44 Hasil pengenalan tulisan tangan latin.....	108



INTISARI

Tulisan tangan latin masih sering digunakan dalam penulisan resep dokter meskipun telah ada perkembangan teknologi digital. Namun, variasi gaya tulisan dan kualitas tulisan tangan dapat menyebabkan kesalahan pembacaan yang berpotensi fatal. Kesalahan pembacaan resep medis menjadi permasalahan serius yang dapat berujung fatal, baik di tingkat global maupun di Indonesia. Dalam beberapa kasus, kesalahan tersebut dapat mengakibatkan kematian pasien akibat pemberian obat yang dosis atau jenisnya salah. Menurut penelitian yang diterbitkan dalam jurnal *BMJ Quality and Safety*, kesalahan pembacaan resep menjadi penyebab utama dari kesalahan dalam penggunaan obat, menyebabkan lebih dari 7.000 kematian setiap tahun di Amerika Serikat. Di Indonesia, masalahnya bisa lebih kompleks karena kekurangan standar dalam penulisan resep medis dan kurangnya kesadaran akan pentingnya kejelasan tulisan tangan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengenali tulisan tangan latin yang masih sering digunakan pada resep dokter. Untuk mengimplementasikan penelitian ini digunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan menggunakan bahasa pemrograman python dengan semua *library* yang dibutuhkan untuk menjalankan fungsi – fungsi yang dibutuhkan untuk membantu penggeraan dalam sistem yang akan dibuat.

Akurasi dari 2 percobaan yang menguji model CNN yang dibuat dengan metode *confusion matrix* menunjukkan hasil, untuk dataset yang menggunakan 62 kelas menghasilkan nilai *overall accuracy* sebesar 86,11 %, presisi sebesar 71,33 %, *recall* sebesar 76,44 %, dan *f1-score* sebesar 71, 41 %, sedangkan pada pengujian menggunakan dataset dengan jumlah kelas 47 menghasilkan nilai *overall accuracy* sebesar 89,68%, presisi sebesar 87,28%, *recall* sebesar 89,42 % dan *f1-score* sebesar 87,76 %.

Kata kunci: Pengenalan Tulisan Tangan, *Convolutional Neural Network*

ABSTRACT

Handwritten Latin script is still commonly used in writing doctor's prescriptions despite the advancements in digital technology. However, variations in handwriting styles and quality can lead to potentially fatal reading errors. Misinterpretation of medical prescriptions is a serious problem that can have fatal consequences, both globally and in Indonesia. In some cases, such errors can result in patient deaths due to incorrect dosage or type of medication. According to a study published in the BMJ Quality and Safety journal, misreading prescriptions is a leading cause of medication errors, resulting in over 7,000 deaths annually in the United States. In Indonesia, the issue may be more complex due to a lack of standards in medical prescription writing and a lack of awareness of the importance of handwriting clarity.

The aim of this research is to identify handwritten Latin script still commonly used in doctor's prescriptions. To implement this research, a Convolutional Neural Network (CNN) algorithm was utilized, programmed in Python with all necessary libraries to execute the required functions for assisting in the development of the system.

The accuracy of two experiments testing the CNN model created with the confusion matrix method shows that, for a dataset using 62 classes, the overall accuracy yielded a value of 86.11%, precision of 71.33%, recall of 76.44%, and f1-score of 71.41%. Meanwhile, testing using a dataset with 47 classes resulted in an overall accuracy of 89.68%, precision of 87.28%, recall of 89.42%, and f1-score of 87.76%.

Keyword: *Handwriting Recognition, Convolutional Neural Network*