

Implementasi Metode *Deep Learning* Untuk Klasifikasi Gambar Tulisan Tangan

*¹Edi Arif Effendi, ²Favorisen Rosyking Lumbanraja, ³Akmal Junaidi, dan ⁴Admi Syarif

^{1,2,3,4} Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung
Jalan Soemantri Brojonegoro No.1 Gedung Meneng, Bandar Lampung, Provinsi Lampung, Indonesia
Email: *¹edi.arifeffendi1548@students.unila.ac.id, ²favorisen.lumbanraja@fmipa.unila.co.id,
³akmal.junaidi@fmipa.unila.ac.id, ⁴admi.syarif@fmipa.unila.ac.id

Abstract — *The advancement of current technology has led to the widespread utilization of pattern recognition in diverse fields, such as identifying signature patterns, fingerprints, faces, and handwriting. Human handwriting exhibits variations from one person to another, often making it challenging to read or recognize, which can hinder daily activities, particularly in transactions requiring handwritten input. Handwriting, being a distinct expression of individuals, can be effectively distinguished or recognized using pattern recognition methods, particularly through computer-based classification techniques, including deep learning. In this research, deep learning was employed for the classification of handwritten characters, encompassing a total of 5200 data samples, consisting of lowercase and uppercase letters from 'a' to 'z,' with each letter represented by 100 data samples. The data underwent several stages, including pre-processing, feature extraction, classification, and evaluation. The evaluation phase employed k-fold cross-validation repeated ten times, which is a statistical technique aimed at assessing classifier performance. The study revealed that the highest accuracy, at 58.36%, was achieved using a 2-layer architecture with 512 and 256 units, while the lowest accuracy, at 43.42%, was obtained with a 5-layer architecture comprising 512, 256, 128, 64, and 32 units.*

Keywords: *Deep Learning; Handwriting; K-fold Cross Validation; Pattern Recognition.*

1. PENDAHULUAN

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia tulisan tangan adalah tulisan yang ditulis oleh tangan bukan diketik. Tulisan tangan merupakan hal yang unik bagi setiap orang. Tulisan tangan manusia memiliki perbedaan antara satu dengan yang lainnya dan sering terjadi tulisan tangan sulit terbaca atau sulit dikenali dan hal ini dapat menghambat aktivitas sehari-hari, misalnya aktivitas transaksi yang memerlukan tulisan tangan [1]. Bahkan menurut Handayani [2] bahwa salah satu ciri biometrik pada setiap orang adalah tulisan tangan. Hal ini karena setiap orang memiliki keunikan pada pola tulisan tangannya. Penerapan pengenalan pola dapat pula diterapkan untuk membedakan atau mengenali objek berdasarkan ciri khusus dari objek tersebut [3].

Teknik pengenalan tulisan tangan dapat dilakukan secara *online* dan *offline*. Teknik yang pertama, dikenal sebagai pengenalan secara *offline*. Pada teknik ini hasil yang didapat dari hasil pemindaian berupa gambar tanpa adanya informasi sementara untuk dapat dilakukan proses pengenalan terhadap karakter tulisan yang dibuat dibutuhkan *preprocessing* seperti ekstraksi kontur, penipisan, dan *skeletonizing*. Teknik pengenalan tulisan yang kedua seringkali dikenal sebagai pengenalan *online* [4]. Pada pengenalan secara *online*, data yang diambil secara *online* mempunyai kelebihan yaitu terdapatnya informasi sementara atau dinamis dari tulisan yang dibuat. Informasi ini terdiri dari jumlah gerakan (*stroke*), urutan getaran, arah tulisan untuk setiap gerakan dan kecepatan tangan setiap gerakan. Dengan menggunakan informasi sementara dapat meningkatkan keakuratan dalam pengenalan karakter.

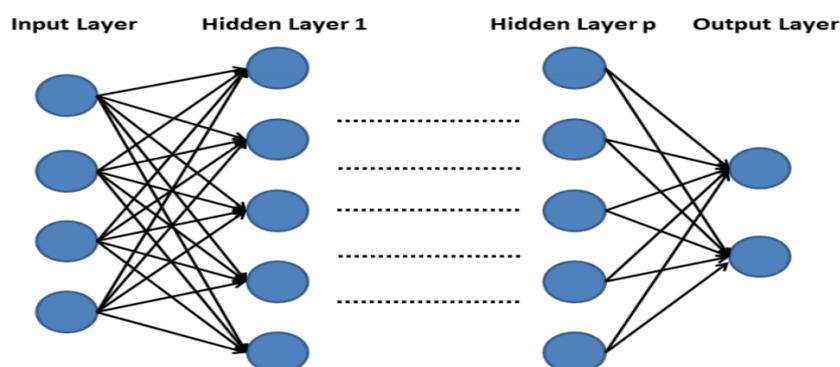
Untuk mengenali tulisan tangan terdapat beberapa metode yang digunakan untuk pengenalan bentuk karakter tulisan secara online diantaranya adalah analisis ciri, urutan waktu dari zona atau arah, pencocokan kurva, pengkodean gerakan, analisis by sintesis, perbedaan pasangan dan lain sebagainya [4]. Untuk dapat melakukan pengenalan karakter tulisan tangan, salah satu tahap dari proses adalah klasifikasi karakter tulisan tangan yang diawali dengan pengambilan data, segmentasi, klasifikasi sampai pencocokan. Fokus pada penelitian ini adalah

tahap klasifikasi. Proses klasifikasi karakter tulisan tangan pada penelitian ini menggunakan metode *deep learning*. *Deep learning* adalah cabang ilmu dari *machine learning* berbasis jaringan saraf tiruan (JST) atau bisa dikatakan perkembangan dari JST [5].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Klasifikasi Tulisan Tangan

Tulisan tangan merupakan salah satu media tekstual dan visual yang digunakan manusia untuk mengkomunikasikan pesan dan gagasan antara sesamanya. Tulisan tangan digambarkan sebagai penyajian vektor dari *stroke-stroke* yang terputus [6]. Pengenalan tulisan tangan atau *handwriting recognition* adalah kemampuan komputer untuk menerima dan menafsirkan input tulisan tangan yang dapat dimengerti dari sumber seperti dokumen kertas, foto, layar sentuh dan perangkat lainnya. Pengenalan tulisan tangan dapat dilakukan menggunakan beberapa metode salah satunya menggunakan metode *deep learning*. *Deep learning* adalah cabang ilmu dari *machine learning* berbasis jaringan saraf tiruan (JST) atau bisa dikatakan perkembangan dari JST [5]. Metode *deep learning* merupakan metode pembelajaran representasi dengan beberapa tingkat representasi, dimana representasi membentuk medan arsitektur jaringan syaraf yang berisi banyak *layer* (lapisan). Lapisan pada *deep learning* terdiri atas tiga bagian, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada *hidden layer* dapat dibuat berlapis-lapis untuk menemukan komposisi algoritme yang tepat agar meminimalisir *error* pada *output*. Gambar 1 adalah contoh lapisan *deep learning*.



Gambar 1. Contoh lapisan atau *layer deep learning* [4].

Gambar 1 mengilustrasikan *layer-layer* pada *deep learning* yang memiliki $p + 2$ *layer* (p *hidden layer*, 1 *input* dan 1 *output layer*). Bulatan berwarna biru menggambarkan neuron. Pada setiap lapis *hidden layer* terdapat satu atau lebih neuron. Neuron-neuron tersebut akan terhubung langsung dengan neuron lain pada *layer* selanjutnya. Koneksi antar neuron hanya terjadi di antara 2 *layer* (*input* dan *output*), tidak ada koneksi pada *layer* yang sama walaupun secara teknis bisa saja dibuat dan juga *fully connected* [7].

2.2 Tahapan Penelitian

Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahap yaitu sebagai berikut.

2.2.1. Data Gambar Huruf A,a – Z,z

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data yang akan digunakan dalam klasifikasi tulisan tangan menggunakan metode *deep learning* yang diperoleh dari <https://gengo.ai/datasets/15-best-ocr-handwriting-datasets/> [8].

Dalam melakukan pengujian dengan *cross validation*, data akan dibagi menjadi ukuran yang sama contohnya C1, C2 dan C3. Setelah dilakukan pembagian data, selanjutnya dilakukan proses *testing* dan *training* data yang dilakukan sebanyak n kali. Untuk penggunaan jumlah *fold* terbaik untuk uji validitas, dianjurkan menggunakan *10-fold cross validation* [10].

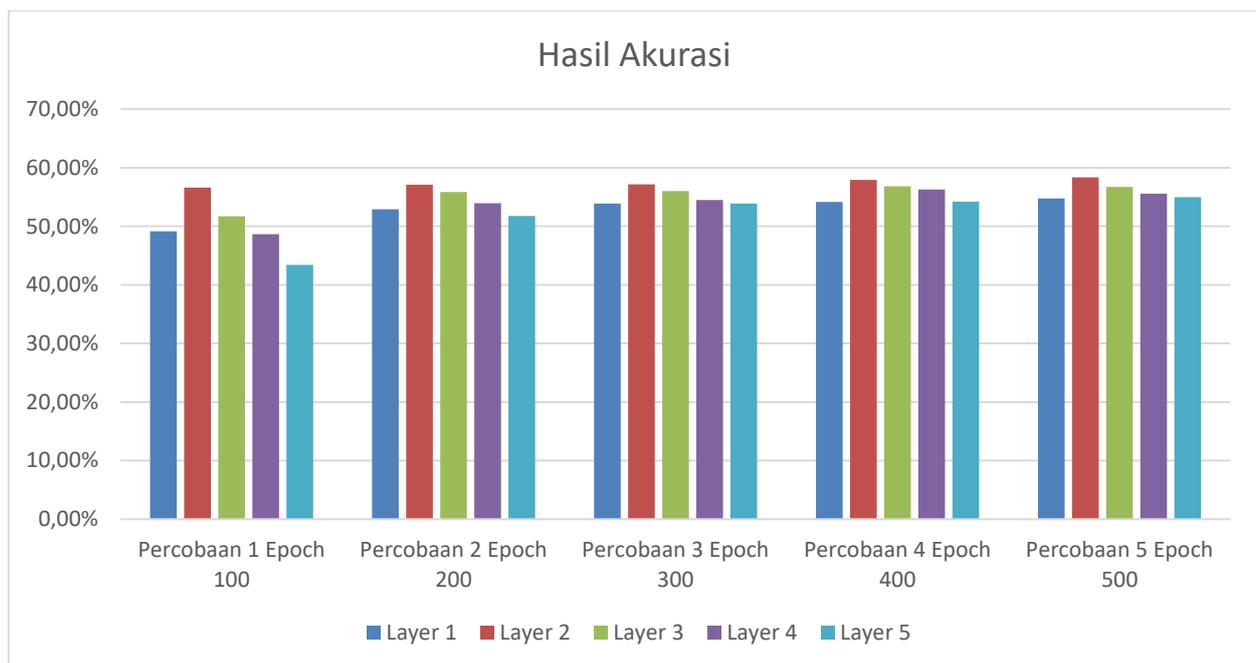
Jika semua keputusan hasil dari penelitian telah didapatkan, tahap selanjutnya adalah mengukur keakuratan dengan mengggkan Persamaan (1).

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah Indetifikasi Benar}}{\text{Jumlah Data}} = 100\% \quad (1)$$

Accuracy merupakan persentase jumlah *record* data yang diklasifikasikan secara benar oleh sebuah algoritme dapat membuat klasifikasi setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi tersebut [11].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Percobaan klasifikasi tulisan tangan dilakukan sebanyak 25 kali dan menggunakan metode *deep learning*. Percobaan tersebut menghasilkan akurasi paling tinggi adalah 58,36% dan paling rendah adalah 43,42% menggunakan *dataset* dengan pixel 32×32 dan jumlah keseluruhan adalah 5200. Hasil akurasi penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil akurasi.

Penelitian ini dibagi menjadi 5 bagian dengan masing – masing bagian memiliki *layer* dan jumlah *epoch* yang dilakukan sebagai berikut.

a. Percobaan pertama

Percobaan pertama menggunakan dataset 32 × 32 pixel dengan jumlah kolom 1025 sebagai variabel dan jumlah baris 5201 sebagai data. Pemrosesan dimulai pada kolom ke-2 dan baris ke-2 karena kolom ke 1 dan baris ke-1 adalah nama variabel dan *class*. Pemrosesan percobaan pertama menggunakan 1 layer (512)

dan relu (batas nilai node) 0,01. *Epoch* dilakukan 5 kali mulai dari 100 sampai 500 dengan *validation split* 0,1 diulang sebanyak 10 kali menggunakan fungsi *k-fold* menghasilkan akurasi sebesar (49,17%), (52,90%), (53,88%), (54,15%), (54,76%).

b. Percobaan kedua

Percobaan kedua menggunakan dataset 32×32 pixel dengan jumlah kolom 1025 sebagai variabel dan jumlah baris 5201 sebagai data. Pemrosesan dimulai pada kolom ke-2 dan baris ke-2 karena kolom ke-1 dan baris ke-1 adalah nama variabel dan *class*. Pemrosesan percobaan kedua menggunakan 2 layer (512, 256) dan relu (batas nilai node) 0,01. *Epoch* juga dilakukan 5 kali mulai dari 100 sampai 500 dengan *validation split* 0,1 diulang sebanyak 10 kali menggunakan fungsi *k-fold* menghasilkan akurasi sebesar (56,61%), (57,11%), (57,15%), (57,90%), (58,36%).

c. Percobaan ketiga

Percobaan ketiga menggunakan dataset 32×32 pixel dengan jumlah kolom 1025 sebagai variabel dan jumlah baris 5201 sebagai data. Pemrosesan dimulai pada kolom ke-2 dan baris ke-2 karena kolom ke-1 dan baris ke-1 adalah nama variabel dan *class*. Pemrosesan percobaan ketiga menggunakan 3 layer (512, 256, 128) dan relu (batas nilai node) 0,01. *Epoch* dilakukan 5 kali mulai dari 100 sampai 500 dengan *validation split* 0,1 diulang sebanyak 10 kali menggunakan fungsi *k-fold* menghasilkan akurasi sebesar (51,69%), (55,86%), (56,03%), (56,82%), (56,73%).

d. Percobaan keempat

Percobaan keempat menggunakan dataset 32×32 pixel dengan jumlah kolom 1025 sebagai variabel dan jumlah baris 5201 sebagai data. Pemrosesan dimulai pada kolom ke-2 dan baris ke-2 karena kolom ke-1 dan baris ke-1 adalah nama variabel dan *class*. Pemrosesan percobaan keempat menggunakan 4 layer (512, 256, 128, 64) dan relu (batas nilai node) 0,01. *Epoch* juga dilakukan 5 kali mulai dari 100 sampai 500 dengan *validation split* 0,1 diulang sebanyak 10 kali menggunakan fungsi *k-fold* menghasilkan akurasi sebesar (48,63%), (53,92%), (54,50%), (56,26%), (55,57%).

e. Percobaan kelima

Percobaan kedua menggunakan dataset 32×32 pixel dengan jumlah kolom 1025 sebagai variabel dan jumlah baris 5201 sebagai data. Pemrosesan dimulai pada kolom ke-2 dan baris ke-2 karena kolom ke-1 dan baris ke-1 adalah nama variabel dan *class*. Pemrosesan percobaan kelima menggunakan 5 layer (512, 256, 128, 64, 32) dan relu (batas nilai node) 0,01. *Epoch* juga dilakukan 5 kali mulai dari 100 sampai 500 dengan *validation split* 0,1 diulang sebanyak 10 kali menggunakan fungsi *k-fold* menghasilkan akurasi sebesar (43,42%), (51,78%), (53,86%), (54,23%), (54,96%).

Hasil pengamatan dari penelitian ini menunjukan bahwa hasil paling tinggi didapat pada tahap percobaan kedua dengan menggunakan 2 *layer* yaitu 512 dan 256 lalu menggunakan jumlah *epoch* sebanyak 200. Selain dari faktor *layer* dan jumlah *epoch* ada beberapa yang mempengaruhi akurasi yaitu kemiripan data gambar seperti contoh Gambar 4 dan 5 berikut.



Gambar 4. Data gambar yang memiliki kemiripan [8].

Pada Gambar 4, contoh data gambar dalam komputer mungkin saja salah penempatan seperti huruf i besar mirip dengan l kecil, huruf j kecil juga mirip dengan i kecil. Selain itu k besar mirip dengan r besar, huruf h kecil juga memiliki kemiripan dengan n kecil karena sisi bagian kiri tidak terlalu panjang. Kasus seperti contoh berikut akan mempengaruhi akurasi karena data yang salah penempatan atau salah prediksinya.



Gambar 5. Data gambar yang memiliki kurang jelas atau rusak [8].

Selanjutnya Gambar 5 adalah contoh beberapa data gambar yang memiliki kerusakan atau kurang jelasnya bentuk huruf seperti huruf a kecil yang terlalu tebal penuliasannya, huruf g kecil yang terputus bagian ekornya, huruf t kecil yang terlihat kurang bisa di pahami, huruf R besar yang terlalu tipis di bagian kepala, dan yang terakhir adalah huruf J besar yang memiliki bentuk kurang jelas. Sama seperti kasus pada Gambar 4 dimana di Gambar 5 data gambar tersebut juga mempengaruhi tingkat keakuratan dalam memprediksi jenis huruf apa pada gambar tersebut sehingga mengurangi tingkat akurasi.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa berhasil memperoleh tingkat akurasi dalam pengenalan gambar beresolusi 32x32 piksel dengan menggunakan dataset sebanyak 5200 gambar yang terbagi menjadi dua kategori, yaitu 2600 gambar huruf kecil dan 2600 gambar huruf besar dari A sampai Z. Hasil akurasi paling tinggi tercapai pada eksperimen yang melibatkan arsitektur jaringan saraf tiruan dua lapisan dengan komposisi 512 dan 256 unit, serta proses pelatihan sebanyak 500 kali, yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 58,36%. Di sisi lain, eksperimen yang menggunakan lima lapisan dengan jumlah unit masing-masing 512, 256, 128, 64, dan 32, dengan proses pelatihan 500 kali, menghasilkan tingkat akurasi yang lebih rendah, yaitu 43,42%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa eksperimen dengan dua lapisan dalam arsitektur jaringan saraf tiruan menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan eksperimen lima lapisan. Untuk penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan penambahan jumlah *dataset* untuk perbandingan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Rosnelly, "Pengenalan Pola Angka Tulisan Tangan Pada Cek Menggunakan Neocognitron," *CSRID Journal.*, Vol. 10, No. 1, pp. 23-32, 2018.

- [2] T. Handhayani, "Identifikasi Penulis Melalui Pola Tulisan Tangan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Jurnal Muara.*, Vol. 1, No. 1, pp. 210-217, 2017.
- [3] R.A. Misnadin, S.A.S. Mola, & A. Faggidae, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Dengan Metode K-Nearest Neighbor," *J-ICON.*, Vol.2, No. 1, pp. 65-72, 2014.
- [4] C.Y. Sun, Y. Wakahara, & C. C. Tappert, "The state of the art in on-line handwriting recognition," *In IEEE Transaction on Pattern and Machine Intelligence*, Vol.12, pp.787-808, 1990.
- [5] Y. LeCun, Y. Bengio, & G. Hinton, "Deep Learning," *Nature International Journal of Science*. 521(7553), pp. 436-444, 2015.
- [6] R. Plamondon, & N. S. Sargur, "On-Line and Off-Line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 22, No. 1, pp. 63, 2000.
- [7] K. P. Danukusumo, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis GPU," Yogyakarta: Fakultas Teknologi Industri Universitas Atma Jaya., Vol.3 No.2, 2017.
- [8] M. Ali. 15 Best OCR & Handwriting Datasets for Machine Learning [Online]. Available: <https://gengo.ai/datasets/15-best-ocr-handwriting-datasets/>, 2019.
- [9] P. Pitria, "Pengguna Twitter Pada Akun Resmi Samsung Indonesia Dengan Menggunakan Naive Bayes," *Jurnal Informatika*, Bandung., Vol 7 No 2, 2015.
- [10] E. W. Agustinus, "Penerapan Metode Support Vector Machine pada Sistem Deteksi Intrusi secara Real-time," *IJCCS*, Yogyakarta, Vol 8, No 1, 2014.
- [11] M. F.Fibrianda, & A. Bhawiyuga, "Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan Pada Jaringan Komputer Dengan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(9), 3112–3123. Vol 2 No 1, 2019.