

Pengenalan Huruf Aksara Lontara Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*

Mukhdar Mustafa¹, Farid Wajidi², A.Amirul Asnan Cirua³, Nahya Nur⁴, Ismaun⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sulawesi Barat

E-mail : muhkdarmus78@gmail.com¹, faridwajidi@unsulbar.ac.id²,
amirulasnancirua@unsulbar.ac.id³, nahyanur@unsulbar.ac.id⁴, maunkalmaliki@unsulbar.ac.id⁵

Abstrak

Salah satu warisan budaya aksara nusantara, aksara lontara saat ini perlu di lestarikan agar tidak mengalami kepunahan. Beberapa hal yang menyebabkan aksara Lontara ini terancam punah diantaranya adalah tren penggunaan bahasa asing yang didukung oleh pesatnya perkembangan teknologi, serta kurangnya pendidikan dan pembelajaran yang mendukung kelestarian aksara Lontara pada generasi muda. Pengenalan huruf aksara lontara menggunakan metode *Convolutional Neural Network* merupakan suatu sistem yang mampu mengenali huruf aksara lontara secara realtime. Pada penelitian ini menggunakan jenis penelitian eksperimen karena penelitian ini bersifat uji coba dimana penelitian ini menghasilkan suatu sistem pengenalan huruf aksara lontara dengan hasil akhir berupa perhitungan persentase pengujian. Implementasi *Convolutional Neural Network* sebagai metode yang digunakan untuk mendapatkan model. Berdasarkan tingkat akurasi terhadap model yang di dapatkan pada proses training dengan menggunakan 575 data uji sebanyak 48 data uji yang tidak dapat dikenali oleh sistem dan 527 data yang dapat dikenali dengan persentase sebesar 91.6%. Algoritma CNN sudah cukup baik dalam melakukan pengenalan huruf aksara lontara.

Kata kunci—Aksara Lontara, *Convolutional Neural Network*, Pengenalan huruf, Pengolahan Citra.

Abstract

As one of the cultural heritages of the archipelago script, the Lontara script currently needs to be preserved so that it does not become extinct. Some of the things that have caused the Lontara script to become endangered include the trend of using foreign languages supported by the rapid development of technology, as well as the lack of education and learning that supports the preservation of the Lontara script for the younger generation. Lontara script recognition using the *Convolutional Neural Network* method is a system capable of recognizing Lontara script in real time. In this study using experimental research because this research is a trial in nature where this research produces a Lontara letter recognition system with the final result in the form of calculating the percentage of testing. Implementation of the *Convolutional Neural Network* as the method used to obtain the model. Based on the level of accuracy of the model obtained in the training process using 575 test data, 48 test data cannot be recognized by the system and 527 data can be identified with a percentage of 91.6%. The CNN algorithm is quite good at recognizing lontara letters..

Keywords—Aksara Lontara, *Convolutional Neural Network*, Pattern Recognition, Image Processing.

1. PENDAHULUAN

Indonesia terkenal sebagai negara yang kaya akan warisan budaya yang tersebar di berbagai daerah di Nusantara. Salah satu kekayaan budaya yang dimiliki adalah Aksara Nusantara, yang menunjukkan keberagaman dan keindahan tradisi tulis Nusantara. Aksara Nusantara adalah sistem penulisan atau pengungkapan melalui simbol visual yang tertoreh pada suatu media dengan tujuan mengungkapkan unsur-unsur yang mengekspresikan suatu bahasa. Salah satu contoh yang menonjol adalah Aksara Lontara, yang memiliki nilai budaya sangat mendalam terutama bagi masyarakat suku Bugis-Makassar. Nilai budaya ini tercermin dalam bentuk hurufnya yang mengandung filosofi “Sulapa Eppa,” yang berarti Empat Sisi dan menggambarkan elemen api, air, tanah, dan angin. Dalam kepercayaan mistis Suku Bugis klasik, keempat elemen ini merupakan penggambaran susunan semesta.



Gambar 1 Aksara Lontara

Namun, meskipun memiliki nilai budaya yang tinggi, Aksara Nusantara saat ini menghadapi tantangan serius dalam hal pelestariannya. Banyak bentuk Aksara Nusantara, termasuk Aksara Lontara, yang terancam punah karena minimnya pemahaman dan minat masyarakat terhadap warisan budaya ini. Penelitian ini penting dilakukan karena Aksara Nusantara merupakan bagian tak terpisahkan dari identitas budaya Indonesia.

Selain itu, dengan kemajuan teknologi digital, citra digital semakin mendominasi kehidupan kita sehari-hari. Secara literal, citra adalah gambar dalam ruang dua dimensi. Dari perspektif matematika, citra adalah representasi kontinu dari intensitas cahaya dalam ruang dua dimensi yang menggambarkan objek atau benda tertentu [1]. Citra digital terbagi menjadi dua jenis: citra kontinu yang diperoleh melalui sistem optik yang menerima sinyal analog, seperti mata manusia dan kamera analog, dan citra diskrit (digital) yang dihasilkan melalui proses digitalisasi dari citra kontinu. Citra digital direpresentasikan sebagai matriks di mana setiap indeks baris dan kolom mewakili piksel pada citra, dengan elemen matriks menunjukkan tingkat keabuan atau intensitas cahaya pada titik tersebut. Dalam konteks fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dengan ukuran M baris dan N kolom, x dan y adalah koordinat spasial dan amplitudo pada titik (x,y) mewakili intensitas atau tingkat keabuan citra pada posisi tersebut. Sebuah citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks seperti pada persamaan 1 :

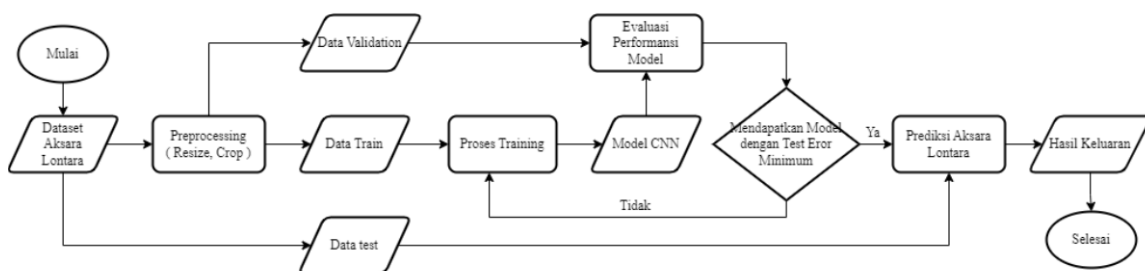
$$f(x,y) : \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Citra digital jika didefinisikan secara matematis sebagai fungsi intensitas dalam dua variabel x dan y , dan dapat dituliskan $f(x,y)$, dimana (x,y) merepresentasikan koordinat spasial pada bidang 2 dimensi dan $f(x,y)$, merupakan intensitas cahaya pada koordinat tersebut [2]. Pemahaman yang lebih mendalam tentang citra digital dan teknik pengolahan citra menjadi sangat penting untuk berbagai bidang, seperti pengenalan pola, pengolahan gambar medis, dan pengenalan wajah. Namun, masih banyak aspek dari citra digital yang belum sepenuhnya dipahami dan dieksplorasi.

Dengan memadukan penelitian tentang Aksara Nusantara dan citra digital, kita dapat memperluas pemahaman kita tentang nilai budaya yang terkandung dalam Aksara Nusantara dan pada saat yang sama mengembangkan teknik pengolahan citra yang inovatif. Penelitian ini akan memberikan wawasan baru tentang Aksara Nusantara sebagai bentuk seni dan ekspresi budaya, serta berkontribusi pada pengembangan teknologi pengolahan citra digital dengan memanfaatkan pengetahuan dan filosofi yang terkandung dalam Aksara Nusantara.

2. METODE

Pengenalan pola (*Pattern Recognition*) yaitu proses mengidentifikasi struktur pada data dengan perbandingan struktur yang diketahui, struktur yang dikenal, dan dikembangkan melalui metode klasifikasi [3]. Manusia bisa mengenali objek-objek di sekitarnya karena otak manusia belajar mengklasifikasi objek-objek di alam sehingga mampu membedakan suatu objek dengan objek lainnya. Berikut adalah tahapan yang dilakukan pada proses pengenalan karakter aksara lontara.



Gambar 2 Alur Sistem

Alur dari pengerjaan penelitian ini dimulai dari pengumpulan dataset yang akan digunakan yaitu aksara Lontara, setelah dataset terkumpul kemudian dilakukan tahap preprocessing. Pada tahap *preprocessing* ada dua tahap yakni *resize image* dan *cropping*. Setelah tahapan *preprocessing*, data tersebut akan dibagi menjadi 3 bagian sesuai dengan tahap pada penelitian ini.

2.1 Akuisisi Citra

Tahap awal dalam memperoleh citra digital disebut akuisisi citra, yang bertujuan untuk menentukan data yang diperlukan serta memilih cara perekaman citra digital. Proses ini dimulai dengan menyiapkan objek yang akan difoto, menyiapkan peralatan yang diperlukan, dan melakukan proses pengambilan gambar. Pencitraan merupakan proses transformasi dari berbagai bentuk citra seperti gambar, lukisan, foto, dan lainnya menjadi bentuk citra digital [4].

2.2 Preprocessing

Langkah pertama dalam tahapan preprocessing pada penelitian ini melibatkan *resize image*. *Resize image* merupakan proses yang digunakan untuk mengubah dimensi citra menjadi

lebih besar atau lebih kecil dari ukuran aslinya. Khusus untuk penelitian ini, citra aksara lontara diubah ukurannya menjadi 32 x 32 pixel sebagai bagian dari proses *resize* yang dilakukan.

2. 2.1 Grayscale

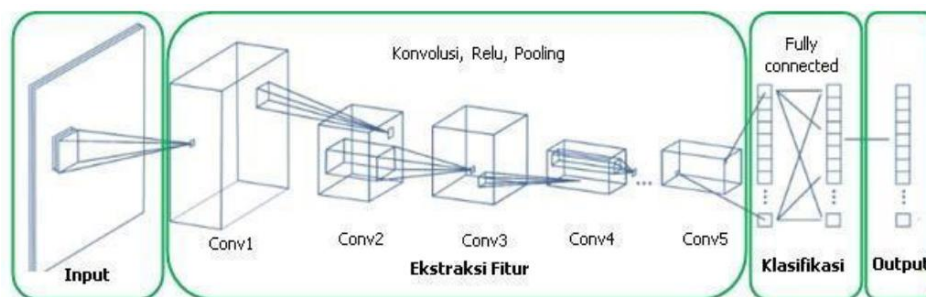
Citra berskala keabuan (*grayscale*) adalah citra yang menggunakan gradasi warna abu-abu yang merupakan kombinasi antara hitam dan putih [5]. Warna dalam setiap citra berskala keabuan dinyatakan dengan sebuah nilai bulat antara 0 sampai 255, dan nilai itu disebut nilai intensitas. pengubahan gambar dari format RGB menjadi *grayscale* dilakukan dengan menggunakan metode *illuminance grayscale* pada persamaan (2.1)

$$\text{Gray} = 0,299R + 0,587G + 0,114B \quad (2)$$

Dimana R adalah intensitas warna Red (merah) pada piksel gambar, G adalah nilai intensitas warna Green (hijau) pada piksel gambar, dan B adalah nilai intensitas warna Blue (biru) pada piksel gambar. Pada format .bmp citra setiap pixel pada citra direpresentasikan dengan 24 bit, 8 bit untuk R, 8 bit untuk G, dan 8 bit untuk B.

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode yang termasuk dalam ranah deep learning. Deep learning merupakan subdisiplin dari machine learning yang fokus pada pengembangan algoritma dan model yang memungkinkan komputer untuk belajar dan melakukan tugas seperti manusia. Arsitektur jaringan pada CNN terdiri dari tiga komponen utama, yaitu lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan klasifikasi. Lapisan konvolusi bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur dari data input, lapisan pooling digunakan untuk mereduksi dimensi data dan mempercepat komputasi, sedangkan lapisan klasifikasi digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang sesuai. Dengan kombinasi ketiga komponen ini, CNN mampu melakukan tugas-tugas pengenalan pola dan klasifikasi data dengan tingkat akurasi yang tinggi.

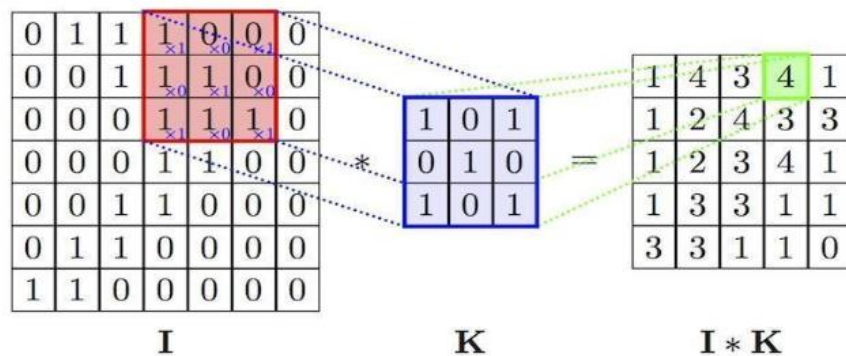


Gambar 3 Arsitektur Jaringan CNN [2]

2. 3.4 Convolutional Layer

Layer konvolusi berperan sebagai penerima awal dari citra input dalam struktur jaringan. Fungsi konvolusi pada layer ini melibatkan penggunaan filter linier untuk memproses area lokal dari citra. Filter ini berfungsi sebagai representasi area reseptif dari neuron yang terhubung ke area lokal pada citra input. Proses konvolusi ini memungkinkan jaringan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra, seperti tepi, tekstur, atau pola yang relevan untuk tugas pengenalan atau klasifikasi. *Output* dari *convolution layer* adalah hasil dari proses konvolusi antara filter dengan citra input. Setiap filter akan menjalankan operasi konvolusi pada area lokal dari citra

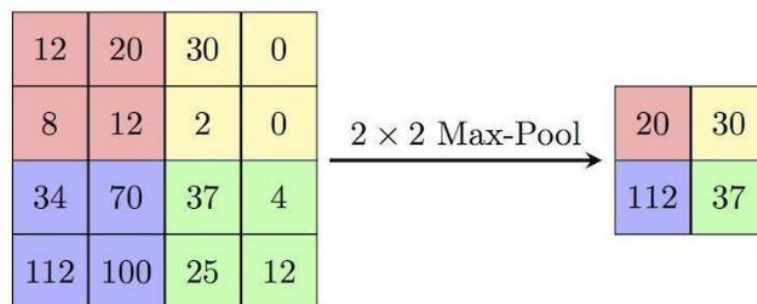
input. Hasilnya adalah matriks yang disebut *feature map* atau *activation map* yang merepresentasikan fitur-fitur yang telah diekstraksi dari citra tersebut. Dalam *feature map*, setiap elemen mewakili respons dari filter terhadap area lokal pada citra input. Nilai-nilai ini mencerminkan sejauh mana fitur-fitur yang relevan dengan filter telah ditemukan dalam citra. Misalnya, jika filter bertujuan untuk mendeteksi tepi vertikal, maka elemen-elemen dengan nilai tinggi pada *feature map* akan menunjukkan adanya tepi vertikal dalam citra input. Output dari convolution layer akan menjadi input bagi layer selanjutnya dalam *neural network*. Dengan melakukan proses konvolusi pada setiap layer, jaringan saraf akan secara bertahap mengekstraksi fitur-fitur yang semakin kompleks dan abstrak dari citra input. Hal ini memungkinkan jaringan untuk mempelajari pola-pola yang lebih kompleks dan meningkatkan kinerja dalam tugas-tugas seperti pengenalan gambar atau klasifikasi.



Gambar 4 Layer Konvolusi [6]

2. 3.5 Polling Layer

Polling layer merupakan tahap setelah *convolutional layer*. Di tahap ini bertujuan untuk mereduksi ukuran spasial dan jumlah parameter dalam jaringan serta mempercepat komputasi dan mengontrol terjadinya *overfitting*. *Polling* yang sering digunakan pada tahap ini ada dua yaitu *max pooling* dan *average pooling*.



Gambar 5 Polling Layer [6]

2.4 Klasifikasi

Proses klasifikasi citra melibatkan pengelompokkan piksel-piksel dalam citra ke dalam kategori-kategori tertentu, sehingga setiap kategori dapat merepresentasikan suatu objek atau entitas dengan karakteristik khusus. Dalam konteks penelitian ini, huruf-huruf Aksara Lontara dikelompokkan berdasarkan identitas huruf masing-masing untuk memfasilitasi sistem dalam mengenali dan membedakan huruf-huruf tersebut. Tujuan dari proses klasifikasi ini adalah untuk mempermudah identifikasi dan pengenalan huruf-huruf Aksara Lontara dalam citra berdasarkan karakteristik unik dari setiap huruf.

2.4.1 Fully Connected Layer

Fully connected layer merupakan komponen penting dalam CNN yang bertugas untuk menggabungkan hasil dari proses konvolusi sebelumnya[7]. Lapisan ini berperan dalam mengekstraksi fitur-fitur yang paling relevan dengan kelas yang ditentukan, sehingga memungkinkan jaringan untuk memahami pola-pola yang kompleks dalam data. Dengan menghubungkan setiap node dari lapisan sebelumnya ke dalam satu dimensi, lapisan *fully connected* memungkinkan informasi yang terkandung dalam setiap node untuk disatukan dan diolah secara lebih terpusat, memungkinkan jaringan untuk membuat keputusan yang lebih akurat berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi [8]

2. 4.2 Fungsi Aktivasi

Softmax adalah jenis fungsi aktivasi yang diterapkan pada lapisan output dalam jaringan neural. Meskipun lapisan output memiliki kemiripan dengan lapisan *fully connected*, perbedaan utama terletak pada penggunaan fungsi aktivasi softmax pada lapisan output dan fungsi aktivasi ReLU pada lapisan *fully connected* [9]. Fungsi aktivasi softmax digunakan untuk menghasilkan output klasifikasi dengan nilai-nilai yang dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas yang belum dinormalisasi untuk setiap kelas. Dengan menggunakan fungsi softmax, nilai-nilai probabilitas untuk setiap kelas dihitung dan digunakan untuk menentukan kelas prediksi dari input yang diberikan[10].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan citra sebanyak 5.060 data yang diambil dari 11 font dan 4 warna yang menggunakan huruf vokal (a, i, u, e, o) yang berbeda kemudian di screenshot berdasarkan nama huruf dan huruf vokalnya. Selanjutnya data citra ini dikelompokkan berdasarkan kelasnya dengan jumlah kelas sebanyak 115 dan setiap kelas terdapat sebanyak 44 data citra yang akan dijadikan sebagai data training. Pengambilan gambar dari beberapa bentuk huruf berdasarkan nama font. Diantara font tersebut yaitu AB Kawatu, AB Lilata, AB Tanraserri, AR Maccore, AR Matareng, Lontara jumat, Lontara pixel, Lontara yusring, Ogie cippo', dan Bugis A. Selanjutnya setelah proses penginstalan font dimasukkan ke dalam aplikasi microsoft word untuk di screenshot dan pemberian warna hitam kuning, merah dan biru sebagai dataset untuk kebutuhan dalam proses *training* data.

Struktur model tersebut terdiri dari berbagai jenis lapisan yang berbeda, termasuk lapisan konvolusi (Conv2D), lapisan pooling (MaxPooling2D), lapisan dropout, dan lapisan dense dengan jumlah dan karakteristik yang telah ditentukan. Proses konvolusi dilakukan sebanyak empat kali, yang tercermin dari jumlah lapisan konvolusi yang digunakan. Fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk mempercepat proses pelatihan model. Ukuran kernel atau filter yang digunakan bervariasi, dengan ukuran 5x5 untuk lapisan konvolusi pertama dan kedua, serta ukuran 3x3 untuk lapisan konvolusi ketiga dan keempat. Penggunaan pooling dilakukan dua kali, setelah dua lapisan konvolusi pertama dan setelah dua lapisan konvolusi berikutnya. Pendekatan ini bertujuan untuk menjaga agar informasi dari citra input tetap berguna dan tidak terlalu berkurang selama proses klasifikasi. Jumlah parameter yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi pertama adalah 1560, dihitung berdasarkan rumus berdasarkan persamaan 3.:

$$Param_number = output_cn \times ((input_cn * h \times w) + 1) \quad (3)$$

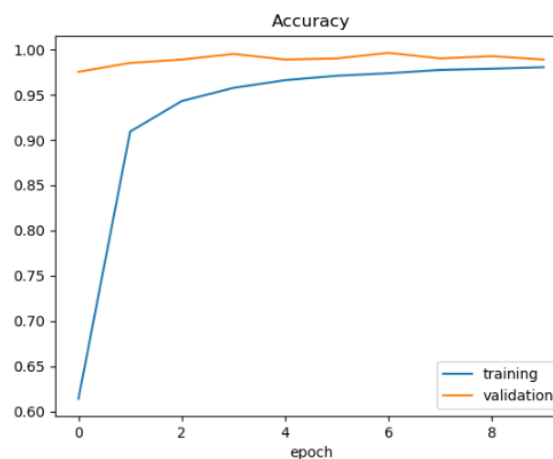
Dimana :

Output_cn : output channel number
Input_cn : input channel number
h : kernel height

w : kernel width

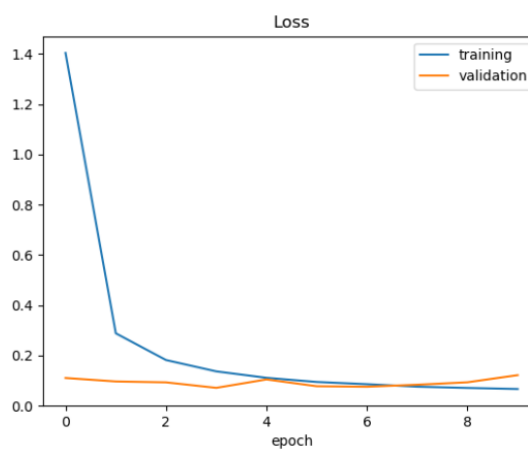
Total parameter yang disesuaikan dalam model ini mencapai 414.095 parameter. Dimensi citra pada setiap lapisan konvolusi cenderung mengecil. Sebelum mencapai lapisan *fully connected*, ukuran citra pada tahap konvolusi terakhir adalah 4x4 piksel. Model menggunakan 30 filter dalam proses konvolusi. Setelah itu, dilakukan proses reshape untuk menghasilkan 480 neuron yang akan diarahkan ke lapisan *fully connected*. Lapisan tersembunyi (hidden layer) terdiri dari 500 neuron. Selama proses pelatihan, dilakukan penambahan proses dropout pada lapisan *fully connected*. Akhirnya, model melakukan klasifikasi untuk dua kategori berbeda berdasarkan hasil dari proses yang telah dilakukan.

Setelah melalui proses pelatihan menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN), model yang terbentuk didasarkan pada pengaturan *epoch* sebanyak 10 dan langkah *perepochval* sebanyak 2000, yang telah ditetapkan oleh peneliti. Hasil dari proses pelatihan tersebut mencakup informasi mengenai loss dan akurasi yang diperoleh setelah model menjalani proses training.



Gambar 6 Diagram Akurasi

Akurasi didefinisikan sebagai persentase dari data uji yang diklasifikasikan pada kelas yang benar.



Gambar 7 Diagram Loss

Berdasarkan diagram 6, terlihat bahwa jumlah dataset dan nilai epoch pada tahap pelatihan berpengaruh besar terhadap durasi waktu yang dibutuhkan untuk proses pemodelan. Semakin banyak epoch yang digunakan, semakin panjang waktu yang diperlukan dalam proses pelatihan. *Loss function* berperan sebagai fungsi yang menggambarkan kesalahan total yang dihasilkan oleh model. Sebuah *loss function* yang baik adalah yang mampu mencapai tingkat error yang terendah. Apabila terjadi penurunan *loss* menuju nol atau nilai yang rendah, sementara akurasi model terus meningkat, hal ini menunjukkan kualitas hasil yang baik seiring dengan peningkatan epoch. Proses pelatihan dihentikan setelah mencapai 10 epoch sesuai dengan kondisi berhenti yang telah ditetapkan sebelumnya. Training akan dihentikan apabila syarat tersebut telah terpenuhi.

Melalui eksperimen dan evaluasi dalam penelitian ini, ditemukan bahwa *learning rate* sebesar 0,001 merupakan pilihan terbaik yang menawarkan konvergensi optimal dan hasil yang sangat baik dalam proses pelatihan model. Selain itu, algoritma pengoptimal ADAM terbukti menjadi opsi terbaik dalam penelitian ini. Dengan menggabungkan teknik momentum dan tingkat pembelajaran adaptif, ADAM mampu menyesuaikan tingkat pembelajaran secara dinamis berdasarkan momentum model dan gradien. Penggunaan ADAM dalam penelitian ini memungkinkan proses pelatihan model jaringan saraf konvolusi (CNN) berjalan dengan cepat dan menghasilkan hasil yang akurat, menunjukkan kemampuannya dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi pelatihan.

Data yang digunakan untuk testing adalah sebanyak 575 data yang diambil dari masing-masing 5 data dalam satu kelas. Adapun jumlah kelas sebanyak 115 kelas. Pada proses pengujian, jarak objek dengan kamera adalah 7 cm sampai 13 cm. Hasil rekapitulasi dari pengujian yang telah dilakukan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 Hasil Pengujian Sistem	
Akurasi	Error Rate
91,6%	8,4%

Berdasarkan hasil pengujian 5 data dari tiap kelas di atas sebanyak 575 data dari 115 kelas yang diuji terdapat 48 data yang tidak dapat dikenali oleh sistem dan 527 data yang dapat kenali oleh sistem. Adapun beberapa jenis font aksara lontara yang berwarna kuning yang susah untuk dikenali seperti jenis font Leelawadee, Pixel, dan Tanraserri.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dikerjakan untuk melakukan pengenalan aksara lontara menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), dapat disimpulkan bahwa. Algoritma CNN sudah cukup baik dalam melakukan pengenalan huruf aksara lontara. Dengan melakukan training pada epochal 10 dan steps per *epoch* val 2000 didapatkan akurasi testing sebesar 91.6% dari 575 data yang diujikan. Dalam pengembangan sistem pengenalan huruf aksara lontara menggunakan algoritma CNN ini diperlukan beberapa perbaikan untuk mencapai hasil yang lebih baik lagi, maka perlu dilakukan pengembangan pada beberapa hal diantaranya Menambahkan data berdasarkan tingkat kemiringan gambar agar tingkat akurasi lebih maksimal, Melakukan pengembangan sistem ke dalam platform website atau android dan Menambahkan fungsi pengenalan maupun penerjemah kata serta kalimat pada sistem.

REFERENSI

- [1] M. Zufar, "Convolutional Neural Networks untuk pengenalan wajah secara real-time," Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2016.

- [2] E. N. Arrofiqoh and H. Harintaka, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi," *Geomatika*, vol. 24, no. 2, pp. 61-68, 2018.
- [3] A. A. S. Yudha, D. Puspitaningrum, and R. Efendi, "Pengenalan huruf tulisan tangan Menggunakan Fuzzy Feature Extraction dengan Pendekatan Radial Basis Function Neural Network," Doctoral dissertation, Universitas Bengkulu, 2014.
- [4] Mahmuddin, "Implementasi Optical Character Recognition Untuk Pengenalan Pola Aksara Lontara," 2021.
- [5] S. Siaulhak, A. S. Saruman, dan F. E. Susilawati, "Deteksi Pengurangan Noise pada Citra Digital menggunakan Metode Frequency Domain Code Matlab," *Proceeding KONIK (Konferensi Nasional Ilmu Komputer)*, vol. 5, pp. 550-560, 2021.
- [6] V. D. Win, "Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network," Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2018.
- [7] A. R. Mitra, "Perancangan Aplikasi Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Pencatatan Kehadiran Karyawan," *Jurnal Instrumentasi dan Teknologi Informatika (JITI)*, vol. 3, no. 1, pp. 1-11, 2021.
- [8] H. Mubarak, "Identifikasi ekspresi wajah berbasis citra menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," Doctoral dissertation, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, 2019.
- [9] M. D. Kartikasari, "Implementasi Deep Learning Object Detection Rambu K3 pada Video Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Tensorflow (Studi Kasus: Rambu Kesehatan dan Keselamatan Kerja (K3) Jalur Evakuasi dan Alat Pemadam Api pada Gedung FMIPA UII)," 2020.
- [10] C. Umam and L. B. Handoko, "Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Identifikasi Karakter Hiragana," in *Prosiding Seminar Nasional LPPM UMP*, February 2021, pp. 527-533.