

DETEKSI KARAKTER HIRAGANA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Pulung Nurtantio Andono¹, Eko Hari Rachmawanto²

¹Program Doktor Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

²Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

email: pulung@dsn.dinus.ac.id¹, eko.hari@dsn.dinus.ac.id²

Abstrak

Salah satu jenis huruf dasar yang digunakan dalam Bahasa Jepang ialah Hiragana. Dalam penulisan Hiragana memiliki aturan guratan dasar atau berbentuk garis – garis dan coretan melengkung (*kyokusenteki*), penulisan dari garis atas ke bawah atau dari kiri ke kanan. Aturan tersebut harus diikuti dan diperhatikan. Diusulkan penggunaan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk melakukan pengenalan terhadap tulisan tangan karakter Hiragana. Pada tahap preprocessing, terdapat proses segmentasi yang menggunakan metode *thresholding*, setelah itu dilakukan proses menghilangkan noise, mengubah ukuran, dan proses normalisasi dengan cara memotong gambar dataset. Pada tahap pengujian, digunakan Metode Adam Optimizer sebagai alat untuk menguji metode yang digunakan dimana akan menghasilkan nilai akurasi. Dengan menggunakan 1000 dataset gambar yang terdiri dari 50 karakter, masing-masing karakter memiliki 20 sampel gambar. Dari 1000 data tersebut, telah dilakukan variasi data dengan melakukan *split dataset*. Dalam penelitian ini dilakukan 2 kali percobaan dengan variasi data 70:30 dan 60:40. Akurasi yang didapat yaitu 86,5% dan 83%. Akurasi yang di dapat menggunakan *split dataset* 70:30 ternyata menghasilkan prosentase lebih tinggi di banding menggunakan *split dataset* 60:40.

Kata kunci: Convolutional Neural Network, Pengenalan Pola, Hiragana

Abstract

One of the basic types of letters used in Japanese is Hiragana. In writing Hiragana has basic stroke rules or in the form of curved lines and strokes (kyokusenteki), writing from top to bottom or from left to right. These rules must be followed and observed. It is proposed to use the Convolutional Neural Network (CNN). Method to recognize the handwriting of Hiragana characters. At the preprocessing stage, there is a segmentation process that uses the thresholding method, after that the noise removal, resizing, and normalization processes are carried out by cropping the dataset image. At the testing stage, the Adam Optimizer method is used as a tool to test the method used which will produce an accuracy value. Using 1000 image datasets consisting of 50 characters, each character has 20 image samples. Of the 1000 data, the data has been varied by splitting the dataset. In this study, two experiments were carried out with variations in the data of 70:30 and 60:40. Accuracy obtained is 86.5% and 83%. The accuracy obtained using a 70:30 split dataset turns out to produce a higher percentage than using a 60:40 split dataset.

Keywords : Convolutional Neural Network, Pattern Recognition, Hiragana

Diterima Redaksi: 14-07-2022 | Selesai Revisi: 03-11-2022 | Diterbitkan Online: 27-12-2022

DOI: <https://doi.org/10.23887/janapati.v11i3.50144>

PENDAHULUAN

Bahasa Jepang adalah bahasa yang sulit, karena kita harus memahami semua huruf – huruf tersebut, penulisannya selain penulisannya cara bacanyapun juga harus dipahami. Jepang sendiri mempunyai beberapa kelompok huruf, diantaranya tiga kelompok huruf, Hiragana, Kanji dan Katakana. Huruf

Hiragana dan Katakana dibuat sendiri oleh orang Jepang, huruf Kanji berasal dari Cina dan dikembangkan serta mengalami perubahan dalam penulisan dan bacaan. Selain itu Huruf Jepang juga memiliki arti yang berbeda apabila ditambahkan diakritik. Huruf Jepang tidak memiliki spasi seperti kalimat – kalimat biasanya, dan karakternya banyak kemiripan

[1]–[4]. Maka dari itu Bahasa Jepang merupakan salah satu sebuah penelitian yang menantang.

Huruf Hiragana adalah salah satu dari karakter dasar Bahasa Jepang yang dipergunakan sebagai penulisan kosakata Bahasa Jepang asli. Hiragana dan Katakana adalah dua karakter abjad yang digunakan dalam bahasa Jepang, yang nantinya akan dipelajari dalam berbahasa Jepang. Belajar bahasa Jepang tanpa huruf tidak akan mencapai kesempurnaan.

Dalam hal karakter tulisan saat ini menjadi banyak diadakannya sebuah penelitian dalam dunia kecerdasan buatan dengan menggunakan berbagai metode penelitian. Beberapa metode yang sering dijadikan bahan penelitian yaitu K-Nearest Neighbours [5], Support Vector Machine [6], dan Neural Network [1], [3], [7]. Untuk mengoptimalkan kinerja Character Recognition, salah satu metode yang digunakan adalah memanfaatkan Neural Network. Cara kerja Neural Network sendiri mengadaptasi cara kerja otak manusia, dimana dibutuhkan proses pelatihan terlebih dahulu hingga pada akhirnya dapat mendapatkan pengalaman/pembelajaran dan menghasilkan suatu output, dalam hal ini pembelajaran yang dilakukan Neural Network dapat menghasilkan akurasi yang baik. Dilakukan analisis data tiap pixel gambar yang kemudian dicocokkan dengan data latih. Neural Network sangatlah cocok untuk masalah spesifikasi karena metode ini melakukan metode pembelajaran yang mendalam terhadap objeknya sehingga akan

mampu menghasilkan akurasi yang tinggi dan lebih baik daripada metode lainnya.

Convolutional Neural Network merupakan sebuah algoritma pengembangan dari neural network, CNN memiliki model yang bagus untuk menggunakannya sebagai pengenalan tulisan tangan. Diterapkan metode Neural Network yang menggunakan algoritma Convolutional Neural Network.

Dalam beberapa tahun terakhir Convolutional Neural Network telah melakukan banyak terobosan yang sangat besar karena Convolutional Neural Network telah sangat berkembang secara signifikan dalam sebuah pendeteksian gambar serta pemrosesannya. Hal tersebut didukung oleh factor komputasi yang kuat serta teknik pelatihan yang bervariasi. Algoritma Convolutional Neural Network disebut sebagai model terbaik dalam memecahkan suatu permasalahan seperti object detection dan lain-lain.

Huruf Hiragana

Huruf Hiragana dahulu digunakan sebagai penulisan yang halus yang banyak digunakan oleh kaum wanita Jepang. Huruf Hiragana terdapat atas beberapa suku kata dan memiliki aturannya sendiri dan huruf dasarnya sebagai 46 huruf [2]. Yang digunakan sebagai kata kerja maupun kata sifat, kata keterangan dan digunakan untuk penulisan formal.



Gambar 1. Huruf Hiragana

METODE

Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan atau JST adalah metode dari beberapa metode yang banyak digunakan sebagai langkah dalam melakukan peramalan dan pengenalan pola. Dalam melakukan peramalan disini digunakan sebagai

peramalan cuaca, harga saham, kurs, prediksi curah hujan dan lain – lain. Sedangkan, untuk hal pengenalan pola digunakan sebagai pengenalan pola huruf, tulisan tangan, plat nomor dan lain – lain. Neural network adalah suatu sistem yang dapat menyelesaikan masalah internal maupun eksternal [8]. Neural

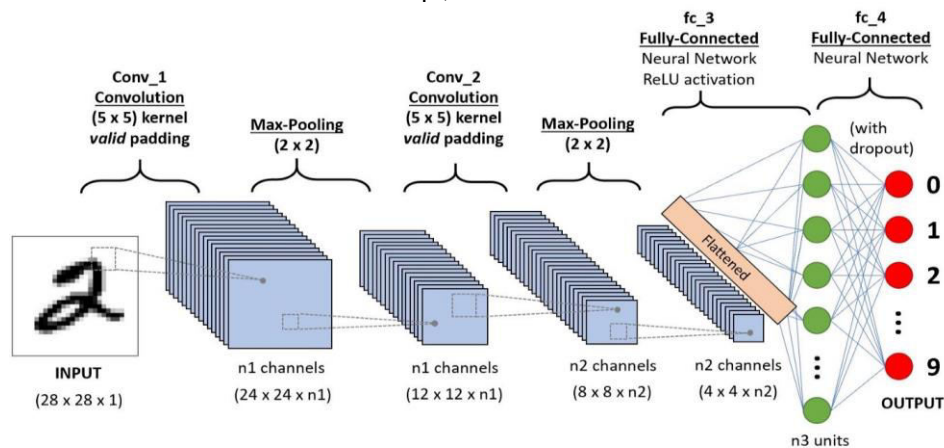
Network terbentuk dari beberapa neuron yang terhubung langsung dengan link, link tersebut terhubung dengan link yang lain, dan link tersebut memiliki bobot sendiri – sendiri yang digunakan sebagai kekuatan. Neuro – neuro tersebut dikelompokkan menjadi beberapa layer yang berbeda namun terhubung dengan yang lain hingga mendapat hasil output. Data yang sudah terhubung yang disertai dengan bobot kemudian akan diproses menggunakan sebuah fungsi aktivasi. Dan setelah hasil dari layer dihubungkan dan mendapatkan hasil bobotnya maka akan menuju ke neuron layer output.

Setelah hasil output didapatkan maka akan dibandingkan dengan data target sehingga akan mendapatkan hasil error. Apabila tingkat error tersebut kurang dari tingkat error sebelumnya maka target error dan proses perambatan akan dihentikan. Akan tetapi,

apabila tingkat kesalan yang didapat lebih besar dari tingkat kesalahan sebelumnya, maka proses yang dilakukan selanjutnya adalah perambatan balik dengan mengganti bobot.

Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network berkembang dan terinspirasi dari syaraf otak manusia yang dapat membedakan dan mengenali suatu objek. Convolutional Neural Network [9]–[11] juga dapat digunakan sebagai pendeteksi serta mengenali sebuah image. Convolutional Neural Network dapat dikatakan bahwa dia masuk kedalam Deep Neural Network karena kedalamannya yang tinggi sehingga dapat digunakan sebagai pengimplikasian pada sebuah citra.



Gambar 2. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network juga sama dengan neural network yang memiliki aturan dari input untuk menghasilkan output (feature map). Aturan terdiri dari 3 layer [12], [13] : convolution, aktivasi layer dan pooling CNN terbentuk dari sebuah neuron – neuron yang tersusun dan membentuk filter yang panjang dan tinggi, filter tersebut dapat kita sebu dengan Pixel. CNN memecah gambar menjadi beberapa pixels. Setiap pixels hasil dari konvolusi kemudian dijadikan sebagai inputan untuk mendapatkan hasil representasi fitur [14]. Proses ini dijadikan sebagai langkah pengenalan obyek saat obyek tersebut muncul. Dari hasil tersebut akan dijadikan berbentuk array baru namun array tersebut masih besar maka langkah untuk mengurai array tersebut lebih kecil lagi dilakukannya downsampling atau dinamakan sebagai max pooling. Proses selanjutnya yaitu fully connect menggunakan array terkecil untuk diinputkan ke dalam jaringan

saraf tiruan yang lainnya dan jaringan saraf terakhir akan dijadikan sebagai kunci apakah gambar cocok atau tidak.

Pooling

Pooling adalah proses metode CNN (Convolutional Neural Network) dengan menyederhanakan matriks untuk mendapatkan matriks baru. Pada penelitian ini metode yang digunakan yaitu max pooling untuk poolingnya dengan cara mengambil nilai paling besar atau maksimal dari matriks inputan untuk menghasilkan matriks baru sebagai hasil output [13]. Berdasarkan penelitian bahwa max pooling lebih efektif untuk mendapatkan hasil lebih baik dari metode lain seperti subsampling untuk data gambar. Maka oleh sebab itu, dalam penelitian ini menggunakan max pooling dari proses pooling.

Fully Connected Layer

Tahap terakhir dari proses CNN adalah Fully Connected, dimana hasil dari model pada proses tersebut masih berbentuk multidimensional array. Karena hal tersebut, maka dilakukannya flatten atau reshape feature map menjadi vector supaya dapat dilanjutkan proses tahapan input fully connected layer [10]. Selanjutnya, ditambahkan dense function yang bertujuan sebagai penambahan layer pada fully connected.

```
model.add(Dense(128, activation='relu'))
```

Pada source code diatas menunjukkan bahwa dense yang digunakan untuk menyederhanakan sebanyak 128 node. Note tersebut diartikan sebagai jumlah node yang ada pada hidden layer dengan jumlah nilai input dan outputnya dengan menggunakan fungsi aktivasi RELU. Tujuan digunakannya fully connected ini adalah sebagai transformasi data agar dapat mengklasifikasi dengan cara linear.

Setelah itu, tahap menginisialisasi layer output sesuai dengan kelas yang tersedia.

Rectified Linear Unit (ReLU)

ReLU berguna sebagai langkah menghilangkan vanishing gradient menggunakan aktivasi elemen $f(x) = \max(0, X)$ dengan begitu terdapat nilai positif dengan menggunakan ReLU yaitu :

1. Mempercepat gradient dibandingkan dengan sigmoid.
2. Dapat menggunakan matriks aktivasi.

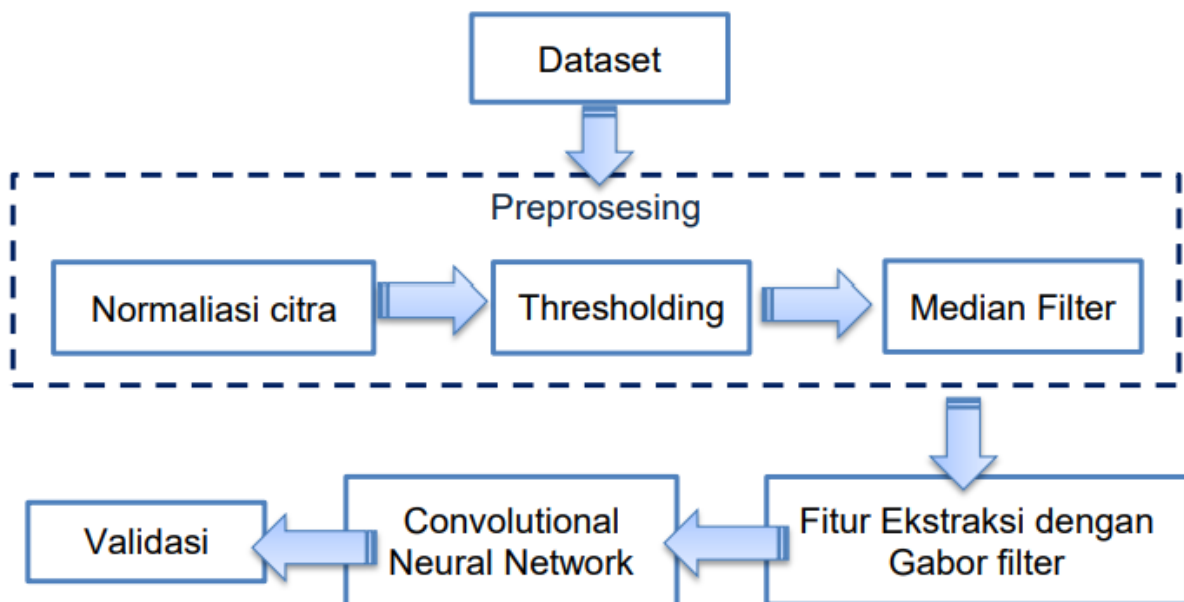
Negatifnya yaitu rapuhnya ReLU saat training data dan dapat mati big gradient yang timbulnya update bobot yang menyebabkan neuron tidak aktif.

Softmax

Fungsi softmax adalah metode klasifikasi yang menggunakan beberapa jumlah kelas yang lebih dari satu. Softmax merupakan sebuah fungsi dan dapat digunakan untuk mengubah dimensi vector 'x' berupa sebuah nilai yang berbentuk real kedalam nilai yang berbentuk vector [15]. Langkah ini untuk mencari nilai probabilitas dari target yang nantinya digunakan sebagai kelas target dari inputan. Keuntungan dari menggunakan softmax adalah nilai outputnya 0-1. Tidak beda dengan neuron, softmax juga menerima input kemudian melakukan pembobotan dan memberikan bias. Apabila softmax digunakan untuk model multi-kalsifikasi maka nilai probabilitas akan menghasilkan nilai yang tinggi. Maka dapat disimpulkan bahwa nilai input dan eksponensial merupakan hasil output dari fungsi softmax.

Metode yang Diusulkan

Pada penelitian metode yang diusulkan adalah algoritma CNN (Convolutional Neural Network) yang nantinya akan digunakan sebagai proses pengenalan tulisan tangan Huruf Hiragana. Metode ini dibuat melalui pemrograman serta memanfaatkan bahasa Python dengan menggunakan tools Spyder.



Gambar 3. Alur Metode yang Diusulkan

Pada Gambar 3, proses pertama kali yaitu menginputkan file yang akan diproses ke dalam tahap pre-processing. Kemudian masuk kedalam ekstraksi ciri dengan menggunakan metode segmentasi untuk memperbaiki image. Filter gabor diterapkan setelah proses maxpolling. Kemudian proses CNN, pada tahap tersebut telah dilakukan pengujian dengan 3 variasi data berbeda.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Tahap awal yang dilakukan dalam melakukan sebuah penelitian ini adalah mengumpulkan data gambar untuk setiap Huruf Hiragana, dimana data tersebut nantinya akan digunakan sebagai data latih dan uji. Proses pengumpulan data dilakukan dengan cara mencari sumber internet serta adanya beberapa editing. Dalam hal pengumpulan data tentu terdapat sebuah batasan yang dilakukan, salah satunya yaitu pengumpulan data dilakukan hanya berupa huruf Hiragana dasar, dan selanjutnya akan dijadikan menjadi beberapa kelas. Dimana huruf Hiragana dibagi menjadi 50 kelas. Dalam satu kelas berisi kurang lebih 20 gambar huruf dengan ukuran pixel kurang dari 83x84 serta menggunakan format .JPG yang dibuka menggunakan software Windows Photos yang merupakan aplikasi yang sudah tersedia pada Windows. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 1000 data gambar tulisan tangan huruf Hiragana yang dibagi menjadi dua bagian, yaitu training dan testing. Dataset diperoleh dari kaggle.com.

Preprocessing

Setelah melakukan pembagian atau pemisahan citra menjadi beberapa kelas untuk melakukan testing dan pengujian data, selanjutnya citra yang telah dikumpulkan akan dilakukan tahap preprocessing. Tahap ini adalah sebuah proses awal yang dilakukan dalam melakukan pengenalan tulisan tangan. Dalam pengumpulan data, penulis melakukan pencarian dataset yang berupa gambar – gambar huruf Hiragana dari internet, setelah melakukan pencarian data selanjutnya melakukan editing data dengan melakukan normalisasi ukuran gambar menjadi 83x84 piksel sesuai pada Gambar 4. Selanjutnya, dilakukan tahap Thresholding Citra, dimana image awal yaitu grayscale yang akan diubah menjadi citra biner dengan menggunakan proses Thresholding sebagai metode segmentasi sebuah citra dengan nilai sebesar 128x128 piksel. Pada proses ini yaitu memiliki perbedaan dalam derajat keabuan dalam image

tersebut. Maka dari itu, output yang dihasilkan dari proses segmentasi berupa citra biner dengan besar intensitas pixel 0-1. Tujuan dari tahap segmentasi ini adalah memisahkan background dengan citra. Citra yang telah didapatkan akan digunakan sebagai penutup dalam proses cropping maka akan menghasilkan sebuah citra asli yang dapat diubah maupun tanpa background. Apabila nilai intensitas pixel berada di bawah 128, warna pixel dari setiap karakter hiragana akan diubah menjadi hitam nilainya berubah menjadi 0, kemudian apabila nilai intensitas pixel lebih dari 128, warna akan menjadi putih dengan nilai intensitas = 255.

$$f_0(x, y) = \frac{0, f_0(x, y) < 128}{255, f_1(x, y) \geq 128} \quad (1)$$

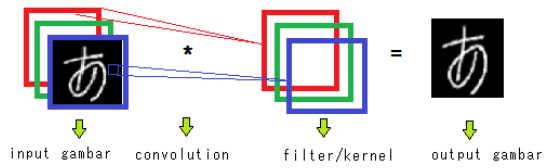
Pada tahap terakhir dalam proses preprocessing ini adalah tahap filtering. Tahap ini dilakukan dalam melakukan penghilangan noise yang terdapat pada citra. Filtering yang digunakan yaitu median filter. Filter ini digunakan sebagai pengganti nilai pixel dengan median melalui nilai intensitas pixel seperti diilustrasikan pada Gambar 5.

Labelling

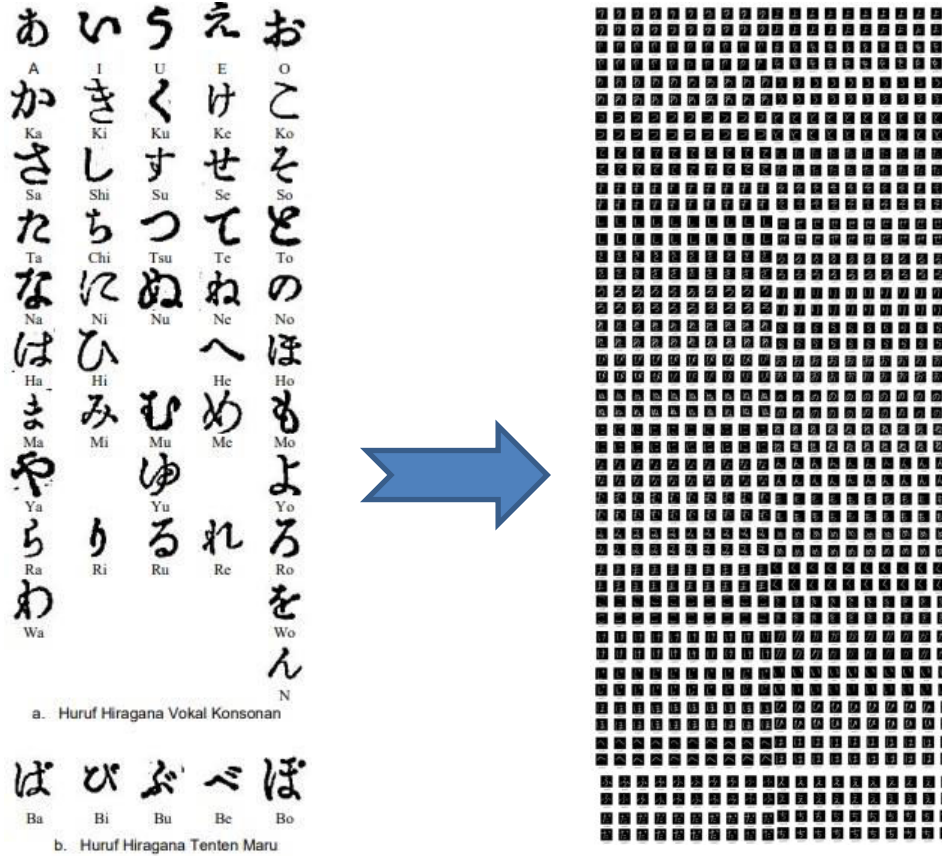
Setelah melakukan pengumpulan data huruf hiragana dan melakukan proses atau tahap preprocessing, dengan mengubah atau menyamakan besar ukuran dari gambar tersebut. Seluruh gambar memiliki ukuran sebesar 83x84 pixels serta melalui tahap segmentasi dengan menggunakan metode thresholding dan melalui tahap filtering (median filter). Setelah semuanya dilakukan selanjutnya memberikan label yang sesuai dengan folder yang telah dibuat. Kemudian setiap label diubah menjadi beberapa bagian A hingga YU (sesuai dengan kelas yang ditetapkan) dengan menggunakan fungsi sebagai berikut:

```
y_train = np_utils.to_categorical(y_train)
y_test = np_utils.to_categorical(y_test)
```

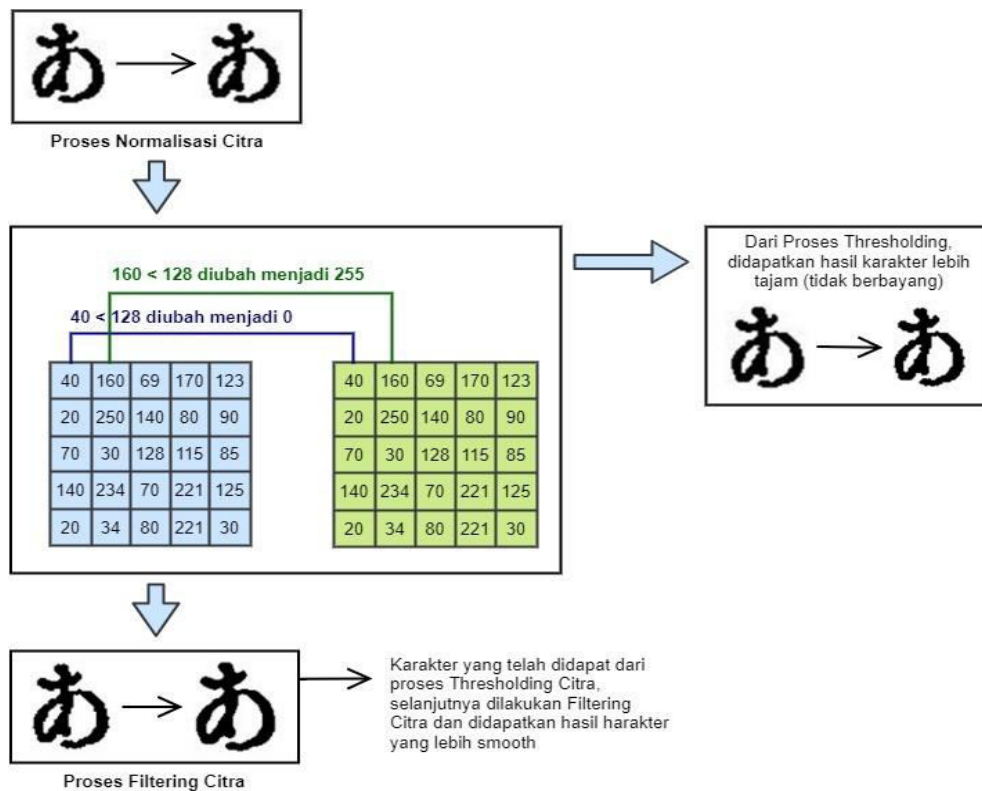
Dengan adanya proses ini data yang masuk telah sesuai dengan bagian yang telah ditentukan untuk digunakan dalam proses deteksi karakter.



Gambar 6. Proses Konvolusi



Gambar 4. Huruf Hiragana Vokal Konsonan dan Tenten Maru



Gambar 5. Pre-processing Data

Implementasi

Untuk mendapatkan sebuah citra yang sesuai maka diperlukannya analisis data latih. Setelah data dilatih melakukan tahap dengan cara menghitung sebuah nilai loss serta tingkat akurasi dari sebuah model yang nantinya akan dijadikan sebagai data uji. Dalam menentukan nilai epoch untuk pengujian data adalah sebesar 200 dimana perulangan dari sebuah proses pelatihan pada satu kali session melewati 200 kali yang bertujuan untuk mendapatkan error paling kecil serta mendapatkan hasil yang lebih baik. Sedangkan dalam bagian loss yang digunakan adalah 'categorical_crossentropy' dan menggunakan optimizer 'adam'. Konvolusi adalah penggabungan dari dua deret sebuah angka dalam gambar untuk menghasilkan deret yang baru. Angka yang terdapat pada citra tersebut berupa matriks array. Tiap gambar input memiliki ukuran pixel 83x84 piksel, dimana ukuran tersebut menjelaskan nilai ukuran dari tinggi dan lebar citra terkait.

Setiap citra memiliki nilai pixel yang berbeda, citra yang diinputkan akan mengalami proses konvolusi dengan filter yang telah

ditentukan. Filter adalah blok lain yang memiliki ukuran tinggi dan lebar yang lebih kecil dari citra asli, namun kedalaman yang dimiliki sama dengan gambar asli. Tujuan menggunakan filter adalah sebagai penentu pola yang nantinya akan dikenali dengan mengkalikan nilai pada matriks input, oleh sebab itu nilai pada kolom dan barisnya akan sangat bergantung pada pola yang dikenali.

Hasil Pengujian

Pada tahap ini adalah proses pengujian yang menghubungkan antara back-end dengan interface untuk digunakan sebagai proses pengujian dengan menggunakan dataset. Dari 50 huruf hiragana jumlah gambar untuk setiap kelas sebanyak 20 citra. Sedangkan seluruh dataset yang dikumpulkan adalah sebanyak 1000 gambar. Dalam penelitian ini dilakukan 2 kali percobaan dengan variasi data 70:30 dan 60:40 dengan tujuan mengetahui akurasi terbaik yang dihasilkan. Berikut merupakan percobaan pertama dengan melakukan pelatihan dan pengujian dengan nilai perbandingannya 70:30 dengan hasil pada Tabel 3

Tabel 3. Hasil Percobaan 1

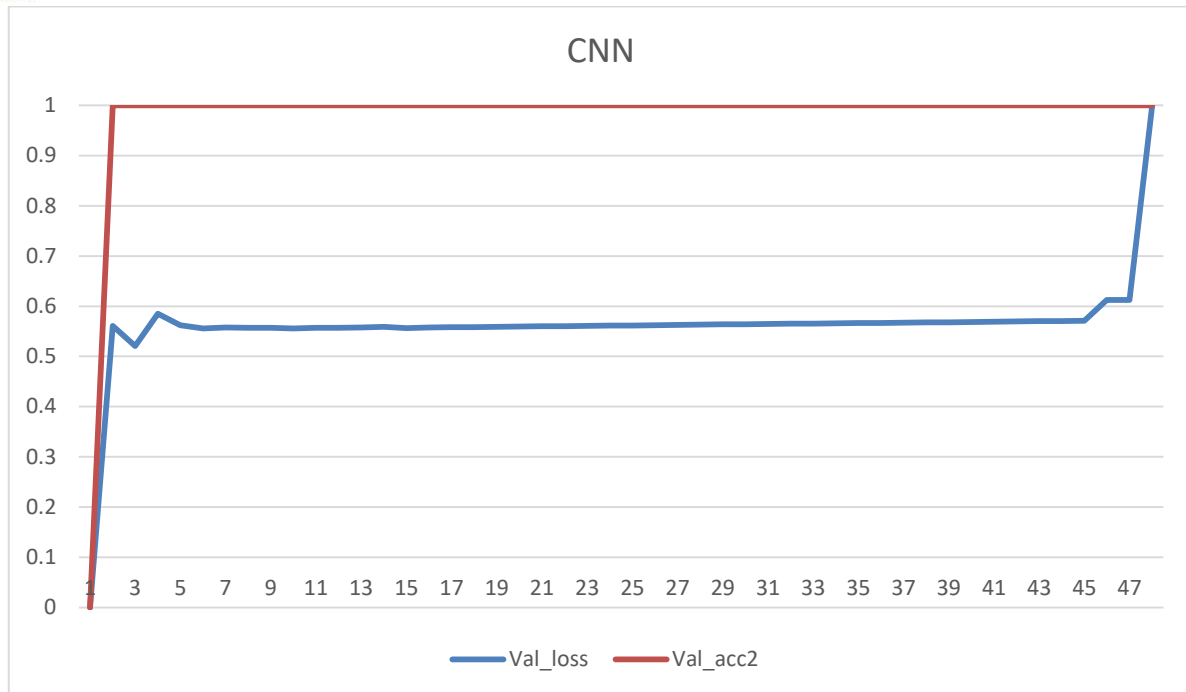
Epoch	Dataset Hiragana			
	Loss	Accept	Val_loss	Val_acc
1/200	2.1354	0.4925	1.1724	0.7200
2/200	0.1776	0.9450	0.9189	0.7800
3/200	0.0350	0.9900	0.8481	0.7850
4/200	0.0077	0.9975	1.1077	0.7950
5/200	0.0020	1.0000	1.0217	0.8150
...
...
...
200/200	1.1921e-07	1.0000	1.3130	0.8650
Akurasi				86,5%

Tabel 4. Hasil Percobaan 2

Epoch	Dataset Hiragana			
	Loss	Accept	Val_loss	Val_acc
1/100	1.9036	0.5418	0.6964	0.7200
2/100	0.2062	0.9418	0.4053	0.8300
3/100	0.0507	0.9786	0.2869	0.8300
4/100	0.0376	0.9898	0.5277	0.8300
5/100	0.0067	0.9990	0.3658	0.8300
...
...
...
50/100	3.2962e-06	1.0000	0.1916	0.8300
Akurasi				83%

Dengan tujuan untuk menghasilkan akurasi yang maksimal, dilakukan perbandingan dari dua percobaan yang telah dilakukan. Pada akhirnya, percobaan kedua dengan perbandingan data 60:40 memberikan hasil lebih baik dari pada percobaan pertama. Dengan

menggunakan data latih sebanyak 600 gambar dan data uji sebanyak 400 gambar dengan total keseluruhan gambar dataset sebanyak 1000 gambar, menghasilkan rata – rata akurasi sebesar 83%.



Gambar 7. Grafik Hasil Akurasi

Dapat dilihat pada gambar di atas, bahwa hasil akurasi menunjukkan besar loss 18% dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 86,5%. Maka dapat dinyatakan penelitian ini memberikan hasil yang bagus karena proses klasifikasi dengan kelas yang banyak yaitu 50 kelas menghasilkan nilai akurasi sebesar 86,5%.

KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan dan hasil yang sudah diuraikan sebelumnya maka dapat disimpulkan bahwa algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dapat bekerja dengan baik sesuai keinginan dengan adanya pembuktian dengan melakukan beberapa parameter pengujian Model Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan inputan berukuran 83x84 serta menggunakan jumlah Epoch sebanyak 200. Dataset yang digunakan berjumlah 1000 citra. Proses pelatihan menggunakan 700:300 dan 600:400 citra sedangkan proses pengujian atau validasi menggunakan 50 citra. Dengan hasil tingkat akurasi training atau latih dan pengujian dalam pengenalan pola tulisan tangan karakter hiragana sebesar 86,5% untuk keakurasiannya. Sedangkan 95% adalah sebagai validasi akurasi. Saat dilakukan pengujian dengan perbandingan 700:300 nilai akurasi yang didapatkan hanya 86,5%, sedangkan menggunakan 600:400 menghasilkan akurasi 83%. Dengan begitu dapat dinyatakan bahwa semakin banyak data training yang digunakan sebagai data pelatihan maka akan

menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dan akurat.

Penelitian ini tidak terlepas dari kekurangan, dengan denan tujuan perbaikan hasil. Tidak hanya hasil 86,5%, diharapkan dapat mengembangkan agar nilai akurasi lebih baik lagi. Menambahkan implementasi dengan menggunakan atau menambahkan metode lain misalnya *Recurrent Convolutional Neural Network (RCNN)* yang mungkin dapat meningkatkan akurasi. Tidak hanya menghasilkan tulisan setiap hurufnya maka dapat ditambahkan output lain misalnya untuk proses *image to speech*.

REFERENSI

- [1] S. D. Budiwati, J. Haryatno, and E. M. Dharma, "Japanese character (Kana) pattern recognition application using neural network," in *Proceedings of the 2011 International Conference on Electrical Engineering and Informatics, ICEEI 2011*, 2011, no. July.
- [2] S. Das and S. Banerjee, "An Algorithm for Japanese Character Recognition," *Int. J. Image, Graph. Signal Process.*, vol. 7, no. 1, pp. 9–15, 2014.
- [3] Charlie Tsai, "Recognizing Handwritten Japanese Characters Using Deep Convolutional Neural Networks," 2016.
- [4] M. Margarita Susilo, D. Martomanggolo Wonohadidjojo, and N. Sugianto,

- "Pengenalan Pola Karakter Bahasa Jepang Hiragana Menggunakan 2D Convolutional Neural Network," *28 JUISI*, vol. 03, no. 02, 2017.
- [5] C. A. Sari, M. W. Kuncoro, D. R. I. M. Setiadi, and E. H. Rachmawanto, "Roundness and eccentricity feature extraction for Javanese handwritten character recognition based on K-nearest neighbor," *2018 Int. Semin. Res. Inf. Technol. Intell. Syst. ISRITI 2018*, pp. 5–10, 2018.
- [6] R. Fikri, F. Arnia, and R. Muharrar, "Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Jawi Menggunakan Metode New Relative Context dan SVM," *JNTETI*, vol. 5, no. 3, pp. 1–6, 2016.
- [7] A. H. Mawaddah, C. Atika Sari, D. R. Ignatius Moses Setiadi, and E. Hari Rachmawanto, "Handwriting Recognition of Hiragana Characters using Convolutional Neural Network," in *2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*, 2020, pp. 79–82.
- [8] R. A. Misnadin, S. A. S. Mola, and A. Fanggidae, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan dengan Metode K-Nearest Neighbor," *J-ICON*, vol. 2, no. 1, pp. 65–72, 2014.
- [9] D. L. B. H. Ma, Z. Xiong, and F. Wu, *MultiMedia Modeling*, vol. 10705. Cham: Springer International Publishing, 2018.
- [10] H. Shah, R. Rajasekaran, and J. Masih, "A Comparative Study of Classification Algorithms with Varying Training Dataset Sizes on Cursive Hiragana Characters," *J. Xi'an Univ. Archit. Technol.*, vol. XII, no. VIII, pp. 1388–1396.
- [11] J. Liu *et al.*, "An Investigation of a Multidimensional CNN Combined with an Attention Mechanism Model to Resolve Small-Sample Problems in Hyperspectral Image Classification," *Remote Sens.*, vol. 14, no. 3, p. 785, Feb. 2022.
- [12] Rosalina, J. P. Hutagalung, and G. Sahuri, "Hiragana handwriting recognition using deep neural network search," *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 161–168, 2020.
- [13] N. E. W. Nugroho and A. Harjoko, "Transliteration of Hiragana and Katakana Handwritten Characters Using CNN-SVM," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 15, no. 3, p. 221, 2021.
- [14] K. Ueki, T. Kojima, R. Mutou, R. Sayyed Nezhad, and Y. Hagiwara, "Recognition of Japanese Connected Cursive Characters Using Multiple Softmax Outputs," *Proc. - 3rd Int. Conf. Multimed. Inf. Process. Retrieval, MIPR 2020*, pp. 127–130, 2020.
- [15] A. Willyanto, D. Alamsyah, and H. Irsyad, "Identifikasi Tulisan Tangan Aksara Jepang Hiragana Menggunakan Metode CNN Arsitektur VGG-16," *J. Algoritm.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2021.