



CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK IDENTIFIKASI KARAKTER HIRAGANA

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) FOR HIRAGANA CHARACTER IDENTIFICATION

¹⁾Chaerul Umam, ²⁾Lekso Budi Handoko

^{1,2)}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Dian Nuswantoro

Jl. Imam Bonjol 207 Semarang 50131

Email: ¹chaerul@dsn.dinus.ac.id, ²handoko@dsn.dinus.ac.id

ABSTRAK

Sistem penulisan bahasa Jepang memiliki tiga set karakter yang berbeda, yaitu Hiragana, Katakana dan Kanji. Untuk kata Jepang, Hiragana kebanyakan untuk morfem gramatikal. Teks bahasa Jepang tidak memiliki pembatas seperti spasi, kata yang berbeda. Selain itu, beberapa karakter dalam alfabet dapat menjadi morfik, yaitu memiliki definisi bentuk yang serupa yang dapat menambah kompleksitas proses pengenalan. Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur jaringan neural dalam yang banyak digunakan untuk klasifikasi gambar dan telah menghasilkan hasil yang canggi dalam beberapa tugas klasifikasi gambar. Dalam makalah ini, kami menggunakan 5 lapisan CNN. CNN dipilih karena lebih unggul dalam melakukan analogi dibanding Support Vector Machine (SVM) maupun K-Nearest Neighbor (KNN). Percobaan menggunakan 50 huruf hiragana dengan masing-masing huruf terdapat 20 pengujian citra, sehingga total dataset adalah 1000 citra. Hasil yang diperoleh dalam proses pemeriksaan yaitu 82%, dengan sebaran 120 citra tidak terdeteksi dengan benar dan 880 citra terdeteksi benar.

Kata Kunci : CNN, identifikasi, citra, hiragana.

ABSTRACT

The Japanese writing system has three different character sets, namely Hiragana, Katakana and Kanji. For Japanese words, Hiragana is mostly for grammatical morphemes. Japanese text does not have delimiters such as spaces, distinct words. In addition, some characters in the alphabet can be morphic, that is, they have similar shape definitions which can add to the complexity of the recognition process. Convolutional Neural Network (CNN) is a deep neural network architecture that is widely used for image classification and has produced sophisticated results in several image classification tasks. In this paper, we use 5 CNN layers. CNN was chosen because it is superior in making analogy compared to Support Vector Machine (SVM) and K-Nearest Neighbor (KNN). The experiment used 50 hiragana letters with 20 image tests for each letter, so that the total dataset was 1000 images. The results obtained in the examination process were 82%, with the distribution of 120 images not detected correctly and 880 images detected correctly.

Keywords : CNN, identification, image, hiragana.

PENDAHULUAN

Dengan banyaknya masyarakat Indonesia yang menggemari karya seni dari Jepang, seperti anime, film, komik, manga. Dan masih banyak lagi. Dan juga padatnya turis yang mengunjungi Jepang setiap tahunnya. Membuat Bahasa Jepang (Hiragana) banyak dipelajari oleh orang asing. Selain itu juga Jepang menjadi salah satu negara yang banyak diinginkan oleh calon mahasiswa sebagai tempat menempuh pendidikan, sehingga mahasiswa akan mempelajari Hiragana dengan baik (Shah, Rajasekaran, & Masih, 2020).

Pengenalan citra sangat penting dalam evolusi kecerdasan buatan. Secara khusus, menemukan model yang efisien untuk membaca karakter tulisan tangan adalah penelitian yang sedang berlangsung untuk huruf yang sangat berbeda, yang simbolnya bervariasi secara drastis. Salah satunya yaitu negara Jepang. Jepang merupakan negara yang maju dan banyak orang yang menyukai negara ini, karena negara yang bersih dan karya seni yang banyak yang diminati oleh orang banyak. Selain itu juga bahasa yang menarik untuk orang yang suka dengan hal – hal yang berbau Jepang. Seperti contohnya komik, anime serta film yang diproduksi oleh negara Jepang yang menarik masyarakat untuk mempelajari bahasa Jepang. salah satunya yaitu huruf Hiragana . Huruf Hiragana merupakan salah satu huruf dasar dalam Bahasa Jepang yang digunakan dalam



penulisan kosakata asli Bahasa Jepang. Bahasa Jepang memiliki susunan kalimat yang terdiri dari huruf Hiragana, kanji dan katakana (Nofriansyah & Freizello, 2018). Kombinasi suku kata menggunakan huruf hiragana dan huruf katakana sedangkan yang sifatnya gambar menggunakan huruf kanji. Selain itu penambahan simbol – simbol yang lain dapat mengubah arti yang berbeda, maka sebab itu bahasa Jepang kemungkinan mempunyai kombinasi yang lebih dari satu. Dalam hal pengoptimalan karakter dapat menggunakan salah satu metode dari neural network (Rosalina, Hutagalung, & Sahuri, 2020). Proses dalam neural network diibaratkan seperti cara kerja otak manusia dimana harus dilatih terlebih dahulu untuk mendapatkan hasil yang tepat dengan tingkat akurasi yang tinggi. Tiap – tiap pixel yang di analisa serta dicocokkan dengan data latih yang sudah dilakukan metode neural network sangatlah cocok untuk menyelesaikan kasus spesifikasi atau untuk mendeteksi tulisan yang sudah rusak karena metode yang efisien dari pada dengan metode lainnya. Convolutional neural network atau CNN merupakan sebuah lanjutan dari neural network yang baik dalam pengenalan tulisan tangan. Untuk kesempatan kali ini akan mengimplikasikan metode neural network algoritma convolutional neural network (CNN).

Pengenalan pola adalah salah satu cabang dari machine learning dimana difokuskan dalam proses pengenalan pola. Sistem pengenalan pola dilakukan latih dari hasil training yang sudah terlabel dan apabila datanya belum terlabeli tetap dapat mengenali pola tersebut, dengan demikian tujuan dari pengenalan pola digunakan untuk memberikan hasil yang mendekati dari inputan (Das & Banerjee, 2014). Hal tersebut berbeda dengan pattern matching dimana prosesnya mencari yang paling benar dari inputan. Pengenalan pola juga memiliki beberapa macam proses yaitu, image retrieval, preprocessing digunakan untuk menghilangkan noise, featurw extraction, dan classification. Dengan begitu pengenalan pola banyak digunakan sebagai klasifikasi data.

Algoritma Convolutional neural network sangat populer di kalangan deep learning karena faktor terpenting adalah dalam hal penghilangan ekstraksi fitur yang dapat dilatih dengan kesesuaian tugasnya agar dapat mengenal objek baru yang kemungkinan dalam membangun sebuah jaringan yang sudah tersedia. Selain itu CNN memiliki beberapa model lainnya yaitu CNN dengan 1 lapisan konvosional, CNN dengan 2 lapisan, CNN dengan 3 lapisan dan CNN dengan 4 lapisan (Omori & Shima, 2020). Akan tetapi CNN juga memiliki kelemahan dalam proses pelatihan yang menyita waktu lama. Namun dengan didukungnya hardware sekarang ini sangat mudah untuk mengatasinya. Permasalahan yang lain adalah dengan kurangnya data pelatihan yang sesuai karena sulitnya mendapat dataset. Dalam mendapat pencapaian yang diinginkan untuk mencapai tujuan maka melakukan review jurnal yang dipublikasikan di internet. Pembelajaran yang digunakan adalah pengenalan pola huruf hiragana dengan CNN. Setelah cukup mempelajari metode dan konsepnya maka dilakukan pembuatan GUI dan desain arsitektur CNN (Convolutional Neural Network) dengan mengimplementasikan teori dan konsep yang sudah dipelajari sebelumnya.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh (Susilo, Wonohadidjojo, & Sugianto, 2017) penelitiannya berjudul Pengenalan Pola Karakter Bahasa Jepang Menggunakan 2D Convolutional Neural Network, dan hasilnya adalah tes dilakukan dengan 10 input yang berbeda untuk tiap tahapnya. Element extractor from Manga berhasil mengekstrak 88% frame komik, 91% balon teks, dan 46% karakter. Pelatihan convolutional neural network mencapai akurasi 96,2% dan tes cross validasi mencapai 86%. Menurut (Ramadhan & Hermawan, 2018), penelitiannya berjudul Pengenalan Pola Citra Tulisan Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network, dan hasilnya adalah pada proses pengujian dari 3 kombinasi pengujian yang berbeda dengan total 250 karakter yang telah disiapkan, program mampu mendeteksi tulisan tangan aksara sunda dengan akurasi sebesar 62% pada kombinasi learning rate 0,1 dan epoch 10. Pada penelitian tersebut mendapatkan rata – rata akurasi terbaik sebesar 55,7%. Sistem pengenalan tulisan tangan menggunakan metode CNN (Convolutional Neural Network) diperoleh akurasi terbaik sebesar 62%. Akurasi ini dipengaruhi oleh banyak layer yang digunakan di program dan dihasilkan pada proses pelatihan. Menurut (Zufar, 2016) dalam penelitiannya berjudul Convolutional Neural Network untuk Pengenalan Wajah secara Real-Time, dan hasilnya adalah hasil uji coba dengan menggunakan konstruksi model Convolutional Neural Network sampai kedalam 7 lapisan dengan input dari hasil ekstraksi Extended Local Binary Pattern dengan radius 1 dan neighbor 15 menunjukkan kinerja pengenalan wajah meraih rata – rata tingkat akurasi lebih dari 89% dalam 2 frame per detik. Menurut (Sam'ani, 2017) dalam penelitiannya berjudul Pengenalan Huruf dan Angka Tulisan Tangan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN), dan hasilnya berdasarkan uji coba testing dengan inputan berupa huruf dan angka tunggal sebanyak 184 citra uji diperoleh jawaban benar sebanyak 153 dan jawaban salah 31, sedangkan hasil uji coba dengan inputan berupa kata dan kalimat yang

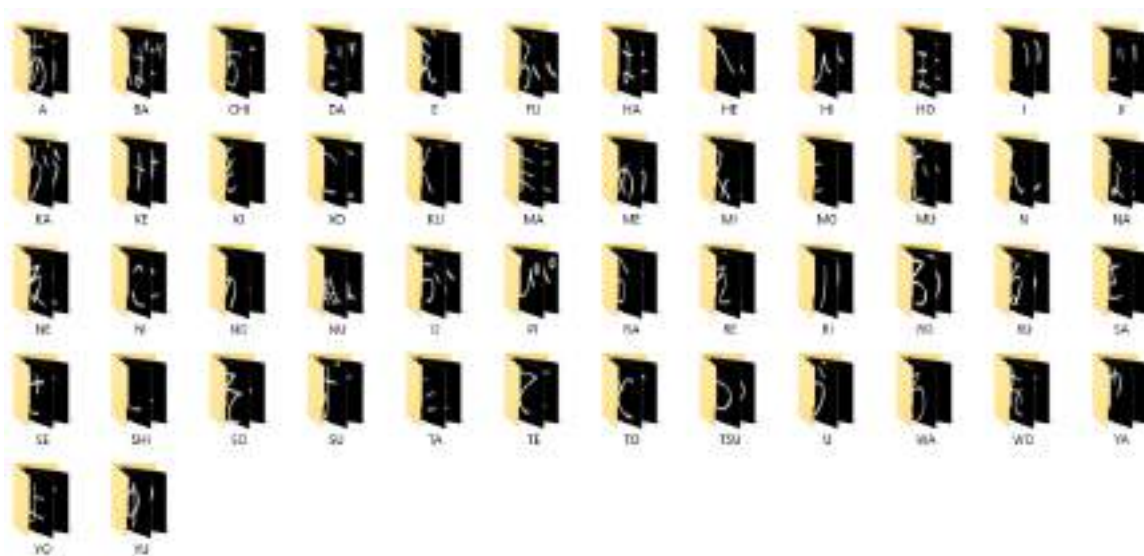
terdiri dari 191 huruf dan angka dengan jumlah jawaban benar sebanyak 33 huruf yang tidak dapat dikenali dengan benar.

Berdasarkan uraian masalah, keahlan algoritma yang di pilih dan literatur penelitian mengenai urgensi dalam melakukan penelitian pada objek berupa citra hiragana, maka terdapat kesempatan untuk mengembangkan dan meningkatkan performa pada proses rekognisi citra menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN).

METODE

Dataset Citra Karakter Hiragana

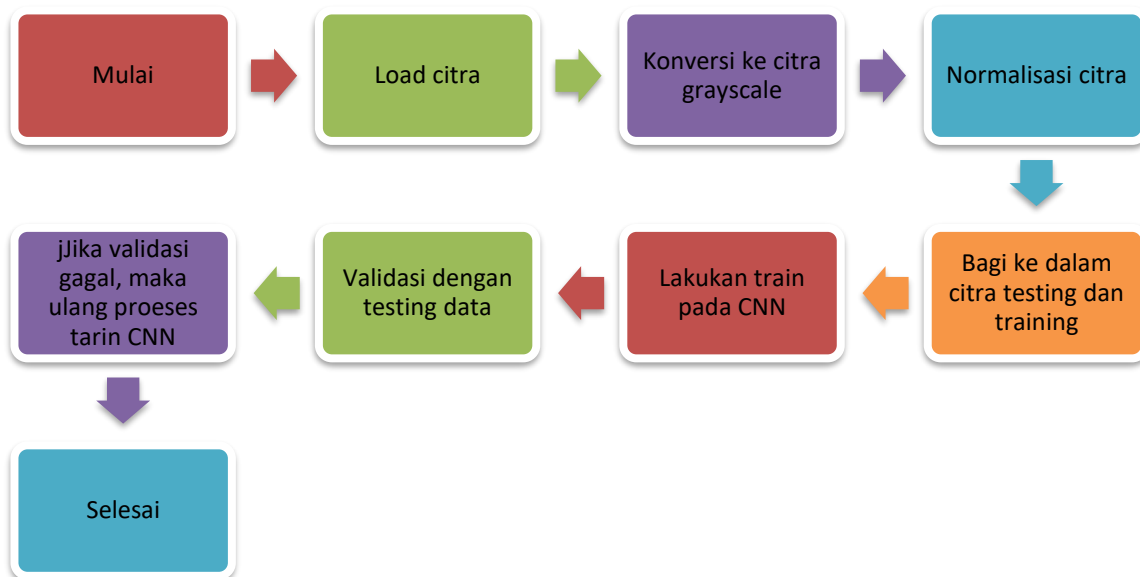
Dalam melakukan penelitian ini terdapat 70 folder dataset, yang terdiri dari 50 folder citra data hiragana dan 20 folder citra sebagai data testing sehingga terdapat 1000 citra. Dalam percobaan, digunakan 872 citra training dan 128 citra testing. Pengklasifikasian huruf hiragana menggunakan metode convolutional neural network berdasarkan data yang diuji apakah ada yang sesuai atau tidak terhadap data training.



Gambar 1. Citra Dataset Hiragana

Convolutional Neural Network (CNN)

Proses training dan testing menggunakan metode CNN(Convolutional Neural Network) dataset yang telah dikumpulkan akan dibagi atau dikelompokkan menjadi data training/latih dan data testing/uji. Dengan tujuan mendapatkan hasil, maka harus dilakukan training dan testing. Setelah melakukan training maka selanjutnya menghitung nilai loss serta akurasi dari hasil testing. Sedangkan data testing dilihat melalui hasil akurasi dari data training. Untuk penentuan epoch yang dilakukan dalam melakukan hasil testing satu kali sesi agar mendapatkan error dan mendapatkan hasil yang baik. Kemudian pada tahap setelah dilakukannya pelabelan dan pemisahan data training dan testing dilanjutkan dengan melatih dataset dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan membentuk arsitektur jaringan untuk mendapatkan akurasi dari hasil sesuai Gambar 2.



Gambar 2. Proses Rekognisi Citra dengan CNN

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini akan membahas tentang hasil dan pembahasan tentang pengenalan pola tulisan tangan huruf hiragana dengan menggunakan metode CNN (Convolutional Neural Network). Tahap awal yang dilakukan adalah melakukan sebuah training dengan tujuan untuk memberikan pengetahuan yang nantinya digunakan sebagai testing data. Pada tahap itu akan menghasilkan sebuah nilai keakurasian yang dihasilkan dari nilai output.

Tahap yang dilakukan pada perancangan sistem adalah mengumpulkan dataset huruf hiragana yang akan digunakan sebagai data training dan testing. Dataset diperoleh dari sumber internet serta menambahkan dataset yang kurang. Dimana terkumpul 50 huruf hiragana dari A – ZU yang setiap hurufnya terdapat 1000 tulisan tangan seseorang. Kemudian dibedakan untuk tahap pengujian dengan 50 jenis huruf hiragana yang memiliki setiap sampel hurufnya diambil 20 sampel yang ditulis dari 0-19. Setelah dataset berhasil dikumpulkan semua, setelah itu dilakukan proses preprocessing. Data yang dimiliki harus diubah dengan ukuran yang sama agar lebih mudah nantinya. Ukuran dari gambar yang diubah menjadi 83 x 84 pixels seperti pada Gambar 3 berikut. Setelah diubah size gambarnya selanjutnya melakukan label sesuai dengan huruf menjadi 50 folder. Setelah melewati beberapa tahapan, saatnya untuk menguji keakurasian data. Penulis melakukan percobaan dengan 100 sampel dalam data uji dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan 5 iterasi (epoch).



Gambar 3. Citra Sample Hiragana pada Huruf “O”

Proses pencocokan data yang telah dilakukan dapat di lihat pada Tabel 1 berikut.



Tabel 1. Proses Pencocokan Citra

Label	Jumlah data	Berhasil Terdeteksi	Gagal Terdeteksi
A	20	20	0
BA	20	20	0
CHI	20	20	0
DA	20	20	0
E	20	18	2
FU	20	17	3
HA	20	17	3
HE	20	16	4
HI	20	18	2
HO	20	15	5
I	20	15	5
J	20	16	4
KA	20	16	4
KE	20	17	3
KI	20	20	0
KO	20	20	0
KU	20	20	0
MA	20	14	6
ME	20	19	1
MI	20	18	2
MO	20	19	1
MU	20	17	3
N	20	12	8
NA	20	14	6
NE	20	15	5
NI	20	17	3
NO	20	18	2
NU	20	12	8
O	20	15	5
PI	20	15	5
RA	20	18	2
RE	20	16	4
RI	20	12	8
RO	20	15	5
RU	20	17	3
SA	20	16	5
SE	20	12	8
SHI	20	16	4
SO	20	15	5
SU	20	16	4
TA	20	17	3
TE	20	18	2
TO	20	14	6
TSU	20	16	4
U	20	14	6
WA	20	15	5
WO	20	19	1
YA	20	16	4
YO	20	15	5
YU	20	15	5

Proses ini adalah proses terakhir untuk menghasilkan proses model yang terdapat pada feature extraction layer dimana masih berbentuk array maka selanjutnya melakukan flatten/reshape feature map diubah menjadi vector agar dapat digunakan sebagai inputan dari fully connected kemudian ditambahkan fuction danse sebagai fungsi untuk menambahkan fully connected.


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

Diketahui pada tahap ini, dense yang disederhanakan menjadi 128 node. Hasil tersebut digunakan pada hidden layer yang jumlah nilainya diantara node input dan node output yang menggunakan aktivasi ReLU. Hal ini dilakukan untuk hal transformasi data supaya bisa klasifikasi secara linier. Dalam pembahasan ini akan membahas bagaimana interface yang di desain, dengan adanya interface ini maka mempermudah dalam melakukan input serta output yang dihasilkan setelah melakukan training data. Dimana input data dilakukan dengan mencari file yang sudah disiapkan dan di training terlebih dahulu sebelum di testing datanya. Gambar yang dapat diproses hanya gambar dengan format .jpg saja. Dengan contoh yang diambil adalah huruf DA dari huruf hiragana yang sudah sebelumnya di training dengan hasil output sesuai Gambar 4.

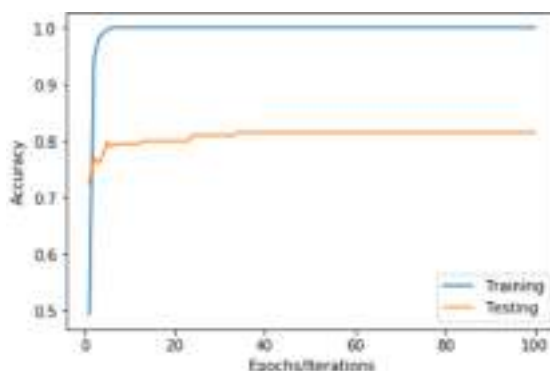


Gambar 4. Tampilan sistem rekognisi citra

Setelah melewati beberapa tahapan, saatnya untuk menguji keakurasian data serta lossnya dengan menggunakan adam optimizer. Dimana menggunakan iterasi epoch sebesar 100 dengan hasil akurasi validasi seperti dibawah ini.

```
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])  
metrics = model.fit(x_train, y_train, validation_data = (x_test, y_test), epochs=num_epochs, batch_size=10)  
loss: 5.7206e-07 - acc: 1.0000 - val_loss: 1.2152 - val_acc: 0.8150
```

Dapat dilihat bahwa hasil dari akurasi model yaitu loss besarnya 6% sedangkan tingkat akurasi sempurna sebesar 100%, kemudian untuk data yang tervalidasi besar loss yaitu 121% dan akurasinya sebesar 82% maka dapat dinyatakan bahwa tingkat akurasi yang didapatkan sebesar 82%. Dapat dilihat dari gambar grafik dibawah ini adalah hasil grafik akurasi seeptri terlihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Akurasi CNN pada proses rekognisi citra hiragana

KESIMPULAN

Dari hasil yang diperoleh oleh model ini yaotu 82%, telah terbukti sebagian bahwa tidak perlu memiliki kumpulan data yang sangat besar untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang luar biasa melalui Convolutional Neural Network. Selain itu, keuntungan memiliki sampel yang sangat kecil adalah bahwa



aplikasi yang didasarkan pada model ini akan memiliki waktu berjalan yang singkat. Di sisi lain, masih ada banyak ruang untuk perbaikan, mengingat bahwa model belum diuji pada dataset lain atau dengan menggunakan metode re-sampling seperti bootstrap atau validasi silang.

DAFTAR PUSTAKA

- Das, S., & Banerjee, S. (2014). Survey of Pattern Recognition Approaches in Japanese Character Recognition. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 93-99.
- Nofriansyah, D., & Freizello, H. (2018). Python Application: Visual Approach of Hopfield Discrete Method for Hiragana Images Recognition. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 609-614.
- Omori, Y., & Shima, Y. (2020). Image Augmentation for Eye Contact Detection Based on Combination of Pre-trained Alex-Net CNN and SVM. *Journal of Computers*, 85-97.
- Ramadhan, I., & Hermawan, G. (2018). *Pengenalan Pola Citra Tulisan Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network*. Universitas Komputer Indonesia.
- Rosalina, R., Hutagalung, J., & Sahuri, G. (2020). Hiragana Handwriting Recognition Using Deep Neural Network Search. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*.
- Sam'ani, S. (2017). Pengenalan Huruf dan Angka Tulisan Tangan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Speed-Sentra Penelitian Engineering dan Edukasi*.
- Shah, H., Rajasekaran, R., & Masih, J. (2020). A Comparative Study of Classification Algorithms with Varying Training Dataset Sizes on Cursive Hiragana Characters. *Journal of Xi'an University of Architecture & Technology*, 1388-1396.
- Susilo, M., Wonohadidjojo, D., & Sugianto, N. (2017). Pengenalan Pola Karakter Bahasa Jepang Hiragana Menggunakan 2D Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*.
- Zufar, M. (2016). *Convolutional neural networks untuk pengenalan wajah secara real-time*. Surabaya: Institut Technology Sepuluh Nopember.