

PENGENALAN TULISAN TANGAN BAHASA KOREA MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR ALEXNET

Virginia Grasella Adella¹⁾, Rusbandi²⁾, Siska Devella³⁾

¹⁻³⁾Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa
Universitas Multi Data Palembang

Jl. Rajawali No. 14, 9 Ilir, Palembang, 30113. Sumatera Selatan

virginia31.91@mhs.mdp.ac.id¹⁾, rusbandi@mdp.ac.id²⁾, siskadevella@mdp.ac.id³⁾

Abstrak : Budaya populer dari Korea Selatan atau lebih dikenal dengan Korean Wave memiliki penggemar yang besar di Indonesia. Dengan tingginya minat masyarakat terhadap budaya Korea, ketertarikan akan bahasa yang digunakan di Korea sendiri juga meningkat. Dalam pengenalan kosakata Bahasa Korea ada kemungkinan mengalami beberapa kendala dikarenakan bentuk dan pola pada huruf yang cukup sama antara satu dengan yang lainnya, tetapi makna yang terkandung didalamnya berbeda-beda. Penelitian ini bertujuan untuk mengenali tulisan tangan dalam Bahasa Korea menggunakan Convolutional Neural Network dengan arsitektur AlexNet. Dataset yang digunakan berisi 1000 citra dan dibagi menjadi 800 data latih dan 200 data uji. Penelitian terdiri dari 3 skenario yaitu penelitian menggunakan optimizer Adam, optimizer SGD dan menggunakan optimizer RMSprop. Dalam penelitian ini menggunakan batchsize sebesar 40 dan learning rate sebesar 0,0001. Penggunaan optimizer Adam, SGD dan RMSprop menghasilkan nilai precision, recall, dan accuracy yang berbeda. Hasil akurasi tertinggi pada penelitian ini diperoleh dari optimizer SGD dengan tingkat akurasi sebesar 78,5%.

Kata Kunci: Adam, AlexNet, RMSprop, SGD, Tulisan tangan Bahasa Korea.

ABSTRACT: Popular culture from South Korea or better known as the Korean Wave has big fans in Indonesia. With the high public interest in Korean culture, interest in the language spoken in Korea itself is also increasing. In the introduction of Korean vocabulary, it is possible to experience several obstacles because the shapes and patterns of the letters are quite the same from one another, but the meanings contained in them are different. This study aims to recognize handwriting in Korean using Convolutional Neural Network with AlexNet architecture. The dataset used contains 1000 images and is divided into 800 training data and 200 test data. The research consists of 3 scenarios, namely research using Adam optimizer, SGD optimizer and using RMSprop optimizer. In this study using a batch size of 40 and a learning rate of 0.0001. The use of Adam, SGD and RMSprop optimizers produces different values of precision, recall, and accuracy. The highest accuracy results in this study were obtained from the SGD optimizer with an accuracy rate of 78.5%.

Keywords: Adam, AlexNet, Korean Handwriting, SGD, RMSprop.

PENDAHULUAN

Di era globalisasi yang semakin berkembang pesat, informasi dari seluruh penjuru dunia dapat dengan mudah kita dapatkan. Dengan mudahnya penyebaran informasi ini, orang-orang dapat dengan mudah mengetahui informasi tentang suatu negara. Suatu trend dari suatu negara pun dapat dengan mudah menyebar ke seluruh dunia dengan cepat. Salah satu trend yang banyak digemari adalah Korean Wave/Demam Korea dari Korea Selatan.

Pesatnya kemajuan teknologi menjadi salah satu unsur suksesnya budaya Korea dalam penyebaran budaya populer Korean Wave. Korean Wave bukan hanya tentang serial televisi Korea atau K-Drama tetapi di dalamnya terdapat beberapa unsur lagi seperti musik atau yang biasa disebut K-Pop, K-fashion, K-Beauty, makanan-makanan Korea, dan lain sebagainya. (Adi, 2019).

Seiring dengan maraknya budaya pop Korea yang merambah ke Indonesia, Bahasa Korea digemari oleh para remaja yang ingin lebih dekat dengan apa yang mereka sukai (Hasanah & Kharismawati, 2020). Huruf Korea berbeda dengan Bahasa Indonesia. Belajar bahasa Korea memiliki kesulitan sendiri. Hal ini disebabkan karakter dalam bahasa Korea ini tidak dapat berdiri sendiri dan harus bergabung dengan karakter lain sehingga memiliki makna sendiri. Orang yang ingin belajar sulit untuk memahami sendiri (Sari, Tritasmoro, & Susatio, 2012).

Hangul adalah satu-satunya aksara yang diciptakan oleh seorang individu berdasarkan teori dan maksud yang telah direncanakan dengan baik. Aturan penulisan dalam Hangul sama seperti bahasa lainnya, bisa ditulis dengan penulisan horizontal yaitu penulisan dimulai dari arah kiri ke kanan, sedangkan penulisan secara vertikal dengan penulisan yang dimulai dari arah atas ke bawah. (Soepomo, 2013).

Dalam pengenalan kosakata Bahasa Korea ada kemungkinan mengalami beberapa kendala atau kesulitan dikarenakan bentuk dan pola pada huruf

yang cukup sama antara satu dengan yang lainnya, tetapi makna yang terkandung didalamnya berbeda-beda.

Salah satu cara pengenalan kosakata dapat menggunakan neural network, metode neural network yang sering digunakan yaitu Convolutional Neural Network (CNN). Sampai saat ini CNN menjadi pilihan untuk metode yang menggunakan data gambar sebagai inputnya karena hasil performanya yang baik. Beberapa pengenalan yang berkaitan dengan pengenalan tulisan telah dilakukan dengan hasil akurasi rata-rata yang didapatkan diatas 80%. (Stefanus, 2020). Penerapan CNN untuk mengidentifikasi maupun pengenalan pola pada objek telah diterapkan pada penelitian-penelitian terdahulu.

Penerapan metode backpropagation sangat efektif dalam menguraikan arti setiap karakter dalam alfabet Korea (Hangul) dengan sangat akurat. Hal ini telah dibuktikan dalam proses pengenalan pola, dimana pola dapat dideteksi dengan benar. (Widodo, 2021).

Berdasarkan hasil pengujian pengenalan tulisan tangan huruf Korea menggunakan Deep Convolutional Neural Network pada platform Android, nilai akurasi citra input dipengaruhi oleh bentuk goresan Hangul. Jumlah gambar yang dilatih di setiap kata mempengaruhi akurasi pelatihan. (Purnamawati, 2018).

CNN mampu mengenali aksara jawa. Beberapa faktor yang mempengaruhi hasil yang didapat seperti, jenis arsitektur yang digunakan CNN dalam mengenali tulisan gambar khususnya pada jaringan dropout yang dapat meminimalisir overfitting, jumlah dataset yang dapat diperbanyak karena CNN bergantung dengan jumlah input data yang dapat menghasilkan performansi terbaik, dan bentuk tulisan aksara dapat menyebabkan model mengenali dua aksara berbeda menjadi satu aksara yang sama (Stefanus, 2020).

Dalam pengenalan ASL, arsitektur LeNet merupakan arsitektur terbaik dibandingkan AlexNet. Arsitektur LeNet memiliki struktur yang lebih ringkas dibandingkan dengan arsitektur AlexNet. Arsitektur LeNet

memiliki trainable parameter yang lebih banyak dibandingkan dengan arsitektur AlexNet sehingga accuracy pada LeNet lebih baik. (Ezar, 2021).

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan klasifikasi menggunakan CNN arsitektur AlexNet dan GoogLeNet lebih tinggi daripada tingkat keberhasilan program pengenalan citra yang ada, membuktikan kinerja yang baik pada klasifikasi karakter Korea dengan berbagai gaya tulisan. Waktu pelatihan pada database tertentu, akurasi pengujian dari jaringan, tingkat keberhasilan klasifikasi, dan waktu yang diperlukan untuk klasifikasi harus dipertimbangkan ketika memilih CNN untuk mengenali karakter Korea. (Lee, 2018).

Berdasarkan uraian paragraf di atas metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur AlexNet dapat mengenali objek. Berdasarkan uraian paragraf di atas metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur AlexNet dapat mengenali objek. Maka pada penelitian ini digunakan metode CNN dengan arsitektur AlexNet untuk pengenalan tulisan tangan dalam Bahasa Korea.

KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

1) Bahasa Korea/Hangul

Hangul (한글) adalah nama resmi dari Bahasa Korea yang dipakai oleh Bangsa Korea setelah diciptakan oleh Raja Agung Sejong, Dinasti Chosun pada tahun 1443. Jumlah huruf Hangul adalah 24 yang terdiri atas 10 huruf vokal dan 14 huruf (Soepomo, 2013). Meskipun tulisan Hangul terlihat seperti tulisan ideografik, Hangul sebenarnya merupakan abjad fonetik atau alfabet, karena setiap hurufnya merupakan lambang vokal dan konsonan yang berbeda. Gambar 1 menunjukkan huruf konsonan dan vokal Bahasa Korea.

Konsonan

ㄱ	ㅋ	ㄴ	ㄷ	ㄸ	ㄹ	ㅁ	ㅂ	ㅃ	
g	kk	n	d	tt	r/l	m	b	pp	
ㅅ	ㅆ	-ng	ㅈ	ㅉ	ㅊ	ㅋ	ㅌ	ㅎ	
s	ss	-ng	j	jj	ch	k	t	p	h

Vokal

ㅏ	ㅑ	ㅓ	ㅕ	ㅗ	ㅛ	ㅜ	ㅠ	ㅡ	ㅝ	ㅞ
a	ae	ya	yae	eo	e	yeo	ye	o	wa	wae
ㅟ	ㅠ	ㅢ	ㅣ	ㅤ	ㅥ	ㅦ	ㅧ	ㅨ	ㅩ	ㅪ
oi	yo	u	wo	we	wi	yu	eu	eui	i	

Gambar 1 Huruf Konsonan dan Vokal Bahasa Korea

2) Thresholding

Proses thresholding akan menghasilkan citra biner, yaitu citra yang memiliki dua nilai tingkat keabuan yaitu hitam dan putih. Secara umum proses thresholding citra grayscale untuk menghasilkan citra biner adalah sebagai berikut (Darma Putra, 2010).

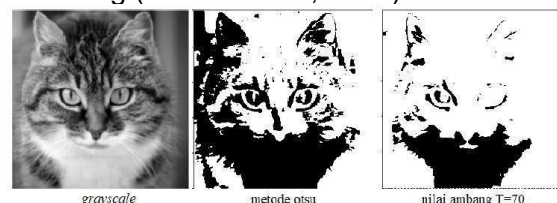
$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases}$$

Dimana :

$g(x,y)$ adalah citra biner, $f(x,y)$ adalah citra grayscale dan T menyatakan nilai ambang.

3) Metode Otsu

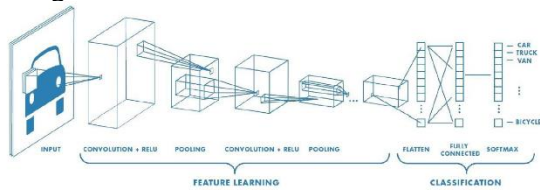
Metode Otsu menghitung nilai ambang T secara otomatis berdasarkan citra masukan. Pendekatan yang digunakan oleh Metode Otsu adalah dengan melakukan analisis diskriminan yaitu menentukan suatu variabel yang dapat membedakan antara dua atau lebih kelompok yang muncul secara alami. Analisis diskriminan akan memaksimalkan variabel tersebut agar dapat memisahkan objek dengan latar belakang (Darma Putra, 2010).



Gambar 2 Citra Grayscale dan Citra Biner Metode Otsu

4) Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah versi resmi dari multilayer perceptrons. CNN menggunakan pra-pemrosesan yang relatif sedikit dibandingkan dengan algoritma klasifikasi gambar lainnya (Nur Arkhamia, 2020). Komponen utama yang ada di CNN adalah input layer, convolution layer, activation layer dan fully connected layer. Pada Gambar 3 menunjukkan proses Convolutional Neural Network dalam mengolah citra masukan.



Gambar 3 Proses Convolutional Neural Network

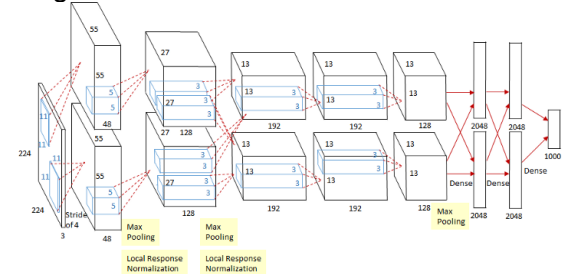
5) Optimizer

Operasi atau proses algoritma optimasi memiliki tujuan untuk menemukan hasil dari bobot optimal dengan meminimalkan tingkat kesalahan dan memaksimalkan akurasi selama proses training atau pelatihan. Parameter (bobot) model diubah untuk meminimalkan fungsi error, agar dapat memprediksi seakurat mungkin. Optimisasi juga berperan untuk melakukan perubahan dalam proses pemodelan. Dalam hal ini, fungsi optimizer atau optimisasi dapat menyatukan fungsi error dan parameter model dengan memperbarui model dalam menghasilkan output dari fungsi error (Putri, 2020). Optimizer juga memiliki beberapa macam algoritma optimasi seperti Adam, RMSprop, dan SGD.

6) Arsitektur AlexNet

AlexNet merupakan salah satu arsitektur CNN yang mendapatkan gelar juara pada kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) yang merupakan kompetisi image classification dengan skala besar pada tahun 2012. (Irfansyah, 2021). AlexNet menjadi suatu terobosan baru pada deep learning dengan menerapkan ConvNet yang dipadukan dengan teknik Dropout Regularization, pemanfaatan ReLu sebagai fungsi aktivasi dan data augmentation. AlexNet dirancang untuk dapat melakukan klasifikasi dengan

1000 kategori. Arsitektur Alexnet terdiri atas 5 convolution layer, 3 pooling layer, 2 dropout layer, dan 3 fully connected layer. (Irfansyah, 2021). Gambar 4 menunjukkan diagram AlexNet.



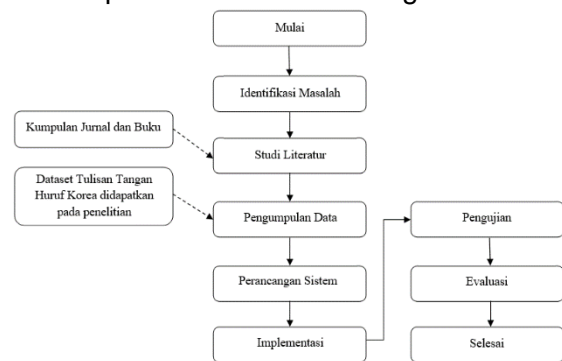
Gambar 4 Diagram Arsitektur AlexNet

7) Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah metode untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi (classifier) dalam membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi (Eko Prasetyo, 2019). Metode ini memiliki fungsi untuk menghitung persentase precision, recall, dan accuracy.

METODE

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang akan dilakukan, dan dapat dilihat pada Gambar 5 sebagai berikut :



Gambar 5 Kerangka Kerja Penelitian

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini dijelaskan sebagai berikut :

Identifikasi Masalah : Pada tahap ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah dengan pengumpulan informasi dan data terkait dengan pengenalan tulisan tangan Bahasa Korea.

Studi Literatur : Pada tahap ini peneliti melakukan pencarian, pengumpulan dan mempelajari jurnal-jurnal yang berkaitan dengan identifikasi tulisan tangan Bahasa Korea dengan berbagai macam metode, dan penggunaan metode CNN dalam identifikasi citra dan arsitektur CNN yaitu AlexNet.

Pengumpulan Data : Dataset didapat dari hasil survei yang dilakukan oleh peneliti dengan melibatkan sebanyak 50 responden yang melakukan tulisan tangan Bahasa Korea, masing-masing responden menuliskan 20 kata dengan total keseluruhan data $50 \times 20 = 1.000$ data, sebanyak 800 data digunakan sebagai data training dan 200 data digunakan sebagai data testing.

Perancangan Sistem : Tahap ini merupakan perancangan sistem yang telah dibuat oleh peneliti. Dataset yang digunakan akan dibagi menjadi dua fase pelatihan yaitu feature learning atau ekstraksi fitur dan classification dengan penggunaan data training sebanyak 40 citra dan data uji sebanyak 10 citra, total dataset yang digunakan sebanyak 1000 data gambar. Pada tahap preprocessing dilakukan operasi threshold yang akan mengubah citra grayscale menjadi hitam putih dengan tujuan untuk mengambil bentuk citra gambar. Kemudian masuk ke convolutional layer dan pooling layer yang menghasilkan suatu output berupa neuron atau bisa disebut dengan feature map. Pada fase pelatihan classification, pada fase ini terdapat flattening yang bertujuan untuk mengubah matrik menjadi vektor satu dimensi yang akan digunakan sebagai nilai input pada fully-connected layer, kemudian menggunakan aktivasi softmax untuk menghitung probabilitas dari masing-masing kelas yang ada, kemudian mengoptimalkan model menggunakan optimizer dengan tujuan untuk mengurangi tingkat kesalahan dan meningkatkan akurasi selama proses pelatihan. Pengujian untuk model yang telah dibuat dengan menggunakan data uji yang telah melalui proses thresholding. Dataset yang digunakan telah melalui proses resize dan grayscale citra.

Implementasi :

Tahap ini akan menerapkan CNN dengan arsitektur AlexNet terhadap tulisan tangan Bahasa Korea. Tahap ini akan diimplementasikan kedalam bentuk Bahasa Pemrograman yaitu Python.

Pengujian :

Tahap ini dilakukan dengan merubah beberapa parameter yang ada sehingga menghasilkan sebuah model yang kemudian digunakan untuk menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mengidentifikasi kata – kata dalam Bahasa Korea.

Evaluasi :

Pada tahap ini dilakukan evaluasi dari tahapan sebelumnya yaitu pengujian. Evaluasi yang menggunakan metode Confusion Matrix yang terdiri dari Precision, Recall, f1-score dan Accuracy.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini pengujian yang dilakukan menggunakan CNN dengan arsitektur AlexNet. Pengujian ini menggunakan tiga optimizer yang berbeda, yaitu Adam, SGD, dan RMSprop. Pengujian dilakukan dengan mengatur jumlah epoch sebesar 100, lalu batch size sebesar 40, dan learning rate sebesar 0,0001. Optimizer yang pertama kali digunakan untuk pengujian ini adalah optimizer SGD, lalu Adam dan yang terakhir RMSprop.

Pada penelitian ini convolutional layer menggunakan input berukuran $224 \times 224 \times 3$. Setelah itu pada convolutional layer pertama menggunakan kernel 11×11 dan stride 4 dengan jumlah feature maps sebanyak 96 channel yang kemudian menghasilkan output citra matriks berukuran $54 \times 54 \times 96$. Selanjutnya dilakukan batch normalization yang bekerja dengan cara menyamakan distribusi pada setiap nilai input, dilanjutkan dengan fungsi aktivasi relu yang mengubah nilai negatif menjadi 0 dan dilakukan operasi max pooling untuk mengurangi ukuran piksel citra (downsampling) dengan kernel 3×3 dan stride 2. Hasil dari operasi ini berukuran $26 \times 26 \times 96$. Hasil yang diperoleh pada convolutional layer pertama ini

adalah citra berukuran 54x54x96 atau dapat disebut sebagai feature maps. Hasil operasi konvolusi pada convolutional layer pertama ini dapat dilihat pada Gambar 6.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 54, 54, 96)	34944
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 54, 54, 96)	384
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 96)	0

Gambar 6 Convolutional layer Pertama

Pada convolutional layer kedua dilakukan proses konvolusi dengan kernel 5x5 dan stride 1 dengan menggunakan feature maps berjumlah 256 channel menghasilkan citra matriks berukuran 26x26x256. Selanjutnya matriks citra akan dilakukan batch normalization, lalu dilanjutkan dengan fungsi aktivasi relu dan dilakukan operasi max pooling dengan kernel 3x3 dan stride 2. Hasil dari operasi ini berukuran 12x12x256, dapat dilihat pada Gambar 7.

conv2d_1 (Conv2D)	(None, 26, 26, 256)	614656
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 26, 26, 256)	1024
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 256)	0

Gambar 7 Convolutional layer Kedua

Pada convolutional layer ketiga dilakukan proses konvolusi dengan kernel 3x3 dan stride 1 dengan menggunakan feature maps berjumlah 384 channel menghasilkan citra matriks berukuran 12x12x384. Selanjutnya, matriks citra akan dilakukan batch normalization dan dilanjutkan dengan fungsi aktivasi relu. Hasil dari operasi ini berukuran 12x12x384. Hasil dari convolutional layer ketiga ini dapat dilihat pada Gambar 8.

conv2d_2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 384)	885120
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 12, 12, 384)	1536

Gambar 8 Convolutional layer Ketiga

Pada convolutional layer keempat dilakukan proses konvolusi dengan kernel 1x1 dan stride 1 menggunakan feature maps berjumlah 384 channel yang kemudian menghasilkan citra matriks berukuran 12x12x384. Selanjutnya, matriks citra akan dilakukan batch normalization dan dilanjutkan dengan fungsi aktivasi relu. Hasil dari operasi ini

berukuran 12x12x384. Hasil dari convolutional layer keempat ini dapat dilihat pada Gambar 9.

conv2d_3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 384)	147840
batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 12, 12, 384)	1536

Gambar 9 Convolutional layer Keempat

Pada convolutional layer kelima dilakukan proses konvolusi dengan kernel 1x1 dan stride 1 dengan menggunakan feature maps berjumlah 256 channel yang menghasilkan citra matriks berukuran 12x12x256. Selanjutnya matriks citra akan dilakukan batch normalization, lalu dilanjutkan dengan fungsi aktivasi relu dan dilakukan operasi max pooling dengan kernel 3x3 dan stride 2. Hasil dari operasi ini berukuran 5x5x256. Hasil dari convolutional layer kelima ini dapat dilihat pada Gambar 10.

conv2d_4 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	98560
batch_normalization_4 (Batch Normalization)	(None, 12, 12, 256)	1024

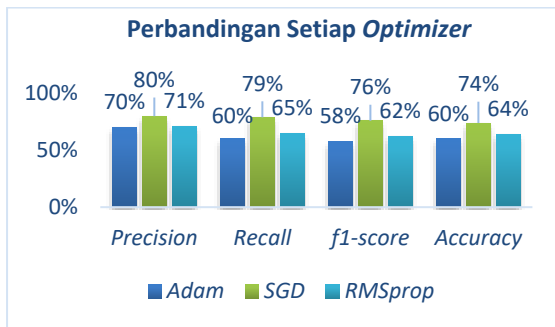
Gambar 10 Convolutional layer Kelima

Setelah convolutional layer kelima, akan masuk ke tahap flatten dengan transformasi data sehingga menjadi vektor 1 dimensi. Kemudian memasuki fully connected layer pertama dan kedua yang memiliki neuron masing-masing berjumlah 4096. Pada tahap fully connected layer terakhir akan dilakukan perhitungan dengan menggunakan fungsi aktivasi softmax. Keluaran dari fungsi aktivasi softmax berisi prediksi setiap kelas. Hasil dari flatten dan fully connected layer dapat dilihat pada Gambar 11.

flatten (Flatten)	(None, 6400)	0
dense (Dense)	(None, 4096)	26218496
dropout (Dropout)	(None, 4096)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4096)	16781312
dropout_1 (Dropout)	(None, 4096)	0
dense_2 (Dense)	(None, 20)	81940

Gambar 11 Fully Connected Layer

Pada Gambar 12 menunjukkan perbandingan hasil *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* dari setiap *optimizer*.



Gambar 12 Grafik Hasil Perbandingan Setiap Optimizer

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang didapat dari penelitian pengenalan tulisan tangan Bahasa Korea menggunakan convolutional neural network dengan arsitektur AlexNet, dapat disimpulkan bahwa:

- 1) Arsitektur AlexNet yang digunakan dapat mengidentifikasi tulisan tangan Bahasa Korea dengan cukup baik.
- 2) Penggunaan Optimizer SGD mendapatkan akurasi tertinggi dibandingkan dengan optimizer Adam dan RMSprop.
- 3) Penggunaan Optimizer SGD pada arsitektur AlexNet mendapatkan hasil yang cukup baik dalam melakukan pengenalan tulisan tangan Bahasa Korea dengan nilai precision sebesar 80%, recall sebesar 79%, f1-score 76%, dan accuracy sebesar 74%.

REFERENSI

- [1] G. K. H. Adi, Korean Wave (Studi Tentang Pengaruh Budaya Korea Pada Penggemar K-Pop di Semarang). 2019. [Online]. Available: <http://eprints.undip.ac.id/81034/>
- [2] U. Hasanah and M. Kharismawati, "Penggunaan Budaya Pop Korea dalam Proses Pembelajaran Bahasa Korea bagi Mahasiswa dengan Gaya Belajar Campuran," JLA (Jurnal Ling. Appl., vol. 3, no. 1, p. 10, 2020, doi: 10.22146/jla.52060.
- [3] K. P. Sari, I. I. Tritasmoro, and E. Susatio, "Klasifikasi K-Nearest

Neighbour dan Template Matching," 2012.

- [4] P. Soepomo, "Aplikasi Pengenalan Huruf Hangeul Berbasis," vol. 1, pp. 347–357, 2013.
- [5] M. T. Stefanus Christian Adi Pradhana, Untari Novia Wisesty S.T.,M.T., Febryanthi Sthevanie S.T., "Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," e-Proceeding Eng., vol. 7, no. 1, pp. 2558–2567, 2020.
- [6] A. A. Widodo, M. Yuska, I. Mahendra, and M. Z. Sarwani, "Recognition of Korean Alphabet (Hangul) Handwriting into Latin Characters Using Backpropagation Method," vol. 3, no. 2, pp. 50–57, 2021, doi: 10.25139/ijair.v3i2.4210.
- [7] S. Purnamawati, D. Rachmawati, G. Lumanauw, R. F. Rahmat, and R. Taqyuddin, "Korean letter handwritten recognition using deep convolutional neural network on android platform," J. Phys. Conf. Ser., vol. 978, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1742-6596/978/1/012112.
- [8] M. Ezar, A. Rivan, D. Alwyn, and G. Riyadi, "Perbandingan Arsitektur LeNet dan AlexNet Pada Metode Convolutional Neural Network Untuk Pengenalan American Sign Language," J. Komput. Terap., vol. 7, no. 1, pp. 53–61, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/>
- [9] S. Lee, Y. Sung, Y. Kim, and E. Cha, "Variations of AlexNet and GoogLeNet to Improve," J. Inf. Process. Syst., vol. 14, no. 1, pp. 205–217, 2018.