

KLASIFIKASI KEPEMILIKAN TANDA TANGAN MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN ARSITEKTUR ALEXNET

Khrisnaldi Wijaya¹, Eka Puji Widiyanto²

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

²Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang

¹khrisnaldiw.kw@mhs.mdp.ac.id, ²ekapujiw2002@mdp.ac.id

Kata kunci:

AlexNet; adam; RMSprop;
SGD; tanda tangan

Abstract: Signature recognition is important evidence for validating a file which indicates that the file is genuine so that it can be said that everyone's signature is different and unique. Therefore, the signature should not be abused because it will be fatal. Identification of signature ownership is needed to find out who owns the signature. The goal of this research is to identify a person's signature pattern using Convolutional Neural Network and the AlexNet architecture. The dataset consists of 300 images, 240 of which are training images and 60 of which are test images. The Adam optimizer, SGD optimizer, and RMSprop optimizer were used in this study. The SGD optimizer had a learning rate of 0.01 and the Adam and RMSprop optimizers had a learning rate of 0.001. Precision, recall, and accuracy values are generated by each optimizer tested. SGD optimizer achieves the highest accuracy rate of 83.3% for internal datasets.

Abstrak: Pengenalan tanda tangan menjadi bukti penting untuk memvalidasi suatu berkas yang menandakan bahwa berkas tersebut asli sehingga dapat dikatakan bahwa tanda tangan setiap orang berbeda dan unik. Oleh karena itu, tanda tangan tidak boleh disalahgunakan karena akan berakibat fatal. Pengenalan kepemilikan tanda tangan diperlukan untuk mengetahui siapa pemilik tanda tangan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengenali pola tanda tangan seseorang menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *AlexNet*. Dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 300 citra yang dibagi menjadi 240 data latih dan 60 data uji. Penelitian ini menggunakan 3 optimizer yaitu optimizer Adam, optimizer SGD, dan optimizer RMSprop. Penelitian ini menggunakan *batchsize* sebesar 2, *learning rate* sebesar 0,01 untuk optimizer SGD dan *learning rate* sebesar 0,001 untuk optimizer adam dan RMSprop. Setiap optimizer yang diuji menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* yang berbeda - beda. Hasil pengujian tertinggi yang dilakukan pada dataset *internal* didapatkan oleh optimizer SGD dengan tingkat akurasi sebesar 83,3%.

Wijaya dan Widiyanto. (2023). Klasifikasi Kepemilikan Tanda Tangan Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). *MDP Student Conference* 2023

PENDAHULUAN

Tanda tangan merupakan salah satu bentuk validasi identitas seseorang, yang memiliki sifat berbeda dan unik. Tanda tangan mempunyai peranan penting dalam memvalidasi suatu dokumen seperti *Memorandum of Understanding* (MoU), kartu keluarga, ijazah, dan dokumen lainnya. Biasanya dalam

melakukan verifikasi tanda tangan meliputi 2 bagian yaitu identifikasi dari pemilik tanda tangan dan keputusan antara asli atau tidak [1]. Sebagai contoh sederhana bahwa tanda tangan tersebut penting, dapat dilihat saat sekolah, seringkali siswa menitipkan absen kepada teman sekelas untuk tidak hadir saat pelajaran berlangsung. Hal ini diperlukan untuk membantu pengajar dalam memvalidasi tanda tangan tersebut.

Convolutional Neural Network merupakan metode *deep learning* yang konsepnya hampir sama dengan *Multi Layer Perceptron* yaitu menggunakan algoritma *backpropagation* dalam mengklasifikasi data, tetapi CNN didahului dengan proses pengenalan pola dari piksel suatu gambar sehingga meminimalkan *pre-processing*. Proses dari CNN terbagi menjadi 2 yaitu *feature extraction layer* dan *fully connected layer* [2].

Pada penelitian ini menggunakan klasifikasi citra / image classification yaitu sebuah pengelompokan untuk dapat mengenali objek dengan mudah, klasifikasi pada komputer terdapat 2 jenis yaitu klasifikasi *supervised* dan *unsupervised* [10].

Arsitektur *AlexNet* merupakan arsitektur CNN yang mendapatkan peringkat tertinggi pada kompetisi *image classification* dengan skala besar. Arsitektur ini mempunyai terobosan karena menggunakan teknik *dropout regularization*, pemanfaatan ReLu dan *Augmentasi* data. Arsitektur *AlexNet* biasanya terdiri dari 5 *convolutional layer*, 3 *pooling layer*, 2 *dropout layer*, dan 3 *fully connected layer* [3].

Pada penelitian terdahulu telah dibahas mengenai verifikasi tanda tangan menggunakan ekstraksi fitur LBP (*Local Binary Pattern*) dan klasifikasi LVQ (*Learning Binary Pattern*), total *sample* tanda tangan yang digunakan sebanyak 600 citra, hasil yang didapatkan pada penelitian ini mendapatkan nilai *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* sebesar 63%, 89%, dan 42% [1].

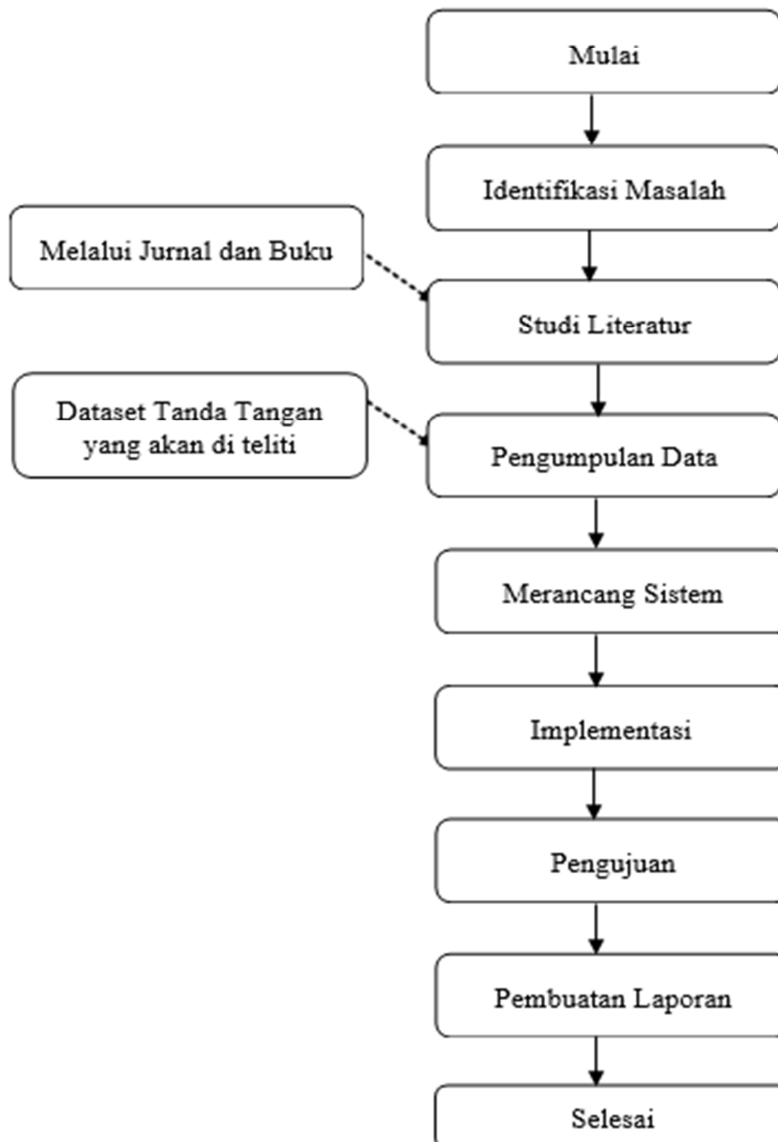
Pada penelitian lainnya dilakukan perbandingan model *Alexnet* dan *ResNet* dalam klasifikasi citra bunga memanfaatkan *transfer learning* [4]. Dataset yang digunakan sebanyak 9189 gambar, peneliti melakukan *resize* dan *cropping* hingga ukuran citra menjadi 224 x 224, hasil yang didapatkan bahwa model *ResNet* mendapatkan akurasi tertinggi daripada akurasi *AlexNet* dengan masing masing nilai sebesar 97,3% dan 90,2%.

Perbandingan arsitektur *LeNet* dan *AlexNet* pada metode *convolutional neural network* untuk pengenalan *American Sign Language* juga telah diteliti sebelumnya [5]. Dataset yang digunakan sebanyak 1000 data per huruf (24.000 gambar), dengan perbandingan 80%, 15%, dan 5%. Hasil penelitian ini didapatkan akurasi tertinggi pada arsitektur *LeNet* sebesar 92,468%, sedangkan *AlexNet* sebesar 91,618%.

Penelitian lainnya melakukan pengenalan gestur angka pada tangan menggunakan arsitektur *AlexNet* dan *LeNet* pada Metode *Convolutional Neural Network* [6]. Citra yang digunakan telah dilakukan *pre-processing* (*thresholding* dan *resize*), pengujian dilakukan menggunakan *optimizer SGD*, *Adam*, *RMSprop*. Hasil tertinggi yang didapatkan pada penelitian ini dengan menggunakan *optimizer RMSprop* dengan tingkat akurasi pada arsitektur *Alexnet* sebesar 99,45%, sedangkan pada arsitektur *LeNet* mendapatkan hasil sebesar 99,49%. Pada pengujian pengenalan spesies kupu – kupu dengan CNN didapatkan bahwa akurasi tertinggi pada *optimizer adam* dengan arsitektur *VGG-16* sebesar 93% dan *LeNet* sebesar 67% [9]. Sementara pada pengujian klasifikasi baru kertas gunting dengan metode CNN menggunakan tahapan konvolusi, pooling, dan *fully connected*, dan juga ada uji coba 5-Fold cross validation. Akurasi yang didapatkan pada pengujian ini sebesar 97,66% [8].

Berdasarkan uraian di atas, membuktikan bahwa tanda tangan sangat penting bagi identitas seseorang dan metode *Convolutional Neural Network* efektif sehingga memberikan hasil yang baik untuk mendeteksi bentuk suatu gambar dalam klasifikasi pengelompokan citra. Pada penelitian ini, dilakukan klasifikasi kepemilikan tanda tangan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk dapat memudahkan dan mengetahui kepemilikan dari tanda tangan seseorang.

METODE



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Identifikasi Masalah











Pada tahap ini, penelitian dimulai dengan melakukan identifikasi masalah dengan pengumpulan informasi dan data yang berkaitan dengan pengenalan kepemilikan tanda tangan.

Studi Literatur

Pada tahap ini, peneliti melakukan studi literatur dengan mencari referensi ilmiah yang berhubungan dengan pengenalan kepemilikan tanda tangan dengan berbagai macam metode.

Pengumpulan Data

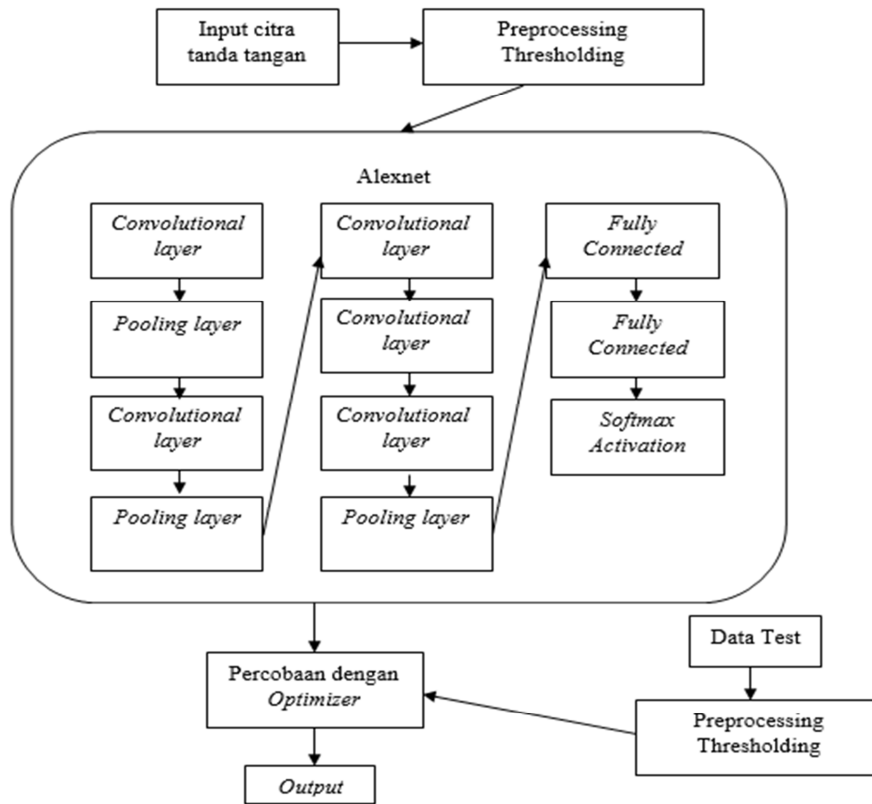
Dataset tanda tangan yang digunakan merupakan hasil pindai dengan melibatkan sebanyak 10 orang responden, Masing-masing responden menandatangani sebanyak 30 kali. Dengan jumlah keseluruhan data sebanyak 300 gambar. Pengambilan dataset dilakukan dengan cara meminta kepada 10 orang responden untuk menandatangani di kertas kosong dengan setiap responden melakukan sebanyak 30 kali, lalu tiap responden melakukan proses foto dengan menggunakan aplikasi *Cam Scanner*, setelah itu dikirimkan ke repositori yang telah disediakan. Perbandingan dataset dibagi menjadi 80% data *train* dan 20% data *test* sehingga data yang terbagi menjadi 240 data *training* dan 60 data *testing*. Peneliti juga meminta kepada 10 orang tersebut untuk menandatangani sebanyak sekali untuk digunakan sebagai dataset eksternal sehingga terdapat 10 tanda tangan untuk dataset eksternal. Contoh dataset tanda tangan dapat dilihat pada gambar 2.

Sample	Gambar	Sample	Gambar
Sample 1		Sample 6	
Sample 2		Sample 7	
Sample 3		Sample 8	
Sample 4		Sample 9	
Sample 5		Sample 10	

Gambar 2. Dataset Tanda Tangan

Perancangan Sistem

Dataset yang digunakan akan dibagi menjadi dua fase yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi. Total dataset yang digunakan sebanyak 300 data gambar tanda tangan yang terbagi menjadi 240 citra data *training* dan 60 citra data *testing*. Peneliti memulai dengan operasi *threshold* dengan mengubah citra menjadi citra biner yang bertujuan untuk mengambil angka dari bentuk citra, nilai piksel pada citra biner bernilai 1 untuk objek dan 0 untuk *background*. Lalu masuk ke tahap konvolusi dan *pooling* agar mendapatkan output yang disebut *feature map*. Setelah masuk ke tahap klasifikasi, terdapat proses *flatten* (mengubah matrik menjadi satu vektor dimensi) yang berguna untuk input *fully connected*, dilanjutkan dengan aktivasi *softmax* (menghitung probabilitas dari kelas). Kemudian dilakukan pengoptimalan model dalam pengujian dengan menggunakan *optimizer* Adam, SGD, dan RMSprop untuk mengurangi tingkat kesalahan sehingga akurasi dalam proses latih dapat meningkat. Pada tahap pengujian juga dilakukan proses *thresholding* dan dilalui proses *grayscale*. Alur perancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 3 dan Model sistem dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 3. Perancangan Sistem

Layer (type)	Output Shape	Param #		
conv2d_15 (Conv2D)	(None, 54, 54, 96)	34944	batch_normalization_18 (Batch Normalization)	(None, 12, 12, 384) 1536
batch_normalization_15 (Batch Normalization)	(None, 54, 54, 96)	384	conv2d_19 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256) 98560
max_pooling2d_9 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 96)	0	batch_normalization_19 (Batch Normalization)	(None, 12, 12, 256) 1024
conv2d_16 (Conv2D)	(None, 26, 26, 256)	614656	max_pooling2d_11 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 256) 0
batch_normalization_16 (Batch Normalization)	(None, 26, 26, 256)	1024	flatten_3 (Flatten)	(None, 6400) 0
max_pooling2d_10 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 256)	0	dense_9 (Dense)	(None, 4096) 26218496
conv2d_17 (Conv2D)	(None, 12, 12, 384)	885120	dropout_6 (Dropout)	(None, 4096) 0
batch_normalization_17 (Batch Normalization)	(None, 12, 12, 384)	1536	dense_10 (Dense)	(None, 4096) 16781312
conv2d_18 (Conv2D)	(None, 12, 12, 384)	147840	dropout_7 (Dropout)	(None, 4096) 0
			dense_11 (Dense)	(None, 10) 40970
			=====	
			Total params: 44,827,402	
			Trainable params: 44,824,650	
			Non-trainable params: 2,752	

Gambar 4. Model Sistem

Implementasi

Tahap ini merupakan tahap lanjutan sebelum menguji, dilakukan dengan bahasa pemrograman *python* yang dijalankan pada platform *Google Colaboratory*.

Pengujian

Pengujian dilakukan dengan *optimizer* Adam, RMSprop, dan SGD dengan *learning rate* untuk SGD sebesar 0,01 sedangkan *learning rate* untuk Adam dan RMSprop sebesar 0,001 lalu dibuat pengaturan *batchsize* sebesar 2 dan *epoch* sebesar 35. Setiap pengujian pada *optimizer* dilakukan untuk mengklasifikasi tiap kelas sehingga mendapatkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Pada tahap ini juga dilakukan penghitungan *confusion matrix* dengan data *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*, dari nilai ini bisa digunakan untuk perhitungan akurasi, *presisi*, *recall*, dan *f-1 score*. Rumus yang digunakan untuk mengukur keberhasilan system sebagai berikut [5] :

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (3)$$

$$f1 - score = 2 * \frac{\text{precision} * \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

Pembuatan Laporan

Dilakukan pelaporan untuk mendata hasil tinjauan yang telah dilakukan dalam pengujian yang dilakukan yaitu klasifikasi kepemilikan tanda tangan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*.

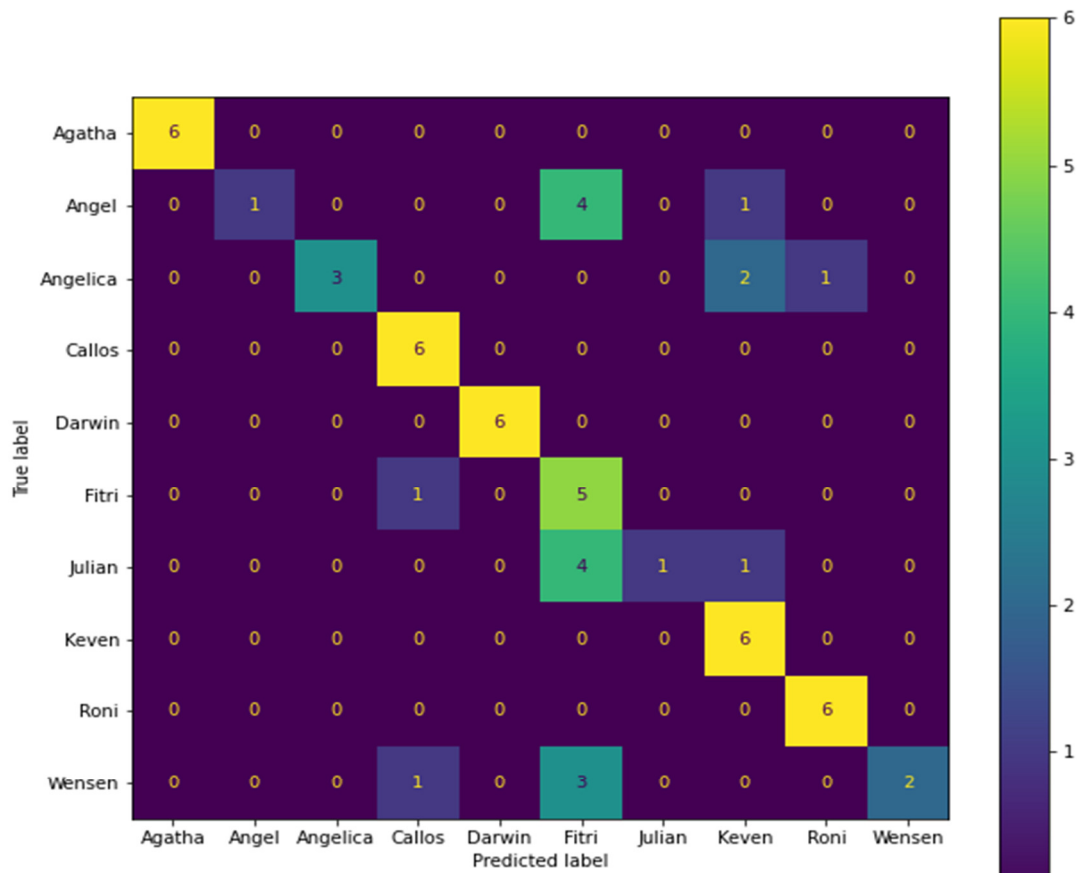
HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengujian dengan Optimizer Adam

Tabel 1. Klasifikasi pada *Optimizer Adam*

Kelas	Precision	Recall	F1-score
Agatha	100%	100%	100%
Angel	100%	16,7%	28,6%
Angelica	100%	50%	66,7%
Callos	75%	100%	85,7%
Darwin	100%	100%	100%
Fitri	31,2%	83,3%	45,5%
Julian	100%	16,7%	28,6%
Keven	60%	100%	75%
Roni	85,7%	100%	92,3%
Wensen	100%	33,3%	50%
Rata - rata	85,2%	70%	67,2%

Pada Tabel 1 dapat dilihat untuk hasil pengujian pada *optimizer Adam* yang mendapatkan nilai rata-rata *precision* sebesar 85,2%, rata-rata *recall* 70%, dan *f1-score* sebesar 67,2%. Hasil *confusion matrix* pada *optimizer Adam* dapat dilihat di Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix Optimizer Adam

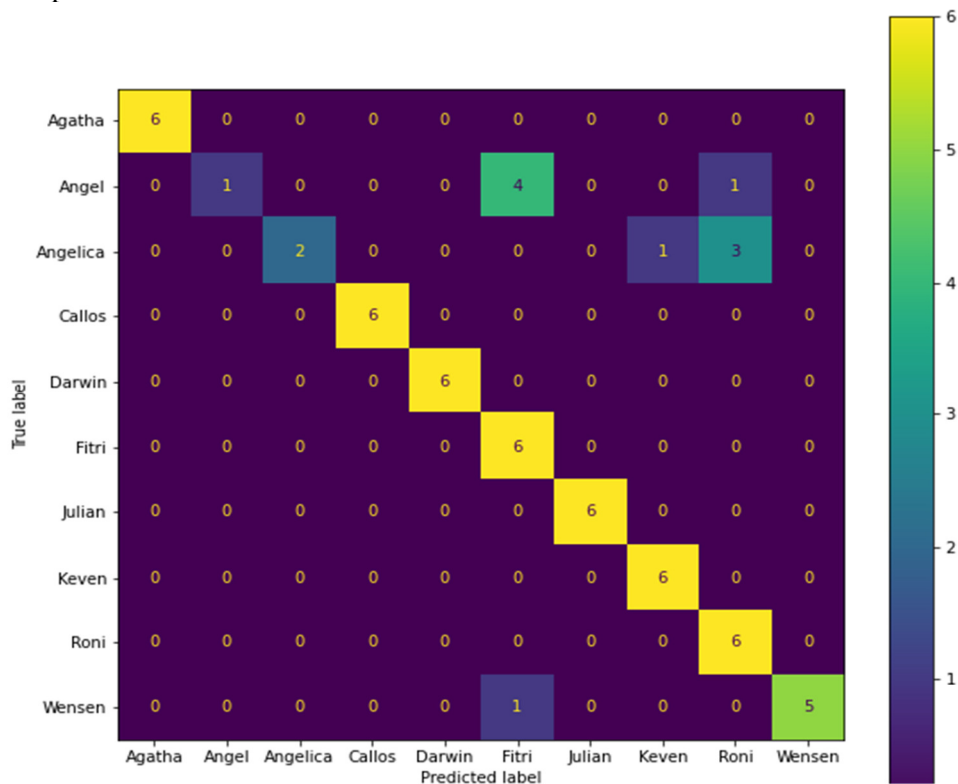
Pada Gambar 5 dapat dilihat bahwa kelas dengan prediksi akurat 100% pada kelas Agatha, Callos, Darwin, Keven, dan Roni.

Hasil Pengujian dengan Optimizer SGD

Tabel 2. Klasifikasi pada Optimizer SGD

Kelas	Precision	Recall	F1-score
Agatha	100%	100%	100%
Angel	100%	16,7%	28,6%
Angelica	100%	33,3%	50%
Callos	100%	100%	100%
Darwin	100%	100%	100%
Fitri	54,5%	100%	70,6%
Julian	100%	100%	100%
Keven	85,7%	100%	92,3%
Roni	60%	100%	75%
Wensen	100%	83,3%	90,9%
Rata - rata	90%	83,3%	80,7%

Pada Tabel 2 dapat dilihat untuk hasil pengujian pada *optimizer SGD* yang mendapatkan nilai rata-rata *precision* sebesar 90%, rata-rata *recall* 83,3%, dan *f1-score* sebesar 80,7%. Hasil *confusion matrix* pada *optimizer SGD* dapat dilihat di Gambar 6.



Gambar 6. Confusion Matrix Optimizer SGD

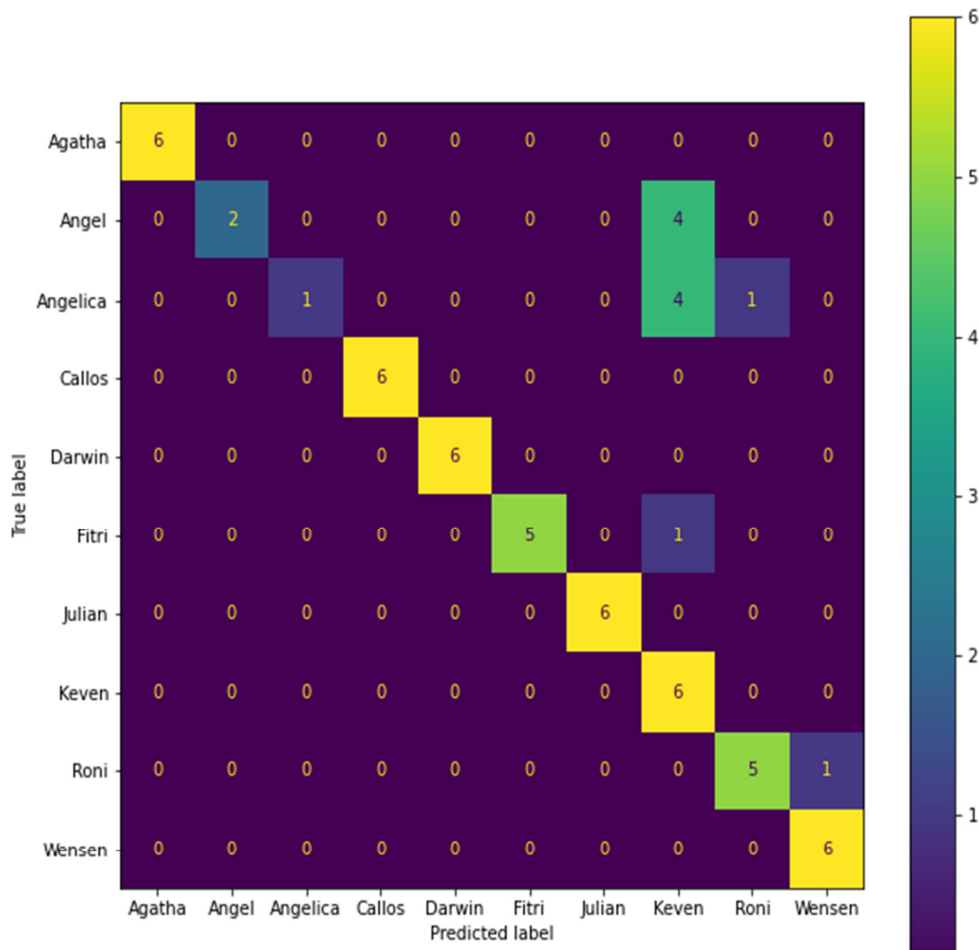
Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa kelas dengan prediksi akurat 100% didapatkan pada kelas Agatha, Callos, Darwin, Fitri, Julian, Keven, dan Roni.

Hasil Pengujian dengan Optimizer RMSprop

Tabel 3. Klasifikasi pada Optimizer RMSprop

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Agatha	100%	100%	100%
Angel	100%	33,3%	50%
Angelica	100%	16,7%	28,6%
Callos	100%	100%	100%
Darwin	100%	100%	100%
Fitri	100%	83,3%	90,9%
Julian	100%	100%	100%
Keven	40%	100%	57,1%
Roni	83,3%	83,3%	83,3%
Wensen	85,7%	100%	92,3%
Rata-rata	90,9%	81,7%	80,2%

Pada Tabel 3 dapat dilihat untuk hasil pengujian pada *optimizer RMSprop* yang mendapatkan nilai rata-rata *precision* sebesar 90,9%, rata-rata *recall* 81,7%, dan *f1-score* sebesar 80,2%. Hasil *confusion matrix* pada *optimizer RMSprop* dapat dilihat di Gambar 7.

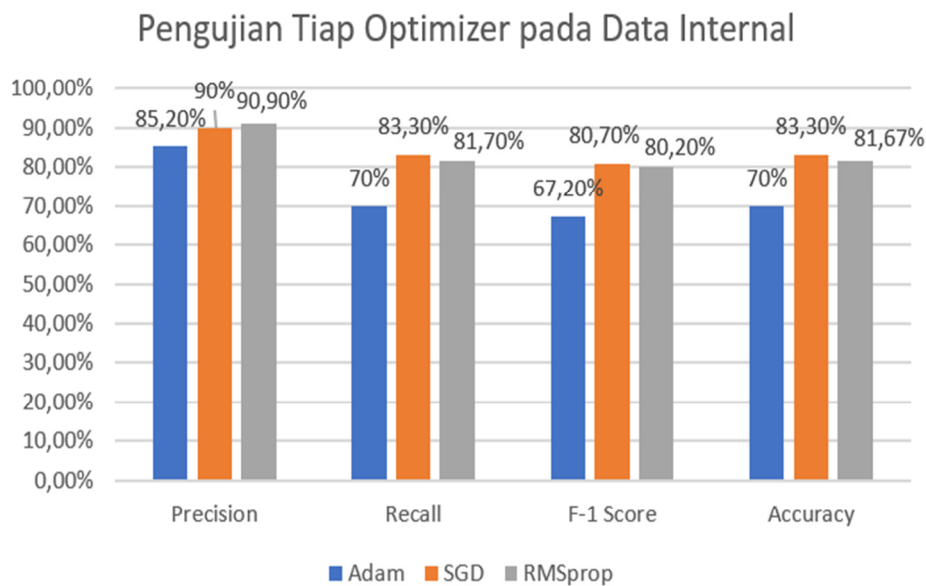


Gambar 7. Confusion Matrix pada Optimizer RMSprop

Pada Gambar 7 dapat dilihat bahwa kelas dengan prediksi akurat 100% didapatkan pada kelas Agatha, Callos, Darwin, Julian, Keven, dan Wensen.

Analisis

Hasil dari pengujian sistem untuk klasifikasi kepemilikan tanda tangan dilakukan pengujian dengan 3 *optimizer* yaitu *optimizer* Adam, SGD, dan RMSprop yang mendapatkan hasil *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* dari tiap *optimizer*. Hasil perbandingan tiap *optimizer* dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Tiap Optimizer

Hasil tertinggi yang didapatkan dalam pengujian ini adalah *optimizer SGD* dengan nilai *precision* sebesar 90%, *recall* 83,3%, *f1-score* 80,7%, dan *accuracy* 83,3%. Sedangkan hasil terendah yang didapatkan pada pengujian ini adalah *optimizer Adam* dengan nilai *precision* sebesar 85,20%, *recall* 70%, *f1-score* 67,20%, dan *accuracy* 70%.

SIMPULAN

Penelitian menggunakan metode *Convolutional Neural Network* arsitektur *Alexnet* dengan *optimizer Adam*, *SGD*, dan *RMSprop* dapat mengklasifikasi tanda tangan dengan cukup baik dan akurat. *Optimizer* dengan akurasi tertinggi didapatkan oleh *optimizer SGD* dibandingkan *optimizer Adam* dan *RMSprop*. Hal ini dibuktikan pada pengujian dataset yang dilakukan didapatkan hasil akurasi tertinggi pada *optimizer SGD* dengan nilai *precision* sebesar 90%, *recall* 83,3%, *f1-score* 80,7%, dan *accuracy* 83,3%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. W. Andani and F. Bimantoro, "Verifikasi Tanda Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur LBP dan Klasifikasi LVQ," *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTIKA)*, Vol. 2, No. 2, pp. 208–216, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i2.107.
- [2] J. Pujoseno, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolution Neural Network Untuk Klasifikasi Alat Tulis," pp. 6–7, 2018.
- [3] D. Irfansyah, M. Mustikasari, and A. Suroso, "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama pada Citra Daun Tanaman Kopi," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 2, pp. 87–92, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.poltektegal.ac.id/index.php/informatika/article/view/2802>.

- [4] B. Falakhi, E. F. Achmal, M. Rizaldi, R. R. R. Athallah, and N. Yudistira, "Perbandingan Model AlexNet dan ResNet Dalam Klasifikasi Citra Bunga Memanfaatkan Transfer Learning," *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, Vol. 9, No. 1, pp. 70–78, 2022, doi: 10.29244/jika.9.1.70-78.
- [5] M. Ezar Al Rivian and A. Giovri Riyadi, "Perbandingan Arsitektur LeNet dan AlexNet pada Metode Convolutional Neural Network Untuk Pengenalan American Sign Language," *J. Komput. Terap* Vol. 7 No. 1 (2021), pp. 53–61, 2021, doi: 10.35143/jkt.v7i1.4489.
- [6] M. E. Al Rivian and S. Hartoyo, "Klasifikasi Isyarat Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, Vol. 8, No. 2, pp. 364–373, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i2.4863.
- [7] I. W. Saputro and B. W. Sari, "Uji Performa Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa," *Creat. Inf. Technol. J.*, Vol. 6, No. 1, p. 1, 2020, doi: 10.24076/citec.2019v6i1.178.
- [8] M. F. Naufal *et al.*, "Klasifikasi Citra Game Batu Kertas Gunting Menggunakan Convolutional Neural Network," *Techno.Com*, Vol. 20, No. 1, pp. 166–174, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i1.4273.
- [9] Micheal, "Klasifikasi Spesies Kupu kupu Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *MDP Student Conf.*, Vol. 1, No. 1, pp. 569–577, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/msc/article/view/1928>.
- [10] Asyraq, "Pengelompokan Jenis Reptil yang Dapat Dipelihara Berdasarkan Gambar pada Pengolahan Citra Digital," *MDP Student Conf.*, pp. 68–80, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/msc/article/view/1673/610>