

## KOMPARASI ARSITEKTUR *RESNET50* DAN *VGG16* UNTUK KLASIFIKASI CITRA TANDA TANGAN

**Nurul Khasanah**

Informatika, Universitas Nusa Mandiri  
e-mail: [nurul.nuk@nusamandiri.ac.id](mailto:nurul.nuk@nusamandiri.ac.id)

### **Abstrak**

Tanda tangan merupakan salah satu *biometric* yang dimiliki manusia. Manusia sering kali berubah-ubah dalam membuat tanda tangan. Hal itu disebabkan oleh beberapa faktor yakni usia, suasana hati, lingkungan, dan lain-lain. Di sisi lain, tanda tangan adalah *biometric* manusia yang mudah ditiru karena faktor kemudahan dalam duplikat. Beberapa kasus mengenai pemalsuan tanda tangan membuat tanda tangan memerlukan sebuah sistem verifikasi untuk mengklasifikasi keaslian tanda tangan pemilik. Salah satu metode penelitian yang bisa digunakan dalam membangun sebuah sistem tersebut adalah *deep learning*. Untuk itu, penulis akan melakukan eksperimen mengenai klasifikasi tanda tangan menggunakan algoritma *ResNet50* dan *VGG16*. *Dataset* yang digunakan adalah data *signature offline* dengan jumlah 2640 data yang terdiri dari label *forged* dan *genuine*. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* dengan *resize* citra. Terakhir, citra diklasifikasi dan diprediksi menggunakan *architecture VGG16* dan *ResNet50*. Hasil eksperimen terbaik dalam klasifikasi kanker kulit adalah *architecture ResNet50* dengan *epoch 10* yang menghasilkan nilai akurasi 0.99 dan nilai *loss* terkecil yaitu 0.01 dengan waktu komputasi selama 15836 detik. *Novelty* dari penelitian yang penulis lakukan yaitu menggunakan 2 algoritma *deep learning* yang telah dilakukan modifikasi *architecture* dan *hyperparameter*nya. Selain itu *dataset* yang digunakan lebih banyak dan hasil akurasi lebih baik dari penelitian sebelumnya. Hasil eksperimen ini diharapkan dapat diterapkan pada sistem klasifikasi *signature*, sehingga dapat memaksimalkan fungsi biometrik dengan akurat dan mengurangi angka pemalsuan tanda tangan.

**Kata kunci:** *Signature*, Klasifikasi, *Deep learning*, *VGG16*, *ResNet50*.

### **Abstract**

*Signature is one of the biometrics that humans have. In making signatures, people are often fickle. This is caused by several factors, namely age, mood, environment, and others. On the other hand, the signature is a human biometric which is easy to imitate because of the ease of duplicating it. Several cases of signature forgery making signatures require a verification system to classify the authenticity of the owner's signature. One of the research methods that can be used in building such a system is deep learning. For this reason, the author will conduct an experiment on signature classification using the ResNet50 and VGG16 algorithms. The dataset used is offline signature data with a total of 2640 data consisting of forged and genuine labels. Next, preprocessing is done by resizing the image. Finally, the image is classified and predicted using architecture VGG16 and ResNet50. The best experimental result in the classification of skin cancer is architecture ResNet50 with epoch 10 which produces an accuracy value of 0.99 and the smallest loss value is 0.01 with a computation time of 15836 seconds. The novelty of the research that the author has done is using 2 deep learning algorithms that have modified the architecture and hyperparameters. In addition, more datasets are used and the accuracy results are better than previous studies. The experimental results are expected to be applied to the signature classification system, so that it can maximize biometric functions accurately and reduce the number of signature falsification.*

**Keywords:** *Signature*, Classification, *Deep learning*, *VGG16*, *ResNet50*.

## 1. PENDAHULUAN

Tanda tangan merupakan salah satu *biometric* yang dimiliki manusia. Dalam membuat sebuah tanda tangan, manusia sering kali berubah-ubah. Hal itu disebabkan oleh beberapa faktor yakni usia, suasana hati, lingkungan, dan lain lain. Di sisi lain, tanda tangan adalah *biometric* manusia yang mudah ditiru karena faktor kemudahan dalam duplikat. Kasus pemalsuan tanda tangan sering dijumpai dalam bidang administrasi, antara lain : pemalsuan surat keterangan dokter, pemalsuan surat ijin, pemalsuan undangan, dan lain sebagainya. Sistem verifikasi tanda tangan dapat dibagi menjadi dua bagian yaitu secara *offline* dan *online*. Verifikasi tanda tangan secara *offline* merupakan metode otentikasi yang menggunakan dinamika tulisan tangan seseorang dan menganalisa bentuk fisik dari tanda tangan tersebut. Verifikasi tanda tangan secara *off-line* dilakukan dengan mengambil sebuah *image* tanda tangan sebagai input yang akan digunakan dalam proses selanjutnya. Sedangkan input untuk verifikasi tanda tangan secara *online* diambil dari tanda tangan yang didapatkan langsung dari *digitizer* yang dapat menghasilkan nilai-nilai dinamik, seperti nilai koordinat, lama tanda tangan, dan kecepatan tanda tangan. [1]

Beberapa kasus mengenai pemalsuan tanda tangan membuat tanda tangan memerlukan sebuah sistem verifikasi untuk mengklasifikasi keaslian tanda tangan pemilik. *System* pengenalan biometrika merupakan sistem otentifikasi mengenali identitas seseorang secara otomatis menggunakan teknologi komputer, sistem akan mencocokkan identitas seseorang berdasarkan suatu ciri biometrika dengan suatu basis data acuan yang telah disiapkan sebelumnya. System mampu memutuskan apakah hasil pengenalan sah atau tidak, asli atau palsu. [2]. Salah satu metode penelitian yang bisa digunakan dalam membangun sebuah system tersebut adalah *deep learning*.

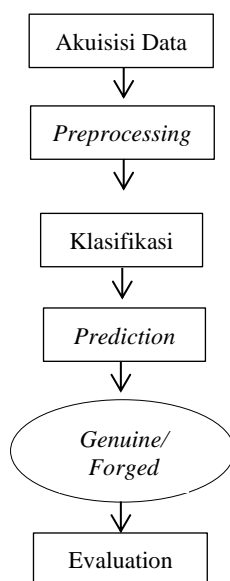
Beberapa penelitian menggunakan *deep learning* berbasis *image processing* telah banyak dilakukan untuk penelitian kasus ini. [3] dalam jurnalnya yang berjudul “*Signify: Signature Verification Technique using Convolutional Neural Network*” melakukan penelitian menggunakan 400 *genuine data signature 4 people* dengan metode *Inception-v3* menghasilkan akurasi 96,43%. Sedangkan [4] dalam jurnal “*Efficient Signatures Verification System Based on Artificial Neural Networks*” melakukan penelitian menggunakan tanda tangan 20 orang menggunakan metode *Artificial Neural Network* mendapatkan hasil nilai FAR 33,2% dan nilai FRR 29,73%. [5][5] dalam penelitian yang berjudul “*An Ensemble Based Offline Handwritten Signature Verification System*” menggunakan *dataset* tandatangan 85 orang dengan 6 tandatangan per orang (total 510 tanda tangan). Urutan metode penelitian ini dimulai dari akuisisi data, kemudian *preprocessing* meliputi (Conversion to binary complement signature, Removal of redundant bordering components, Adjustment of signatures spaces). Setelah itu, masuk ke proses ekstraksi fitur, kemudian proses klasifikasi dengan metode *FCM clustering technique*, *Naïve Bayes Classifier*, dan *SVM Classifier*. Dari hasil klasifikasi data *random forgery* menggunakan metode tersebut, didapatkan hasil akurasi 90.92% (FCM), 93.79% (*Naïve Bayes*), 89.25% (SVM). [6] dalam penelitian yang berjudul “*Offline Signature Recognition and Verification System Using Artificial Neural Network*” menggunakan 265 *dataset*. Urutan metode penelitian ini dimulai dari akuisisi data, kemudian *preprocessing* meliputi (*Image Resizing*, *Converting to Gray Scale Image*, *Background Elimination*, *Image Thinning*, *Boundary Bounded Image*). Setelah itu, masuk ke proses ekstraksi fitur, kemudian proses *binarization*,

*segmentation*, dan fitur *ekstraktion*. Terakhir, proses klasifikasi dengan metode *Artificial Neural Network*. Dari hasil klasifikasi data menggunakan metode tersebut, didapatkan hasil akurasi 95%.

Berdasarkan penelitian yang telah ada, penulis akan melakukan riset mengenai klasifikasi tanda tangan menggunakan algoritma *ResNet50* dan *VGG16*. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat mengelompokkan tanda tangan yang asli dan palsu, sehingga dapat memaksimalkan fungsi biometrik dengan akurat dan mengurangi angka pemalsuan tanda tangan.

## 2. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian yang dilakukan antara lain :



Gambar 1. Tahapan penelitian

Penelitian ini dimulai dengan tahap akuisisi data, kemudian dilanjutkan dengan *preprocessing*. Setelah itu, dilakukan *classification* dengan metode *VGG 16* dan *ResNet50*. Dari model yang sudah dibangun dengan kedua *architecture* tersebut, digunakan untuk memprediksi citra *signature*, termasuk dalam kelas *genuine* atau *forged*. Tahap terakhir yaitu evaluasi hasil dengan membandingkan nilai akurasi dan *confusion matrix* dari kedua metode yang digunakan. Berikut penjelasan tahapan penelitian yang telah dilakukan :

### a. Akuisisi Data

Sistem akuisisi data adalah suatu sistem yang berfungsi untuk mengambil, mengumpulkan dan menyiapkan data, hingga memprosesnya untuk menghasilkan data yang dikehendaki [7]. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *signature* yang didownload dari Kaggle ([https://www.kaggle.com/hashbanger/signatures-recognition-full?select=signatures\\_full](https://www.kaggle.com/hashbanger/signatures-recognition-full?select=signatures_full)). *Dataset* terbagi menjadi data *testing* dan data *training* dengan label *genuine* dan *forged*. *Dataset* diambil dari 55 orang, dengan

sample citra signature kelas *forged* dan *genuine* untuk data *training* sebanyak 20 citra per orang. Sedangkan untuk sample citra signature kelas *forged* dan *genuine* untuk data *testing* sebanyak 4 citra per orang. Berikut rincian *dataset* :

Tabel 1. Rincian *Dataset*

Data	<i>Forged</i>	<i>Genuine</i>
<i>Testing</i>	220	220
<i>Training</i>	1100	1100

### b. Preprocessing

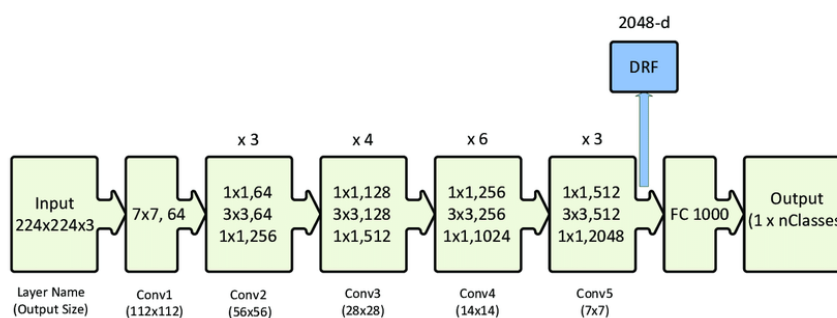
Pada tahap *preprocessing*, dilakukan *resize dataset* menjadi ukuran 224 x 224 *pixel*. Ukuran citra asli beragam, yaitu 582 x 582 *pixel*, 534 x 534 *pixel*, 300 x 300 *pixel* dan ukuran lainnya. Tujuan dari proses ini adalah untuk menyamakan ukuran citra sehingga mempermudah dalam proses klasifikasi. Berikut hasil dari proses *preprocessing* :



Gambar 2. Hasil *preprocessing*

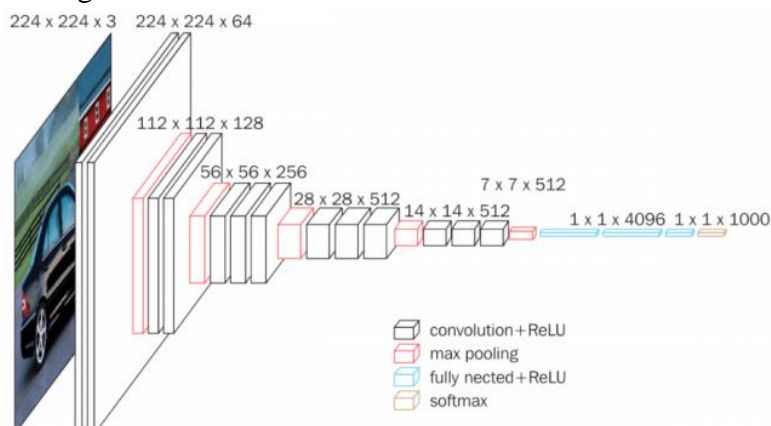
### c. Klasifikasi

Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *ResNet50* dan *VGG 16*. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *Python*. *Tools* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Google Colaboratory*. Berikut arsitektur algoritma *ResNet50*



Gambar 3. *Architecture ResNet50*

Berikut arsitektur algoritma *VGG 16* :



Gambar 4. *Architecture VGG16*

Dalam penelitian ini dilakukan *transfer learning* dari *ImageNet* yang terdiri dari 14 juta citra natural serta 1000 kategori. Selayaknya jaringan syaraf tiruan, model *CNN* juga menggunakan teknik propagasi maju dan propagasi balik. Propagasi maju dimulai dari input citra kemudian dilakukan *filter* berjenjang sesuai dengan *kernel convolution* pada setiap jenjangnya. Selain itu, pada setiap jenjangnya terdapat juga fungsi *pooling* yang mereduksi ukuran spasial inputnya. Proses propagasi maju kemudian diakhiri dengan *fully connected layer* (fc) yang merupakan tahapan pengklasifikasian untuk menentukan bobot akhir input sesuai kategorinya. Kemudian, propagasi balik akan melakukan *update* terhadap bobot-bobot yang ada dalam kernel *CNN* dan nilai bobot fc-nya berdasar pada *error* yang dihasilkan dari fungsi *loss* dengan menggunakan teknik *chain rule*.

Pelatihan model dilakukan dengan iterasi selama 10 *epoch* menggunakan optimasi *RMSProp* dan *ADAM*. *Activation = softmax* dan *reLU* digunakan sebagai fungsi aktivasi pada lapisan keluaran model jaringan syaraf tiruan yang memprediksi distribusi probabilitas multinomial. *Batch size* yang digunakan adalah 32 untuk menghemat memori selama pelatihan. *Batch* merupakan sekelompok data yang diproses oleh model pada setiap iterasinya. Fungsi *loss* yang digunakan adalah *categorical\_crossentropy* yang memperhitungkan bobot akhir dengan normalisasi *softmax* (0-1) dan jarak terhadap label.

Pada penelitian ini, telah dilakukan *eksperimen* dengan berbagai *hyperparameter* untuk memperoleh hasil terbaik. *Architecture* terbaik yang telah didapat akan disimpan sebagai model yang akan dipakai untuk *prediction*.

#### **d. Prediction**

Model yang telah dibentuk dari *architecture* yang digunakan (*VGG 16* dan *ResNet50*) akan disimpan dan digunakan untuk prediksi data citra. Dari hasil prediksi akan diperoleh bahwa citra tersebut akan masuk ke kelas *forged* atau *genuine*.

#### **e. Evaluation**

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan nilai akurasi, nilai *loss* dan waktu komputasinya. Hasil eksperimen dua model yang digunakan yaitu *ResNet50* dan *VGG*

16 akan dibandingkan untuk mendapatkan metode terbaik dalam klasifikasi citra *signature*. Berikut rumus untuk perhitungan nilai akurasi:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut adalah hasil *eksperimen* dengan 2 *architecture deep learning* :

#### 3.1. Architecture ResNet50

##### a. Model Summary

Tabel 2. Model summary ResNet50

Lapisan	Ukuran pixel	Parameter
<i>Input layer</i>	224 x 224 x 3	0
<i>Conv2D_1</i>	224, 224, 64	1792
<i>Conv2D_2</i>	224, 224, 64	36928
<i>MaxPooling2D</i>	112,112,64	0
<i>Conv2D_1</i>	112, 112, 128	73856
<i>Conv2D_2</i>	112, 112, 128	14758
<i>MaxPooling2D</i>	56, 56, 128	0
<i>Conv2D_1</i>	56, 56, 256	29516
<i>Conv2D_2</i>	56, 56, 256	59008
<i>Conv2D_3</i>	56, 56, 256	59008
<i>MaxPooling2D</i>	28, 28, 256	0
<i>Conv2D_1</i>	28, 28, 512	1180160
<i>Conv2D_2</i>	28, 28, 512	2359808
<i>Conv2D_3</i>	28, 28, 512	2359808
<i>MaxPooling2D</i>	14, 14, 512	0
<i>Conv2D_1</i>	14, 14, 512	2359808
<i>Conv2D_2</i>	14, 14, 512	2359808
<i>Conv2D_3</i>	14, 14, 512	2359808
<i>MaxPooling2D</i>	7, 7, 512	0
<i>Flatten</i>	25088	0
<i>FC1 (Dense)</i>	4096	102764544
<i>FC2 (Dense)</i>	4096	16781312
<i>Prediction (Dense)</i>	1000	4097000
<i>Flatten</i>	1000	0
<i>Dense</i>	2	2002

Total parameter : 138.359.546

*Trainable* parameter : 2002

*Non-trainable* parameter : 138.357.544

##### b. Akurasi

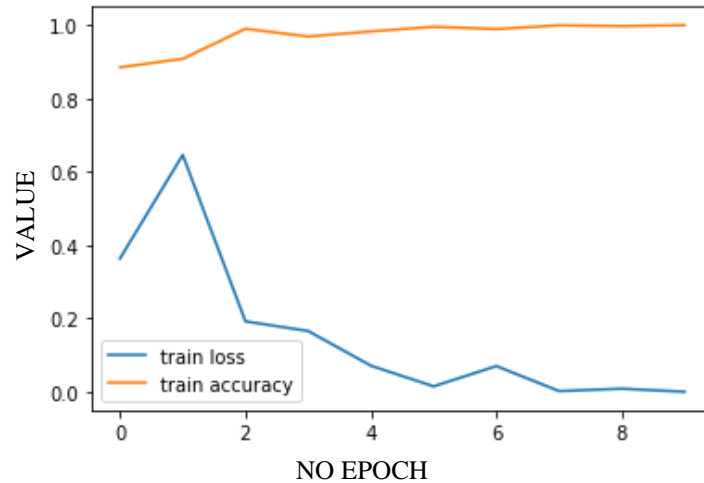
Akurasi yang didapat dengan algoritma *ResNet50*

Tabel 3. Akurasi ResNet50

<i>Epoch</i>	<i>Akurasi</i>	<i>Loss</i>
5	0.98	0.32
10	0.99	0.01

c. Grafik

Berikut adalah grafik nilai *train loss* dan *train accuracy* dari perhitungan dengan *architecture ResNet50*



Gambar 5. Grafik *train loss* dan *train accuracy ResNet50*

3.2. Architecture VGG16

a. Model Summary

Tabel 4. Model summary VGG16

<i>Lapisan</i>	<i>Ukuran pixel</i>	<i>Parameter</i>
<i>Input layer</i>	224, 224, 3	0
<i>Conv2D_1</i>	224, 224, 64	1792
<i>Conv2D_2</i>	224, 224, 64	36928
<i>MaxPooling2D</i>	112,112,64	0
<i>Conv2D_1</i>	112, 112, 128	73856
<i>Conv2D_2</i>	112, 112, 128	14758
<i>MaxPooling2D</i>	56, 56, 128	0
<i>Conv2D_1</i>	56, 56, 256	29516
<i>Conv2D_2</i>	56, 56, 256	59008
<i>Conv2D_3</i>	56, 56, 256	59008
<i>MaxPooling2D</i>	28, 28, 256	0
<i>Conv2D_1</i>	28, 28, 512	1180160
<i>Conv2D_2</i>	28, 28, 512	2359808
<i>Conv2D_3</i>	28, 28, 512	2359808
<i>MaxPooling2D</i>	14, 14, 512	0
<i>Conv2D_1</i>	14, 14, 512	2359808
<i>Conv2D_2</i>	14, 14, 512	2359808

<i>Conv2D_3</i>	14, 14, 512	2359808
<i>MaxPooling2D</i>	7, 7, 512	0
<i>Flatten</i>	25088	0
<i>Dense</i>	2	50178

Total parameter : 14.764.866

Trainable parameter : 50.178

Non-trainable parameter : 14.714.688

b. Akurasi

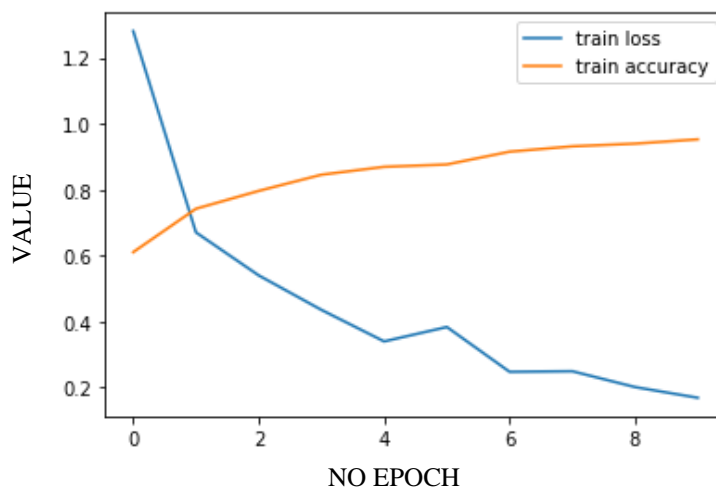
Akurasi yang didapat dengan *architecture VGG16*

Tabel 5. Akurasi *VGG16*

<i>Epoch</i>	<i>Akurasi</i>	<i>Loss</i>
5	0.87	0.32
10	0.96	0.12

c. Grafik

Berikut adalah grafik nilai *train loss* dan *train accuracy* dari perhitungan dengan *architecture VGG16*



Gambar 6. Grafik *train loss* dan *train accuracy VGG16*

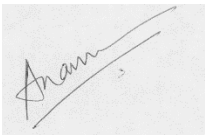
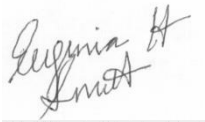
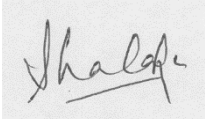
3.3. Prediction

Berikut adalah *prediction* dari model yang terbentuk pada arsitektur *ResNet50*

Tabel 6. Hasil Prediksi *ResNet50*

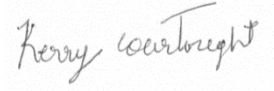
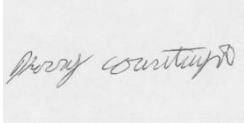

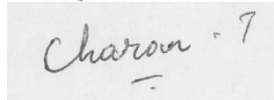
<b>Citra</b>	<b>Label asli</b>	<b>Prediksi</b>
	<i>Forged</i>	<i>Forged</i>



	<i>Genuine</i>	<i>Genuine</i>
	<i>Forged</i>	<i>Genuine</i>
	<i>Genuine</i>	<i>Forged</i>

Berikut adalah *prediction* dari model yang terbentuk pada arsitektur *VGG16*

Tabel 7. Hasil Prediksi *VGG16*

<b>Citra</b>	<b>Label asli</b>	<b>Prediksi</b>
	<i>Forged</i>	<i>Forged</i>
	<i>Genuine</i>	<i>Genuine</i>
	<i>Forged</i>	<i>Genuine</i>
	<i>Genuine</i>	<i>Forged</i>

### 3.4. Evaluation

Berikut adalah perbandingan hasil antara Architecture *ResNet50* dengan *VGG16* :

Tabel 8. Evaluation *ResNet50* dan *VGG16*

<b>Architecture</b>	<b>Epoch</b>	<b>Akurasi</b>	<b>Loss</b>	<b>Time</b>
<i>VGG16</i>	5	0.87	0.32	6756s
<i>VGG16</i>	10	0.96	0.12	13490s
<i>ResNet50</i>	5	0.98	0.32	7956s
<i>ResNet50</i>	10	0.99	0.01	15836s

Eksperimen menggunakan *architecture VGG16* dengan *epoch 5* menghasilkan nilai akurasi 0.87, nilai *loss* 0.32 dan waktu komputasi selama 6756 detik, sedangkan dengan *epoch 10* menghasilkan nilai akurasi 0.96, nilai *loss* 0.12 dan waktu komputasi selama 13490 detik.

Eksperimen menggunakan *architecture ResNet50* dengan *epoch 5* menghasilkan nilai akurasi 0.98, nilai *loss* 0.32 dan waktu komputasi selama 7956 detik, sedangkan

dengan *epoch* 10 menghasilkan nilai akurasi 0.99, nilai *loss* 0.01 dan waktu komputasi selama 15836 detik.

#### 4. KESIMPULAN

Pada penelitian mengenai *signature* menggunakan beberapa *hyperparameter*, antara lain : *epoch* 5 dan 10; *optimizers* ‘adam’, *loss* ‘*categorical\_crossentropy*’. Dari arsitektur dan *hyperparameter* yang diterapkan dalam klasifikasi citra *signature*, diperoleh hasil akurasi sebagai berikut : *ResNet50* dengan *epoch* 5 memberikan nilai akurasi 0.98, sedangkan *ResNet50* dengan *epoch* 10 memberikan nilai akurasi 0.99. Untuk arsitektur *VGG16* dengan *epoch* 5 memberikan nilai akurasi 0.87, sedangkan *VGG16* dengan *epoch* 10 memberikan nilai 0.96. Hasil eksperimen terbaik dalam klasifikasi kanker kulit adalah arsitektur *ResNet50* dengan *epoch* 10 yang menghasilkan nilai akurasi 0.99 dan nilai *loss* terkecil yaitu 0.01.

Dari kedua arsitektur yang digunakan, dilakukan prediksi terhadap *dataset*. Keduanya memberikan hasil citra *benign* terprediksi sebagai *benign*, citra *malignant* terprediksi sebagai *malignant*, citra *benign* terprediksi sebagai *malignant* dan citra *malignant* terprediksi sebagai *benign*. Hasil prediksi menunjukkan banyak *dataset* memiliki label prediksi sesuai dengan label asli. Hal itu merupakan pengaruh dari nilai akurasi yang tinggi dan nilai *loss* yang rendah.

*Novelty* dari penelitian yang penulis lakukan yaitu menggunakan 2 algoritma *deep learning* yang telah dilakukan modifikasi arsitektur dan *hyperparameter*nya. Selain itu *dataset* yang digunakan cukup banyak dan hasil akurasi lebih baik dari penelitian sebelumnya.

Untuk penelitian lanjutan, kami menyarankan untuk menggunakan metode *deep learning* yang lain dengan modifikasi pada *architecture layer* dan *hyperparameter* untuk mendapatkan hasil eksperimen yang lebih baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Kurniawan, N. Saidatin, H. Nugroho, I. Teknologi, and A. Tama, “Implementasi Shape Feature dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Tanda Tangan,” pp. 155–162.
- [2] A. Sefta and S. Hidayatulloh, “Verifikasi Citra Tanda Tangan Menggunakan Metode Prewitt dan Learning Vector Quantization,” *J. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 202–210, 2018.
- [3] A. M. C. Laylo, M. D. A. Decillo, L. A. F. Boo, and J. S. Sarmiento, “Signify: Signature verification technique using convolutional neural network,” *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 1763–1767, 2019.
- [4] H. Said-Ahmed, “Efficient Signatures Verification System Based on Artificial Neural Networks,” vol. 4, no. 1, pp. 1–10, 2020.
- [5] A. Deka and L. B. Mahanta, “An Ensemble Based Offline Handwritten Signature Verification System,” vol. 8, no. December, pp. 902–914, 2020.
- [6] A. U. Rehman, S. ur Rehman, Z. H. Babar, M. K. Qadeer, and F. A. Seelro, “Offline Signature Recognition and Verification System Using Artificial Neural Network,” *Univ. Sindh J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 73–80, 2018.
- [7] A. Aziz, A. Shiddiq, S. Setiowati, and A. Y. Atmojo, “Akuisisi Data Pengukuran

Temperatur Berbasis LABVIEW,” *Pros. Semin. Nas. Tek. Elektro Vol. 5 Tahun 2020*, vol. 5, pp. 224–227, 2020.