

# Prediksi Skor *Big Five Personality* berdasarkan Tulisan Tangan menggunakan VGG19 berbasis *Mobile*

## *Mobile-based Big Five Personality Score Prediction from Handwriting using VGG19*

<sup>1</sup>Maharani Sekar Hapsari\*, <sup>2</sup>Salamun Rohman Nudin

<sup>1,2</sup>Program Studi Terapan Manajemen Informatika, Fakultas Vokasi, Universitas Negeri Surabaya

<sup>1,2</sup>Jl. Ketintang, Kecamatan Gayungan, Kota Surabaya, Jawa Timur, Indonesia

\*e-mail: [maharanisekarh@gmail.com](mailto:maharanisekarh@gmail.com)\*, [salamunrohman@unesa.ac.id](mailto:salamunrohman@unesa.ac.id)

(*received*: 30 April 2026, *revised*: 30 May 2026, *accepted*: 31 May 2026)

### Abstrak

Tulisan tangan merupakan pendekatan non-verbal yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi karakter individu. Namun, cara manual untuk identifikasi skor masih memiliki unsur subjektif dan memerlukan keterampilan khusus, sehingga diperlukan pendekatan otomatis yang lebih objektif, efisien, dan konsisten. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem untuk memprediksi skor kepribadian berdasarkan citra tulisan tangan. Dimensi kepribadian yang digunakan mengacu pada *Big Five Personality*, yaitu *Openness*, *Conscientiousness*, *Extraversion*, *Agreeableness*, dan *Neuroticism*. Metodologi penelitian menerapkan adaptasi CRISP-DM yang meliputi tahap pemahaman terhadap bisnis, analisis data, persiapan data, pengembangan model, evaluasi, dan implementasi sistem. Penelitian ini menggunakan arsitektur VGG19 dengan membandingkan tiga optimasi, yaitu Adam, SGD, dan RMSProp. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa optimasi RMSProp menghasilkan performa terbaik pada *dataset* validasi dengan nilai MSE sebesar 0,0128, MAE sebesar 0,0930, RMSE sebesar 0,1133, PCC sebesar 0,4648, dan akurasi sebesar 90,70%. Model VGG19 dengan optimasi RMSProp sebagai optimasi terbaik selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* yang dapat menerima input citra tulisan tangan dan menghasilkan analisis prediksi skor kepribadian. Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi *Deep Learning* dan aplikasi *mobile* berpotensi menjadi solusi praktis dalam prediksi skor *Big Five Personality* berdasarkan tulisan tangan.

**Kata kunci:** *big five personality*, *deep learning*, tulisan tangan, aplikasi *mobile*, VGG19

### Abstract

*Handwriting represents a non-verbal behavioral cue that can be used to identify individual personality characteristics. However, conventional manual assessment of personality scores is inherently subjective and requires specialized expertise, highlighting the need for a more objective, efficient, and consistent automated approach. This study aims to develop a system for predicting personality trait scores from handwriting images. The personality assessment is based on the Big Five Personality model, comprising Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, and Neuroticism. The research methodology adopts an adapted Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework, including the stages of business understanding, data understanding, data preparation, model development, evaluation, and system implementation. The proposed system employs the VGG19 deep learning architecture and compares the performance of three optimization algorithms: Adam, Stochastic Gradient Descent (SGD), and RMSProp. The evaluation results demonstrate that RMSProp achieved the best performance on the validation dataset, with a Mean Squared Error (MSE) of 0.0128, Mean Absolute Error (MAE) of 0.0930, Root Mean Squared Error (RMSE) of 0.1133, Pearson Correlation Coefficient (PCC) of 0.4648, and an accuracy of 90.70%. The VGG19 model optimized with RMSProp was subsequently deployed in a mobile application capable of receiving handwriting image inputs and generating predicted Big Five personality trait scores. These findings demonstrate that integrating deep learning with mobile applications offers a practical and effective solution for predicting Big Five personality trait scores from handwriting images.*

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

**Keywords:** *big five personality, deep learning, handwriting, mobile application, VGG19*

## 1 Pendahuluan

Kepribadian merupakan aspek penting yang memengaruhi cara individu berpikir, berperilaku, dan berinteraksi dengan lingkungannya [1]. Selama ini, penilaian kepribadian umumnya dilakukan menggunakan metode *self-report* seperti kuesioner serta wawancara psikologis, di mana wawancara merupakan salah satu metode umum dalam asesmen psikologi untuk memperoleh informasi individu [2]. Metode dengan instrumen *self-report* rentan terhadap *social desirability bias*, yaitu kecenderungan individu memberikan tanggapan yang dianggap baik secara sosial, sehingga dapat memengaruhi objektivitas hasil penilaian [3]. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan alternatif yang lebih efisien, objektif, dan berbasis data.

Adapun pendekatan yang dapat digunakan adalah prediksi skor kepribadian berdasarkan tulisan tangan atau grafologi, yaitu studi terhadap karakteristik tulisan tangan untuk memperoleh gambaran aspek kepribadian seseorang [4]. Tulisan tangan setiap individu memiliki pola yang unik, sehingga bentuk huruf, tekanan tulisan, dan pola goresan berpotensi mencerminkan kecenderungan psikologis tertentu. Penelitian ini menggunakan kerangka *Big Five Personality* yang menyediakan cara sederhana dan efektif untuk memahami kepribadian menggunakan lima ciri kepribadian inti yaitu *Neuroticism, Conscientiousness, Openness, Agreeableness, dan Extraversion* [5].

Seiring perkembangan kecerdasan buatan, prediksi kepribadian berdasarkan tulisan tangan dapat dilakukan secara otomatis menggunakan *Deep Learning* yaitu sebuah pendekatan pembelajaran mesin yang didasarkan pada jaringan saraf tiruan [6]. Salah satu metode yang efektif dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN menerima gambar sebagai masukan dan meneruskannya ke neuron untuk mengekstraksi serta melatih fitur-fitur seperti bobot dan bias [7]. CNN terbukti efektif dalam mengekstraksi fitur visual dan melakukan pengenalan objek pada berbagai domain [8]. Salah satu arsitektur CNN yang memiliki performa baik dalam mengekstraksi fitur visual adalah *Visual Geometry Group 19 (VGG19)*. Penelitian sebelumnya pada menunjukkan bahwa arsitektur VGG19 telah diterapkan pada metode CNN untuk melakukan klasifikasi citra digital [9]. VGG19 terdiri atas 16 lapisan konvolusional dan 3 lapisan *fully connected* [10]. Untuk memperoleh performa optimal, proses pelatihan model juga memerlukan optimasi [11] yang tepat, seperti Adam [12], SGD [13], dan RMSProp [12].

Berdasarkan penjabaran di atas, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi skor *Big Five Personality* berdasarkan citra tulisan tangan berbahasa Inggris menggunakan model VGG19 serta membandingkan tiga optimasi untuk memperoleh performa terbaik. Model dengan optimasi terbaik selanjutnya diterapkan pada aplikasi *mobile* [14]. Penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi untuk kemajuan psikologi komputasional serta menyediakan sistem prediksi skor kepribadian yang lebih cepat, objektif, dan mudah diakses.

## 2 Tinjauan Literatur

Berbagai penelitian terkini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *deep learning* telah menjadi arah utama dalam prediksi kepribadian berdasarkan tulisan tangan, terutama dengan memanfaatkan citra sebagai sumber informasi utama. Penelitian B. S. Puttaswamy dkk. (2025) memperlihatkan bahwa kombinasi arsitektur *Fine DenseNet* dengan AMDLSTM-CTC mampu menghasilkan performa yang sangat tinggi melalui ekstraksi fitur yang mendalam serta dukungan teknik *preprocessing* seperti *Modified Wiener Filter* dan *Intensity Level Adaptive Histogram Equalization* [15]. Meskipun demikian, kompleksitas model yang tinggi menjadi kendala dalam implementasi praktis, terutama pada perangkat dengan kapasitas sumber daya terbatas seperti aplikasi *mobile*. Selain itu, penggunaan *dataset* terbatas pada penutur *non-native* bahasa Inggris juga membatasi kemampuan generalisasi model terhadap populasi dengan karakteristik yang lebih beragam.

Di sisi lain, penelitian S. Checker dkk. (2025) melalui pengembangan *dataset HiEnWrite* memberikan kontribusi penting dengan menghadirkan *dataset* tulisan tangan *bilingual* Hindi–Inggris serta mengevaluasi berbagai model *convolutional neural network* dan *transfer learning* [16]. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa arsitektur VGG19 memiliki performa terbaik, namun nilai korelasi yang masih berada pada tingkat sedang mengindikasikan bahwa kemampuan prediktif model

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

belum optimal. Selain itu, penelitian ini lebih berfokus pada evaluasi model tanpa mengarah pada implementasi sistem secara nyata, sehingga masih menyisakan ruang pengembangan pada aspek penerapan.

Pendekatan lain yang lebih sederhana ditunjukkan penelitian yang dilakukan oleh A. Remaida dkk. (2023) yang menggunakan *artificial neural network* (ANN) berbasis *multi-layer perceptron* dengan fitur grafologis yang diekstraksi secara manual [17]. Pendekatan ini memiliki keunggulan dari sisi interpretabilitas dan efisiensi komputasi, namun menunjukkan kelemahan signifikan pada kemampuan generalisasi akibat ukuran *dataset* yang terbatas, yang tercermin dari perbedaan mencolok antara akurasi *dataset* pelatihan dan *dataset* validasi. Hal ini menegaskan bahwa metode berbasis fitur manual kurang mampu menangkap kompleksitas pola tulisan tangan dibandingkan pendekatan *deep learning*.

Sementara itu, penelitian oleh Maulana dkk. (2023) menggunakan metode *Euclidean Distance* menunjukkan bahwa pendekatan klasik masih dapat memberikan hasil yang cukup baik pada skala kecil, tetapi sangat terbatas dalam memodelkan hubungan *non-linear* antara karakteristik tulisan dan kepribadian, serta tidak mampu bekerja optimal pada *dataset* yang lebih besar dan beragam [18]. Secara keseluruhan, rangkaian penelitian tersebut menunjukkan bahwa meskipun telah terdapat kemajuan signifikan dalam pemanfaatan model *deep learning*, masih terdapat beberapa celah yang belum banyak dieksplorasi, khususnya terkait optimalisasi model yang memiliki keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi, peningkatan kemampuan generalisasi pada *dataset* yang lebih spesifik (misalnya hanya bahasa Inggris), serta implementasi model ke dalam sistem nyata seperti aplikasi *mobile*. Oleh karena itu, penelitian ini ditujukan pada pengembangan dan optimalisasi penggunaan arsitektur VGG19 untuk deteksi kepribadian berbasis tulisan tangan dengan mempertimbangkan aspek efisiensi, generalisasi, dan potensi implementasi dalam lingkungan aplikasi yang lebih praktis.

### 3 Metode Penelitian

Metodologi yang digunakan mengadaptasi dari metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). CRISP-DM merupakan model proses standar untuk proyek *data mining* dan *data science* yang memberikan panduan secara sistematis. Model ini membantu tim *data science* untuk mengelola proyek secara terstruktur dengan tahapan yang jelas, serta dapat diterapkan lintas industri [19]. Adapun tahapan metodologi ini dijabarkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur metodologi CRISP-DM

#### 3.1 Identifikasi Permasalahan

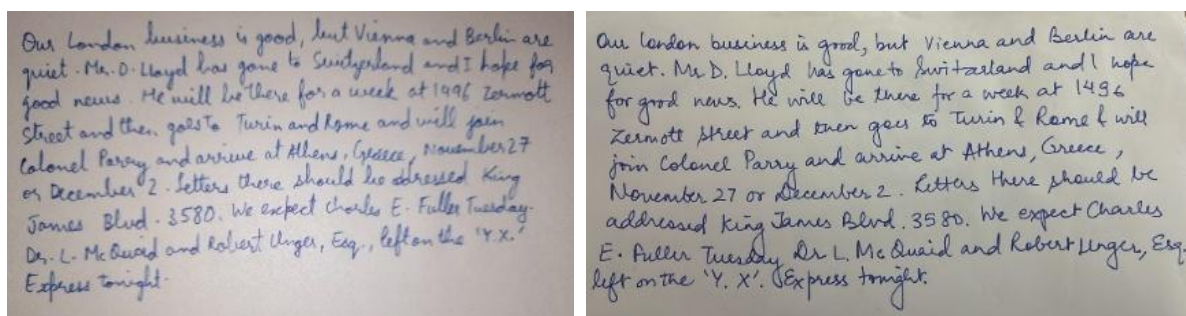
Tahapan identifikasi permasalahan diawali dengan mengidentifikasi dan memahami permasalahan yang akan dikaji, kemudian dilanjutkan dengan penyusunan rumusan masalah yang jelas dan terukur. Setelah rumusan masalah disusun, selanjutnya ditetapkan tujuan penelitian sebagai bentuk arah capaian yang ingin diraih, serta manfaat penelitian yang menggambarkan kontribusi dari hasil penelitian secara teoritis dan secara praktis. Seluruh tahapan analisis ini diperkuat dengan studi literatur yang relevan sehingga penelitian memiliki landasan ilmiah yang kuat dan terarah.

#### 3.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dua jenis *dataset*, yaitu *dataset* untuk pelatihan model dan *dataset* untuk pengujian model. *Dataset* pertama, yang ditunjukkan pada Gambar 2, digunakan untuk proses pelatihan model. *Dataset* ini terdiri atas 327 citra tulisan tangan berbahasa Inggris. Setiap citra sudah memiliki label anotasi untuk lima dimensi *Big Five Personality* yang kemudian berfungsi sebagai

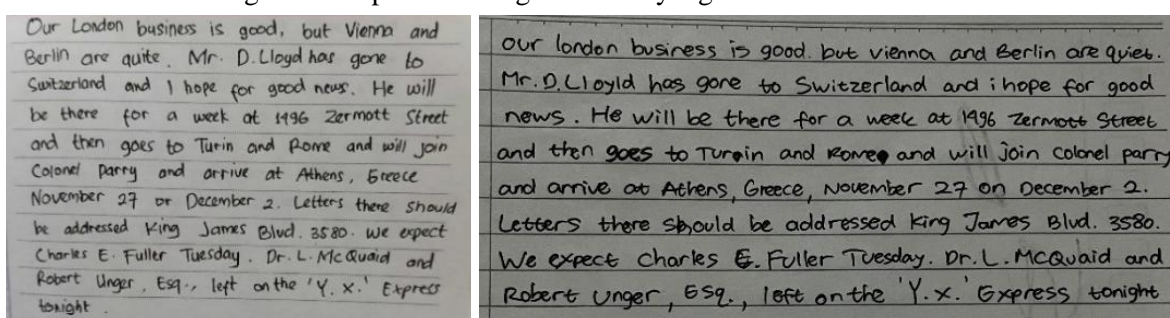
<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

label anotasi pada proses pelatihan dan evaluasi model. Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua dengan rasio 9:1 sebagai *dataset* pelatihan dan *dataset* validasi.



Gambar 2 Contoh Dataset Pelatihan

*Dataset* kedua pada Gambar 3, digunakan sebagai tambahan variasi pengujian model pada aplikasi *mobile* merupakan *dataset* yang diperoleh melalui kuesioner dari 35 responden. Setiap responden diminta untuk mengisi kuesioner *Big Five Inventory-2 Short* (BFI-2-S) [20] sebagai instrumen pengukuran kepribadian yang mencakup lima dimensi utama, sesuai dengan karakteristik masing-masing individu, serta mengunggah tulisan tangan sesuai ketentuan. *Dataset* ini selanjutnya akan digunakan sebagai variasi *dataset* pengujian untuk memprediksi skor *Big Five Personality* pada sistem dan membandingkan hasil prediksi dengan anotasi yang asli.



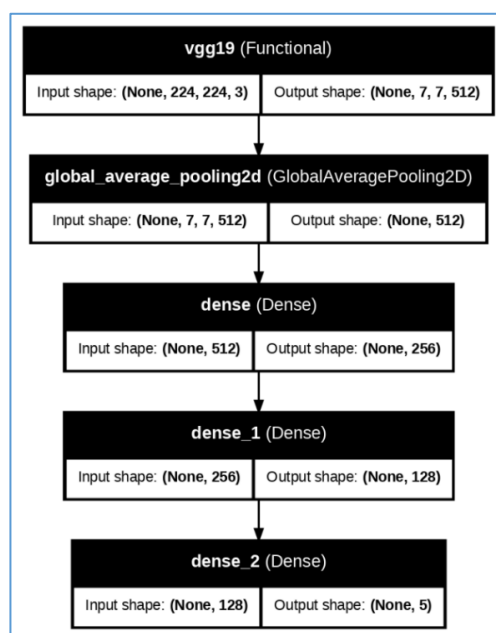
Gambar 3 Contoh dataset pengujian

### 3.3 Persiapan Data

Tahapan pertama dalam persiapan data dilakukan dengan pemisahan data citra tulisan tangan bahasa Inggris yang berjumlah 327 citra. Kemudian dilakukan normalisasi label menjadi rentang 0-1 agar selaras dengan fungsi aktivasi sigmoid. Setiap citra kemudian diubah ukuran menjadi 224 x 224 piksel untuk menyesuaikan input model VGG19 [21]. Selain itu, diterapkan augmentasi citra menggunakan *Image Generator* berupa rotasi sebesar  $2^\circ$ , pergeseran horizontal dan vertikal sebesar 0,2, serta *zoom* sebesar 0,5. Teknik ini bertujuan meningkatkan variasi *dataset* pelatihan, mengurangi overfitting, serta meningkatkan kemampuan generalisasi model dengan tetap mempertahankan karakteristik visual tulisan tangan [8]. Proses augmentasi dilakukan secara otomatis selama pelatihan model melalui transformasi citra yang telah ditentukan sebelumnya.

### 3.4 Pemodelan VGG19

Model prediksi penelitian ini dibangun dengan pendekatan *transfer learning* [22] dengan memanfaatkan arsitektur VGG19 yang ditunjukkan pada Gambar 4. Arsitektur ini memiliki 19 lapisan, yaitu 16 *convolutional layers* serta 3 *fully connected layers*. Ciri utama VGG19 adalah penerapan kernel kecil ( $3 \times 3$ ) yang ditumpuk secara berurutan, yang memungkinkan ekstraksi fitur visual secara mendalam dan meningkatkan representasi hierarkis citra [21]. Selanjutnya ditambahkan lapisan Global Average Pooling 2D, dua lapisan Dense berukuran 256 dan 128 neuron dengan aktivasi ReLU [23], serta lapisan *output* sebanyak 5 neuron beraktivasi sigmoid [24] untuk memprediksi skor *Big Five Personality*.



**Gambar 4** Arsitektur model

Pelatihan dilakukan dalam tiga skenario, yaitu menggunakan optimasi Adam, SGD, dan RMSProp dengan menggunakan 100 epoch, batch size 32, serta learning rate 0,0001 sebagaimana yang ditunjukkan Tabel 1.

**Tabel 1** Skenario pelatihan model

Skenario	Epoch	Batch Size	Learning Rate	Optimasi
1	100	32	0,0001	Adam
2	100	32	0,0001	SGD
3	100	32	0,0001	RMSProp

### 3.5 Evaluasi Kinerja Model

Kinerja model dievaluasi dengan mengukur lima metrik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) [25], *Mean Squared Error* (MSE) [25], *Root Mean Squared Error* (RMSE) [25], *Pearson Correlation Coefficient* (PCC)[26], dan akurasi berbasis MAE. Berikut adalah persamaan (1), (2), (3), (4), (5) evaluasi yang digunakan :

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2 \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |X_i - Y_i| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2} \quad (3)$$

$$PCC = \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

$$\text{Akurasi MAE} = (1 - MAE) \times 100\% \quad (5)$$

### 3.6 Implementasi Sistem

Tahap implementasi sistem berfokus pada proses pembangunan aplikasi berbasis *mobile* menggunakan *framework* Flutter [14] dan menggunakan *database* SQLite [27]. Tahap awal pengembangan sistem diawali dengan desain sistem yang mencakup analisis kebutuhan, analisis input dan output, serta penyusunan alur kerja sistem. Setelah proses perancangan selesai, selanjutnya dilakukan implementasi sistem sebagai penerapan rancangan sistem yang telah dirancang sebelumnya menjadi sebuah aplikasi yang dapat digunakan oleh pengguna. Pada tahap akhir, dilakukan pengujian sistem untuk memastikan bahwa semua fitur yang dikembangkan berfungsi dengan baik dan memenuhi kebutuhan yang ada.

## 4 Hasil dan Pembahasan

Hasil dan pembahasan menampilkan hasil temuan penelitian ini dari dua tahap utama pada penelitian ini, yaitu pengembangan model dan implementasi model pada *mobile* serta pembahasan hasil pengujian melalui tiga skenario yang telah dilakukan.

### 4.1 Evaluasi Performa Model Berdasarkan Optimasi

Bagian ini menyajikan hasil dari proses pengembangan model yang telah dilakukan. Pengembangan tersebut melibatkan penggunaan optimasi selama proses pelatihan untuk menentukan optimasi yang memberikan kinerja terbaik. Hasil dari pengembangan model tersebut disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2 Evaluasi performa pelatihan**

Metrik	Adam	SGD	RMSProp
MSE	<b>0,0137</b>	0,0169	0,0144
MAE	<b>0,0935</b>	0,1028	0,0963
RMSE	<b>0,1173</b>	0,1302	0,1199
PCC	<b>0,4252</b>	0,2917	0,3908
Akurasi	<b>90,65%</b>	89,72%	90,37%
<i>Train Time</i>	641 detik	2.079 detik	<b>476 detik</b>

Pada data pelatihan, optimasi Adam menunjukkan performa terbaik pada sebagian besar metrik. Adam memperoleh nilai MSE sebesar 0,0137, MAE sebesar 0,0935, dan RMSE sebesar 0,1173 yang merupakan nilai terendah dibanding optimasi lain. Selain itu, nilai PCC Adam sebesar 0,4252 menjadi yang tertinggi, serta akurasi mencapai 90,65%. Namun, dari sisi waktu pelatihan, RMSProp lebih cepat dengan waktu 476 detik, sedangkan Adam membutuhkan 641 detik dan SGD menjadi yang paling lama yaitu 2.079 detik.

**Tabel 3 Evaluasi performa validasi**

Metrik	Adam	SGD	RMSProp
MSE	0,0131	0,0151	<b>0,0128</b>
MAE	0,0942	0,0970	<b>0,0930</b>
RMSE	0,1145	0,1229	<b>0,1133</b>
PCC	0,4618	0,3728	<b>0,4648</b>
Akurasi	90,58%	90,30%	<b>90,70%</b>
<i>Val Time</i>	<b>2,22 detik</b>	2,40 detik	2,53 detik

Pada Tabel 3 performa data validasi, optimasi RMSProp memberikan performa terbaik secara keseluruhan. RMSProp memperoleh nilai MSE sebesar 0,0128, MAE sebesar 0,0930, dan RMSE sebesar 0,1133 yang merupakan nilai terbaik dibanding optimasi lainnya. Nilai PCC RMSProp sebesar 0,4648 juga menjadi yang tertinggi, diikuti Adam sebesar 0,4618. Selain itu, RMSProp menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 90,70%. Waktu evaluasi ketiga optimasi relatif tidak berbeda jauh, yaitu antara 2,22 hingga 2,53 detik.

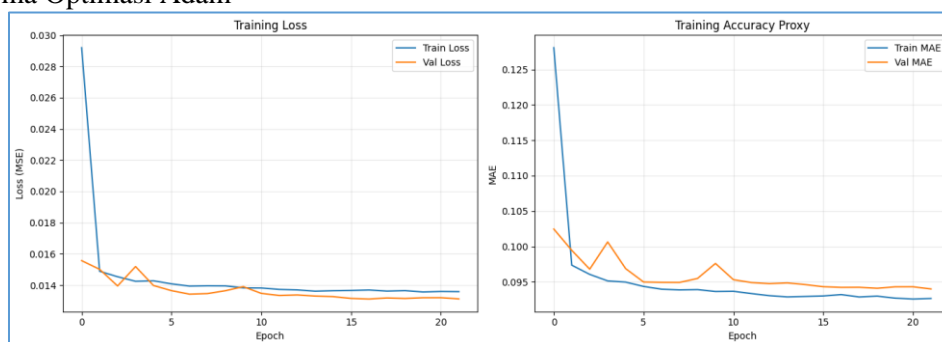
Secara umum, Adam menghasilkan performa pembelajaran yang baik pada data pelatihan, yang mengindikasikan kemampuan model dalam mempelajari pola data pelatihan secara efektif. Namun, pada data validasi RMSProp menghasilkan nilai MSE, MAE, dan RMSE yang lebih rendah serta nilai

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

PCC dan akurasi yang lebih tinggi dibanding optimasi lainnya. Oleh karena itu, RMSProp dipilih sebagai optimasi terbaik untuk implementasi model pada penelitian ini.

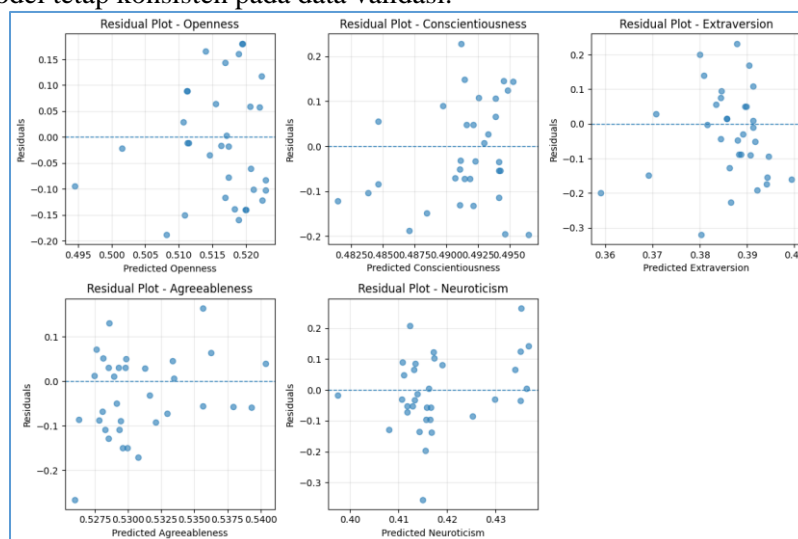
Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki performa yang lebih baik dibandingkan penelitian oleh S. Checker dkk. (2025) [16]. Pada penelitian terdahulu, arsitektur VGG19 menghasilkan nilai *validation loss* (MSE) sebesar 0,014, RMSE sebesar 0,120, dan PCC sebesar 0,411, sedangkan pada penelitian ini diperoleh nilai *validation loss* (MSE) sebesar 0,0128, RMSE sebesar 0,1133, dan PCC sebesar 0,4648. Perbandingan tersebut menunjukkan bahwa model pada penelitian ini mampu menurunkan tingkat error serta meningkatkan korelasi prediksi.

- Performa Optimasi Adam



Gambar 5 Grafik performa adam

Berdasarkan Gambar 5, pada epoch awal grafik *Training Loss* menunjukkan penurunan yang cukup tajam, kemudian mulai stabil pada epoch berikutnya. Nilai *train loss* dan *validation loss* berada pada rentang yang berdekatan, sehingga menandakan model belajar dengan baik tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Stabilitasnya kurva pada epoch akhir menunjukkan proses pelatihan telah mencapai konvergensi. Pada grafik *Training Accuracy Proxy* (MAE), nilai MAE data pelatihan dan validasi juga mengalami penurunan pada awal pelatihan, kemudian cenderung stabil pada epoch selanjutnya. Hasil ini menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model semakin menurun selaras dengan bertambahnya epoch serta performa model tetap konsisten pada data validasi.

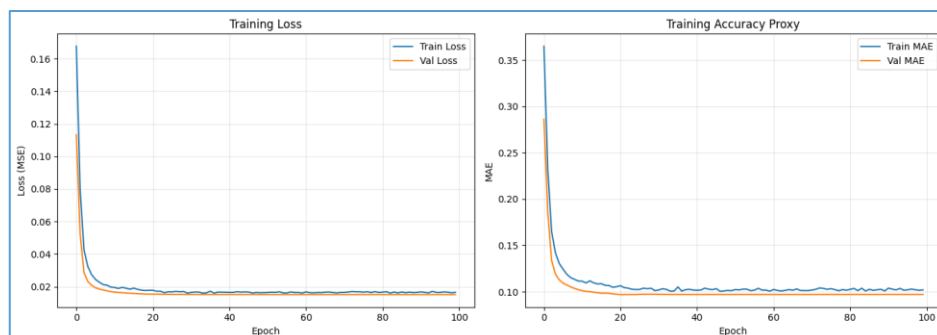


Gambar 6 Residual plot adam

Residual plot pada Gambar 6 digunakan untuk melihat selisih antara nilai aktual dan hasil prediksi pada masing-masing dimensi *Big Five Personality*. Secara umum, titik residual berada di sekitar garis nol, yang memperlihatkan model tidak memiliki bias prediksi yang besar. Namun, masih terdapat beberapa titik yang cukup jauh dari garis nol, terutama pada dimensi *Extraversion* dan *Neuroticism*, sehingga menunjukkan adanya beberapa sampel dengan kesalahan prediksi lebih tinggi. Pada dimensi *Openness*, *Conscientiousness*, dan

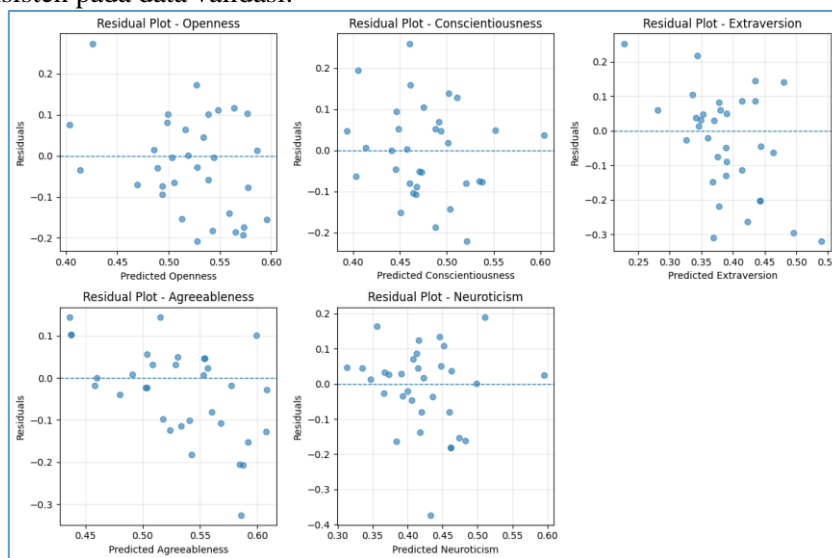
*Agreeableness*, sebaran residual relatif lebih merata dan dekat dengan garis nol, sehingga prediksi model pada ketiga dimensi tersebut cenderung lebih stabil. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa model telah memiliki performa baik dengan tingkat error yang rendah serta kemampuan generalisasi yang cukup baik.

- Performa Optimasi SGD



Gambar 7 Grafik performa SGD

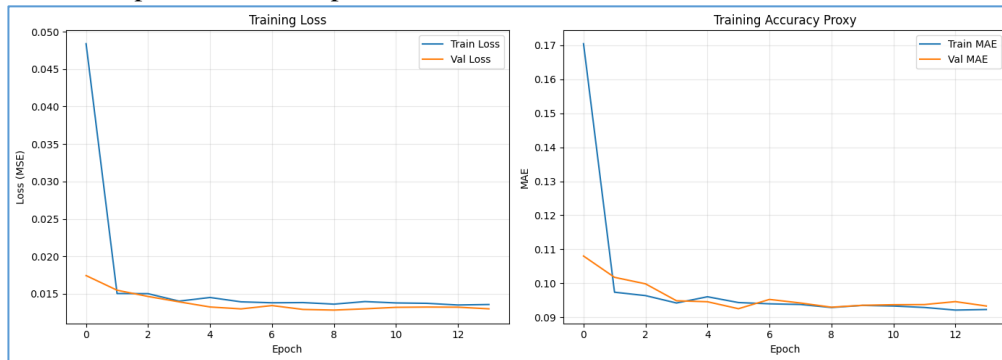
Berdasarkan Gambar 7, optimasi SGD menunjukkan performa pelatihan yang stabil dan efektif. Pada grafik *Training Loss*, nilai *train loss* dan *validation loss* mengalami penurunan sangat tajam pada epoch awal, kemudian menurun secara perlahan hingga stabil pada epoch berikutnya. Kedua kurva berada pada jarak yang berdekatan, sehingga menunjukkan jika model berhasil mempelajari pola data dengan baik tanpa menunjukkan tanda-tanda *overfitting* yang berarti. Kondisi ini menandakan Adam memiliki kemampuan konvergensi yang cepat dalam menemukan bobot optimal. Pada grafik *Training Accuracy Proxy* (MAE), nilai MAE data pelatihan dan validasi juga menurun drastis pada awal pelatihan, kemudian stabil di kisaran rendah hingga akhir epoch. Hal ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model semakin menurun seiring proses pelatihan dan performa model tetap konsisten pada data validasi.



Gambar 8 Residual plot SGD

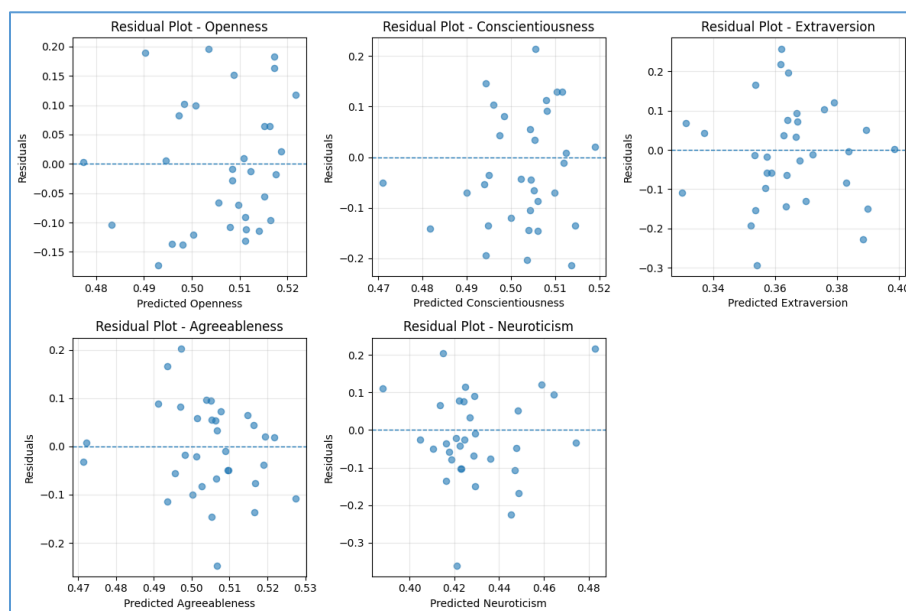
Hasil residual plot pada Gambar 8 di lima dimensi *Big Five Personality* menunjukkan sebagian besar titik berada di sekitar garis nol. Kondisi ini menunjukkan prediksi model cukup akurat dan tidak menghasilkan bias yang besar. Pada dimensi *Openness*, *Conscientiousness*, dan *Agreeableness*, sebaran residual relatif merata sehingga prediksi lebih stabil. Pada dimensi *Extraversion* dan *Neuroticism* masih terdapat beberapa titik residual yang cukup jauh dari garis nol, yang menunjukkan adanya sampel dengan kesalahan prediksi lebih tinggi.

- Performa Optimasi RMSProp



**Gambar 9 Grafik performa RMSProp**

Berdasarkan grafik *learning curve* pada Gambar 9, nilai *training loss* dan *validation loss* menunjukkan penurunan yang tajam pada epoch awal, kemudian cenderung stabil selaras dengan bertambahnya epoch. Kondisi ini menunjukkan bahwa model telah mencapai keadaan konvergen. Perbedaan nilai antara *training loss* dan *validation loss* yang relatif kecil menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa pada data validasi, sehingga risiko *overfitting* rendah dan kemampuan generalisasi tergolong baik. Hal ini juga didukung oleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) pada data pelatihan dan data validasi yang menampilkan tren penurunan yang konsisten serta memiliki nilai yang saling berdekatan, sehingga menandakan bahwa model mempelajari pola secara stabil dan mampu menghasilkan prediksi yang cukup akurat.



**Gambar 10 Residual plot RMSProp**

Analisis residual pada Gambar 10 dilakukan untuk mengevaluasi distribusi error pada setiap dimensi *Big Five Personality*. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa residual pada beberapa dimensi, seperti *Openness* dan *Agreeableness*, tersebar acak di sekitar garis nol tanpa membentuk pola tertentu, yang menandakan bahwa model tidak memiliki bias sistematis dan mampu melakukan prediksi dengan baik pada dimensi tersebut. Namun, pada dimensi *Extraversion* dan *Neuroticism*, terlihat bahwa sebaran residual lebih luas serta terdapat beberapa nilai outlier, yang menandakan bahwa model masih mengalami ketidakstabilan dalam memprediksi kedua dimensi tersebut. Secara keseluruhan, model yang dikembangkan menunjukkan performa yang cukup baik dengan tingkat error yang relatif rendah dan kemampuan generalisasi yang memadai, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan pada beberapa dimensi tertentu.

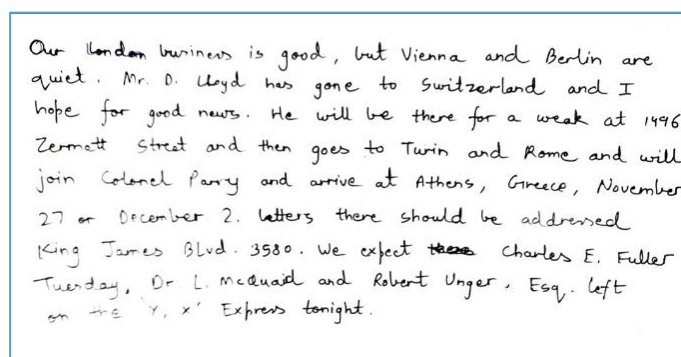
Secara keseluruhan, ketiga optimasi menampilkan hasil yang baik selama proses pelatihan, ditunjukkan dengan penurunan *loss* yang konsisten, pengurangan nilai MAE, dan distribusi residual yang penyebarannya mendekati nol. Optimasi Adam berhasil memberikan konvergensi yang cepat dan stabil, sedangkan optimasi SGD menunjukkan proses pelatihan yang konsisten dengan generalisasi yang baik. Di sisi lain, RMSProp menghasilkan kinerja paling efisien dengan selisih kecil antara *training loss* dan *validation loss* serta prediksi yang cukup akurat. Temuan ini selaras dengan hasil evaluasi sebelumnya, yang menunjukkan RMSProp sebagai optimasi terbaik.

## 4. 2 Hasil Skenario Pengujian

Skenario pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model dalam memprediksi skor kepribadian melalui tiga kondisi, yaitu kesesuaian antara anotasi asli dengan hasil prediksi, pengaruh variasi pencahayaan pada citra tulisan tangan, serta kemampuan model dalam mengenali tulisan tangan digital.

- **Pengujian Kesesuaian Anotasi Asli dengan Prediksi**

Pengujian ini dilakukan untuk memprediksi kepribadian berdasarkan citra tulisan tangan yang telah memiliki anotasi dari *dataset* pelatihan yang digunakan. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengevaluasi tingkat kesesuaian antara prediksi model dengan anotasi aslinya serta dapat menjadi landasan sebelum melakukan pengujian kompleks lainnya. Pada Gambar 11 merupakan contoh pengujian menggunakan data yang bernama 4e.jpg dari *dataset* pelatihan.



Gambar 11 Skenario pengujian 1

Tabel 4 Perbandingan antara anotasi asli dan prediksi model

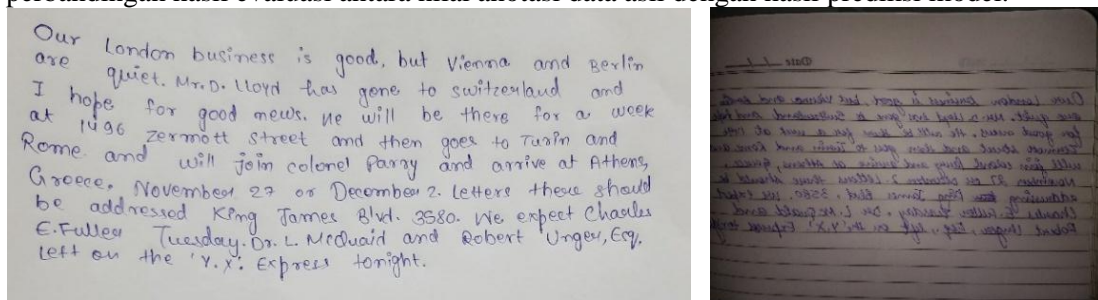
Dimensi	Anotasi	Prediksi	Selisih
<i>Openness</i>	0,40	0,50	0,10
<i>Conscientiousness</i>	0,58	0,53	0,05
<i>Extraversion</i>	0,44	0,40	0,04
<i>Agreeableness</i>	0,54	0,54	0,00
<i>Neuroticism</i>	0,38	0,45	0,07

Tabel 4 merupakan perbandingan antara nilai anotasi asli dengan hasil prediksi model oleh sistem yang menunjukkan bahwa model mampu memprediksi skor yang cukup mendekati nilai anotasi asli. Hal ini ditampilkan oleh nilai selisih yang relatif kecil pada setiap dimensi. Adapun dimensi *Agreeableness* memiliki hasil terbaik dengan selisih 0,00 yang berarti nilai prediksi sama persis dengan nilai anotasi. Sedangkan dimensi *Openness* memiliki selisih sebesar 0,10 yang menjadi selisih terbesar dari dimensi yang ada. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang baik terhadap skor kepribadian pada setiap dimensi *Big Five Personality*.

- **Pengujian Pencahayaan**

Pengujian terhadap pengaruh pencahayaan pada *dataset* citra yang tersedia dengan memilih dua sampel citra, yaitu citra sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 12 dengan

tingkat pencahayaan paling terang bernama 148e.jpeg dan citra dengan pencahayaan gelap bernama 32e.jpeg. Kedua citra dari *dataset* pelatihan tersebut digunakan untuk melakukan perbandingan hasil evaluasi antara nilai anotasi data asli dengan hasil prediksi model.



(a) pencahayaan terang

(b) pencahayaan gelap

Gambar 12 Skenario pengujian 2

Tabel 5 Perbandingan pencahayaan

Dataset	Dimensi	Anotasi	Prediksi	Selisih
32e.jpeg (pencahayaan gelap)	<i>Openness</i>	0,44	0,48	0,04
	<i>Conscientiousness</i>	0,40	0,44	0,04
	<i>Extraversion</i>	0,22	0,37	0,15
	<i>Agreeableness</i>	0,52	0,51	0,01
	<i>Neuroticism</i>	0,32	0,37	0,05
148e.jpeg (pencahayaan terang)	<i>Openness</i>	0,46	0,53	0,07
	<i>Conscientiousness</i>	0,50	0,50	0,00
	<i>Extraversion</i>	0,38	0,38	0,00
	<i>Agreeableness</i>	0,44	0,54	0,10
	<i>Neuroticism</i>	0,18	0,42	0,24

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 5, dua citra tulisan tangan dengan kondisi pencahayaan berbeda.

Pada citra 32e.jpeg, model menunjukkan performa cukup baik dengan selisih rendah pada sebagian besar dimensi, yaitu *Openness* (0,04), *Conscientiousness* (0,04), *Agreeableness* (0,01), dan *Neuroticism* (0,05). Namun, *Extraversion* memiliki selisih tertinggi sebesar 0,15 yang menunjukkan kesulitan model dalam mengenali karakteristik dimensi tersebut pada kondisi gelap. Secara umum, meskipun kualitas visual menurun, model masih mampu mempertahankan konsistensi prediksi. Pada citra 148e.jpeg, hasil menunjukkan variasi performa. *Conscientiousness* dan *Extraversion* memiliki selisih 0,00 yang berarti prediksi identik dengan anotasi. *Openness* (0,07) dan *Agreeableness* (0,10) masih tergolong baik, namun *Neuroticism* memiliki selisih terbesar yaitu 0,24 yang menunjukkan kesalahan prediksi cukup signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa pencahayaan terang tidak selalu berkontribusi pada peningkatan kinerja model secara keseluruhan.

Secara keseluruhan, hasil pengujian mengungkapkan bahwa faktor pencahayaan memengaruhi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur tulisan tangan, tetapi dampaknya berbeda pada setiap dimensi kepribadian. Beberapa dimensi cenderung stabil terhadap perubahan pencahayaan, sedangkan dimensi lainnya lebih sensitif terhadap kualitas citra. Dengan demikian, selain kondisi pencahayaan, kompleksitas pola tulisan tangan serta kemampuan model dalam mengenali fitur spesifik tiap dimensi turut menentukan tingkat akurasi prediksi kepribadian.

#### • Pengujian Tulisan Tangan Digital

Pengujian terhadap tulisan tangan digital menggunakan *dataset* pengujian yang sudah dikumpulkan seperti pada Gambar 13. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan prediksi pada citra tulisan tangan digital sebagai data pengujian dengan hasil perbandingan pada Tabel 6.

Our London business is good, but Vienna and Berlin are quiet. Mr. D. Lloyd has gone to Switzerland and I hope for good news. He will be there for a week at 1936 Zermat Street and then goes to Turin and Rome and will join Colonel Parry and arrive at Athens, Greece, November 27 or December 2. Letters there should be addressed King James Blvd. 3580. We expect Charles E. Fuller Tuesday. Dr. L. McQuaid and Robert Unger, Esq., left on the 'Y. X.' Express tonight

Gambar 13 Skenario Pengujian 3

Tabel 6 Perbandingan tulisan tangan digital

Dataset	Dimensi	Anotasi	Prediksi	Selisih
Dataset Pengujian Tulisan Tangan Digital	Openness	0,62	0,50	0,12
	Conscientiousness	0,50	0,52	0,02
	Extraversion	0,45	0,38	0,07
	Agreeableness	0,37	0,55	0,18
	Neuroticism	0,50	0,44	0,06

Berdasarkan hasil pengujian pada *dataset* tulisan tangan digital Tabel 6, model mampu menghasilkan prediksi yang cukup mendekati nilai anotasi pada beberapa dimensi *Big Five Personality*. Dimensi *Conscientiousness* menunjukkan hasil terbaik dengan selisih terkecil sebesar 0,02, diikuti *Neuroticism* sebesar 0,06 dan *Extraversion* sebesar 0,07. Sementara itu, dimensi *Openness* memiliki selisih sebesar 0,12 dan *Agreeableness* menunjukkan selisih terbesar sebesar 0,18, sehingga menjadi dimensi yang paling sulit diprediksi.

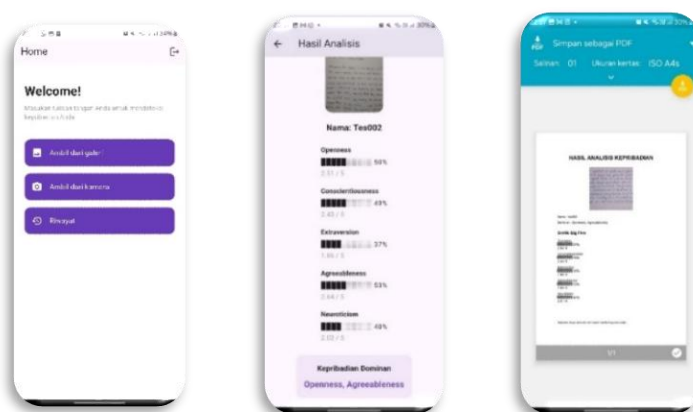
Secara keseluruhan, model masih mampu melakukan prediksi pada tulisan tangan digital, meskipun akurasi cenderung lebih rendah dibanding tulisan tangan alami karena adanya perbedaan karakteristik citra.

### 4. 3 Hasil Implementasi Sistem dan *Black Box Testing*

Bagian ini menyajikan hasil implementasi model terbaik ke dalam aplikasi *mobile* serta pengujian *black box testing* untuk memastikan seluruh fitur aplikasi berjalan sesuai kebutuhan dan tujuan yang telah dirancang.

- **Implementasi Sistem**

Tahap implementasi sistem dilakukan setelah didapatkan model VGG19 dengan optimasi RMSProp merupakan hasil terbaik dari pengujian dan evaluasi tahap sebelumnya. Model tersebut kemudian diterapkan pada aplikasi *mobile* berbasis Flutter dengan database SQLite.



Gambar 14 Aplikasi *mobile*

Seperti pada Gambar 14, halaman beranda menyediakan dua opsi bagi pengguna untuk menginput tulisan tangan, yaitu Ambil Gambar dari Kamera untuk mengambil citra secara langsung dan Ambil Gambar dari Galeri apabila citra telah tersimpan pada perangkat, serta menu Riwayat untuk menampilkan hasil analisis sebelumnya. Selanjutnya, halaman hasil analisis menampilkan hasil prediksi berupa persentase dimensi *Big Five Personality* yang memudahkan pengguna dalam mengetahui interpretasi kepribadiannya, kemudian hasil analisis tersebut dapat dicetak atau diunduh dalam bentuk dokumen guna memudahkan penyimpanan dan keperluan lebih lanjut.

- **Black Box Testing**

Selanjutnya, aplikasi mobile diuji dengan pendekatan *black box testing* [28] untuk memastikan setiap fitur sistem dapat menerima masukan dan menghasilkan keluaran sesuai dengan yang diharapkan. Adapun pengujian ini dilakukan menggunakan perangkat dengan sistem operasi Android 14 dan antarmuka One UI 6.1. Untuk spesifikasi perangkat keras, perangkat ini dilengkapi dengan prosesor Octa-Core berkecepatan hingga 2,4 GHz, RAM 8 GB, serta dukungan GPU untuk pengolahan grafis. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 7.

**Tabel 7 Pengujian *black box testing***

No.	Skenario Pengujian	Keterangan
1.	Fitur register akun berjalan dengan baik	Berhasil
2.	Fitur login akun berjalan dengan baik	Berhasil
3.	Proses pemilihan gambar dari galeri berjalan lancar sesuai dengan fungsionalitas yang diharapkan	Berhasil
4.	Fitur pengambilan gambar melalui kamera dapat beroperasi dengan baik tanpa kendala	Berhasil
5.	Hasil prediksi dapat ditampilkan dengan baik serta sesuai keluaran yang diharapkan	Berhasil
6.	Data berupa nama pengguna dan analisis hasil berhasil tersimpan ke dalam database	Berhasil
7.	Seluruh <i>button</i> pada aplikasi dapat berfungsi dengan baik	Berhasil
8.	Fitur hapus data riwayat berjalan dengan baik	Berhasil
9.	Print hasil dalam PDF berhasil di download	Berhasil
10.	Logout akun berhasil	Berhasil

## 5 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem prediksi *Big Five Personality* berbasis citra tulisan tangan menggunakan arsitektur VGG19 serta mengimplementasikannya ke dalam aplikasi *mobile*. Perbandingan tiga optimasi menunjukkan bahwa RMSProp memberikan hasil paling optimal pada *dataset* validasi dengan nilai MSE 0,0128; MAE 0,0930; RMSE 0,1133; PCC 0,4648; serta akurasi 90,70%, sehingga dipilih sebagai model terbaik. Hasil pengujian pada tiga skenario menunjukkan bahwa model ini mampu memberikan prediksi yang cukup mendekati anotasi asli, baik pada citra standar, perbedaan kondisi pencahayaan, maupun tulisan tangan digital, meskipun beberapa dimensi kepribadian masih memiliki selisih prediksi yang lebih tinggi. Implementasi model ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Flutter dan database SQLite berjalan baik, dibuktikan melalui pengujian *black box testing* dimana seluruh fitur sistem berfungsi sesuai kebutuhan. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan *deep learning* menggunakan VGG19 berpotensi menjadi solusi yang cepat, objektif, dan praktis untuk prediksi skor kepribadian berbasis tulisan tangan. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengembangkan model dengan menambah variasi *dataset*, mengoptimalkan pengolahan data, menguji model lain, serta meningkatkan fitur aplikasi agar lebih mudah digunakan.

## Referensi

- [1] C. Suman, S. Saha, A. Gupta, S. K. Pandey, dan P. Bhattacharyya, "A Multi-Modal Personality Prediction System," *Knowledge-Based Syst.*, Vol. 236, 2022, DOI: 10.1016/j.knosys.2021.107715.
- [2] K. Brauer dan R. Sendatzki, "The Interview as an Assessment Method in Psychology," *Insp. Interview*, hal. 137–160, 2024, DOI: 10.1515/9783111086484-009.
- [3] S. Nazari, W. L. Leite, dan A. C. Huggins-Manley, "A Comparison of Person-Fit Indices to Detect Social Desirability Bias," *Educ. Psychol. Meas.*, Vol. 83, No. 5, hal. 907–928, 2023, DOI: 10.1177/00131644221129577.
- [4] V. Ghods, "Personality Recognition based on Handwriting Types using Fuzzy Inference," *IEEE Access*, vol. 11, no. July, hal. 86456–86469, 2023, DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3303477.
- [5] S. R. Nudin, R. Gernowo, M. Somantri, dan A. Wibowo, "Multi Task Classification using Deep Learning Approaches for Big Five Personality Traits Prediction: A Review," *Proc. - 11th Int. Conf. Inf. Technol. Comput. Electr. Eng. ICITACEE 2024*, hal. 37–42, 2024, DOI: 10.1109/ICITACEE62763.2024.10762804.
- [6] S. Prasetyo dan T. Dewayanto, "Penerapan Machine Learning, Deep Learning, dan Data Mining dalam Deteksi Kecurangan Laporan Keuangan: Sebuah Kajian Literatur Sistematis," *Diponegoro J. Account.*, Vol. 13, No. 3, hal. 1–12, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/accounting>
- [7] R. T. Ibrahim dan F. M. Ramo, "Hybrid Intelligent Technique with Deep Learning to Classify Personality Traits," *Int. J. Comput. Digit. Syst.*, Vol. 13, No. 1, hal. 231–244, 2023, DOI: 10.12785/ijcds/130119.
- [8] F. M. Putri, M. I. Ghozali, dan W. H. Sugiharto, "Analisis Komparatif Arsitektur Deep Learning untuk Klasifikasi Citra Rempah - Rempah Indonesia Image Classification," *Sistemasi*, Vol. 15, hal. 643–657, 2026.
- [9] A. Zada Pramuditha, M. Fadhli, dan Suroso, "Deteksi Wajah dengan Model Arsitektur VGG 19 pada Metode Convolutional Neural Network," *Sist. J. Sist. Inf.*, Vol. 13, No. 5, hal. 1998–2007, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [10] G. Meena, K. K. Mohbey, A. Indian, dan S. Kumar, "Sentiment Analysis from Images using VGG19 based Transfer Learning Approach," *Procedia Comput. SCI.*, Vol. 204, No. 2021, hal. 411–418, 2022, DOI: 10.1016/j.procs.2022.08.050.
- [11] E. Hassan, M. Y. Shams, N. A. Hikal, dan S. Elmougy, *The Effect of Choosing Optimizer Algorithms to Improve Computer Vision Tasks: A Comparative Study*, Vol. 82, No. 11. Multimedia Tools and Applications, 2023. DOI: 10.1007/s11042-022-13820-0.
- [12] S. Asy Syifa dan I. Amelia Dewi, "MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Arsitektur Resnet-152 dengan Perbandingan Optimizer Adam dan RMSProp untuk mendeteksi Penyakit Paru-Paru," *J. MIND J. / ISSN*, Vol. 7, No. 2, hal. 139–150, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v7i2.139-150>
- [13] N. Landro, I. Gallo, dan R. La Grassa, "Mixing ADAM and SGD: A Combined Optimization Method," 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2011.08042>
- [14] S. T. Aung, N. Funabiki, L. H. Aung, S. A. Kinari, M. Mentari, dan K. H. Wai, "A Study of Learning Environment for Initiating Flutter App Development using Docker," *Inf.*, Vol. 15, No. 4, 2024, DOI: 10.3390/info15040191.
- [15] B. S. Puttaswamy dan N. Thillaiarasu, "Fine DenseNet based Human Personality Recognition using English Hand Writing of Non-Native Speakers," *Biomed. Signal Process. Control*, Vol. 99, No. August 2024, hal. 106910, 2025, DOI: 10.1016/j.bspc.2024.106910.
- [16] S. Checker, M. Yadav, dan R. Katarya, "HiEnWrite: A Hindi-English Bilingual Dataset for Big Five Personality Detection," *ACM Trans. Asian Low-Resource Lang. Inf. Process.*, Vol. 24, No. 9, hal. 1–19, 2025, DOI: 10.1145/3756010.
- [17] A. Remaida dkk., "Application of Artificial Neural Networks for Personality Traits Prediction based on Handwriting," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. SCI.*, Vol. 31, No. 3, hal. 1534–1544, 2023, DOI: 10.11591/ijeecs.v31.i3.pp1534-1544.
- [18] A. I. Maulana, C. I. Isnianwan, M. Imam, Y. Mustofa, dan P. Pamungkas, "Identifikasi Kepribadian dari Tulisan Tangan menggunakan Euclidean Distance," *Semin. Nas. Teknol. dan* <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

- Sains, Vol. 2, No. 1, hal. 177–182, 2023.
- [19] C. Schröer, F. Kruse, dan J. M. Gómez, “A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model,” *Procedia Comput. SCI.*, Vol. 181, No. 2019, hal. 526–534, 2021, DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [20] C. J. Soto dan O. P. John, “The Next Big Five Inventory (BFI-2): Developing and Assessing a Hierarchical Model with 15 Facets to Enhance Bandwidth, Fidelity, and Predictive Power,” *J. Pers. Soc. Psychol.*, Vol. 113, No. 1, hal. 117–143, 2017, DOI: 10.1037/pspp0000096.
- [21] K. Simonyan dan A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” *3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 - Conf. Track Proc.*, hal. 1–14, 2015.
- [22] M. El Khayati, A. Maafiri, Y. Himeur, H. Ali Alkhazaleh, S. Atalla, dan W. Mansoor, “Leveraging Transfer Learning and Mobile-Enabled Convolutional Neural Networks for Improved Arabic Handwritten Character Recognition,” *IEEE Access*, Vol. 13, No. September, hal. 166104–166126, 2025, DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3613265.
- [23] T. Sentoso, F. Ardiansyah, V. Tamuntuan, S. S. Wangsa, K. Kusriani, dan K. Kusnawi, “Identification of Lumpy Skin Disease in Cattle with Image Classification using the Convolutional Neural Network Method,” *Sistemasi*, Vol. 13, No. 3, hal. 864, 2024, DOI: 10.32520/stmsi.v13i3.2569.
- [24] S. W. Sidehabi, A. Suyuti, I. S. Areni, dan I. Nurtanio, “Classification on Passion Fruit’s Ripeness using K-Means Clustering and Artificial Neural Network,” *2018 Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICOIACT 2018*, vol. 2018-Janua, hal. 304–309, 2018, DOI: 10.1109/ICOIACT.2018.8350728.
- [25] D. Chicco, M. J. Warrens, dan G. Jurman, “The Coefficient of Determination R-Squared is More Informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in Regression Analysis Evaluation,” *PeerJ Comput. SCI.*, Vol. 7, hal. 1–24, 2021, DOI: 10.7717/PEERJ-CS.623.
- [26] S. N. Papageorgiou, “On Correlation Coefficients and Their Interpretation,” *J. Orthod.*, Vol. 49, No. 3, hal. 359–361, 2022, DOI: 10.1177/14653125221076142.
- [27] SQL. Consortium, “Architecture of SQLite.” [Daring]. Tersedia pada: <https://sqlite.org/arch.html>
- [28] M. Sholeh, I. Gisfas, Cahiman, dan M. A. Fauzi, “Black Box Testing on ukmbantul.com Page with Boundary Value Analysis and Equivalence Partitioning Methods,” *J. Phys. Conf. Ser.*, Vol. 1823, No. 1, 2021, DOI: 10.1088/1742-6596/1823/1/012029.