

# Pemetaan Kepribadian RIASEC melalui Klasifikasi Multi-Task Fitur Grafologi Tulisan Tangan Menggunakan ResNeXt50

Abdullah Hanif Arif<sup>1\*</sup>, Samsuryadi

Fakultas Ilmu Komputer, Magister Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>a.hanifarif@gmail.com, <sup>2</sup>samsuryadi@unsri.ac.id

Email Penulis Korespondensi: a.hanifarif@gmail.com

Submitted 25-10-2025; Accepted 01-12-2025; Published 15-12-2025

## Abstrak

Analisis kepribadian berbasis *grafologi*, yaitu studi mengenai karakteristik tulisan tangan untuk mengidentifikasi kepribadian individu, merupakan pendekatan yang semakin banyak dikembangkan dalam bidang psikometri dan kecerdasan buatan. Penelitian ini mengusulkan metode pemetaan tipe kepribadian Holland (RIASEC) melalui analisis tulisan tangan berbasis *grafologi* dengan pendekatan *deep learning*. Penilaian kepribadian konvensional umumnya masih mengandalkan kuesioner *self-assessment* yang memiliki tingkat subjektivitas tinggi. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini membangun model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNeXt50 berbasis *multi-task learning* untuk mengklasifikasikan lima fitur *grafologi*, yaitu ukuran huruf, kemiringan tulisan, jarak antar kata, jarak antar baris, dan tekanan pena. Dataset yang digunakan bersumber dari *IAM Handwriting Database* yang terdiri atas 1.533 citra tulisan tangan. Data tersebut dilakukan *preprocessing*, seperti *resize*, *convert to tensor*, dan normalisasi; selanjutnya dilatih menggunakan model CNN *multi-head* dengan fungsi kerugian *cross-entropy* pada setiap fitur *grafologi*, dan proses optimisasi menggunakan *optimizer Adam*. Setelah proses pelatihan, model diuji menggunakan data uji (*testing set*) yang tidak pernah digunakan pada tahap pelatihan maupun validasi untuk menilai kemampuan generalisasi model secara objektif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model yang diusulkan mampu mengklasifikasikan fitur *grafologi* dengan akurasi rata-rata di atas 80% serta memetakan hasil klasifikasi ke tipe kepribadian RIASEC dengan maksimal ke tiga tipe dominan. Temuan ini mengindikasikan bahwa pendekatan *multi-task learning* berbasis ResNeXt50 berpotensi menjadi alternatif metode asesmen kepribadian yang lebih objektif, efisien, dan aplikatif dalam konteks pengembangan karier maupun pendidikan.

**Kata Kunci:** Grafologi, Kepribadian Holland (RIASEC), Analisis Tulisan Tangan, CNN, ResNeXt50, Multi-Task Learning

## Abstract

Personality analysis based on graphology—the study of handwriting characteristics to identify individual personality traits—is an approach that has been increasingly developed in the fields of psychometrics and artificial intelligence. This research proposes a method for mapping Holland’s personality types (RIASEC) through graphology-based handwriting analysis using a deep learning approach. Conventional personality assessments generally rely on self-assessment questionnaires, which are highly subjective. To address this limitation, this study develops a Convolutional Neural Network (CNN) model with a ResNeXt50 architecture based on multi-task learning to classify five graphological features: letter size, writing slant, word spacing, line spacing, and pen pressure. The dataset used in this study was obtained from the IAM Handwriting Database, consisting of 1,533 handwriting images. The data underwent preprocessing steps—including resizing, conversion to tensor format, and normalization—before being trained using a multi-head CNN model with cross-entropy loss for each graphological feature and the Adam optimizer for optimization. After the training process, the model was evaluated using a testing set that had never been used during the training or validation stages to objectively assess its generalization capability. The evaluation results indicate that the proposed model can classify graphological features with an average accuracy above 80% and map the classification results to RIASEC personality types with up to three dominant types. These findings indicate that the ResNeXt50-based multi-task learning approach has the potential to serve as a more objective, efficient, and applicable alternative method for personality assessment in the contexts of career development and education.

**Keywords:** Graphology, Holland Personality (RIASEC), Handwriting Analysis, CNN, ResNeXt50, Multi-Task Learning

## 1. PENDAHULUAN

Pemahaman terhadap kepribadian dan kecenderungan perilaku individu menjadi aspek fundamental dalam bidang pendidikan dan dunia kerja. Salah satu teori yang paling berpengaruh dalam pemetaan minat dan karier adalah teori Holland atau RIASEC (*Realistic, Investigative, Artistic, Social, Enterprising, Conventional*) yang menghubungkan tipe kepribadian dengan kesesuaian lingkungan kerja [1], [2]. Semakin selaras kepribadian seseorang dengan lingkungan kerjanya, maka semakin tinggi tingkat kepuasan dan efektivitas kinerjanya [3]. Penelitian oleh Kurniawan dkk. [4] menggunakan model RIASEC berbasis kuesioner untuk memetakan minat siswa, dengan hasil kesesuaian profesi mencapai 97%. Teori ini telah digunakan secara luas dalam asesmen karier, bimbingan konseling, dan perencanaan pendidikan karena mampu memberikan gambaran sistematis tentang hubungan antara karakter individu dan pilihan pekerjaan. Namun, sebagian besar instrumen penilaian berbasis teori RIASEC masih mengandalkan kuesioner *self-assessment*, yang rentan terhadap bias subjektivitas responden dan keakuratan hasil yang bergantung pada kejujuran pengisian.

Salah satu pendekatan alternatif yang menjanjikan adalah *grafologi*, yaitu studi mengenai hubungan antara karakteristik tulisan tangan dan kepribadian seseorang. Tulisan tangan dianggap sebagai refleksi dari aktivitas pikiran bawah sadar seseorang, sehingga pola tulisan setiap individu bersifat unik dan dapat mencerminkan kepribadian yang berbeda [5], [6]. Dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan, analisis *grafologi* kini dapat diotomatisasi menggunakan pendekatan *computer vision* dan *deep learning*. Salah satu pendekatan yang potensial dalam analisis citra tulisan tangan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Pathak dkk. [7] menunjukkan bahwa metode ini mampu memberikan

performa yang sangat baik dalam mengenali karakter dan kata, sehingga CNN dianggap sebagai pendekatan yang efektif untuk analisis kepribadian berbasis tulisan tangan. Pendekatan serupa dikembangkan oleh Gagiou dan Sendrescu [8] dengan pendekatan CNN, yang mampu mengidentifikasi MBTI dengan akurasi hingga 91%. Sementara itu, Archana dkk. [9] melalui pengembangan *Graphology-Based Career Analysis and Prediction System* (G-CAPS) yang memetakan hasil analisis tulisan tangan ke tipe kepribadian RIASEC. Meskipun demikian, sistem tersebut masih menggunakan beberapa model CNN terpisah untuk setiap fitur tulisan tangan, sehingga kurang efisien dan belum memanfaatkan keterkaitan antar fitur.

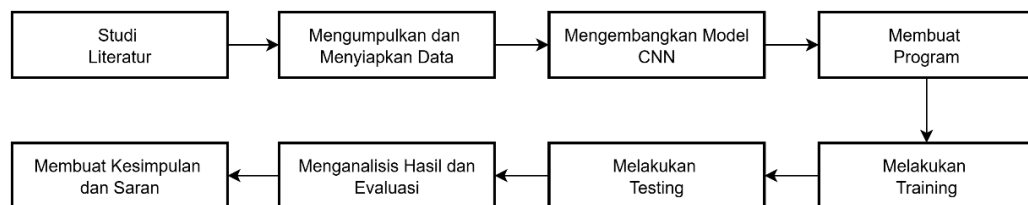
Pendekatan *multi-task learning* (MTL) memberikan peluang untuk mengatasi keterbatasan tersebut melalui pelatihan satu model untuk beberapa tugas klasifikasi secara simultan. MTL terbukti mampu meningkatkan generalisasi model dengan memanfaatkan informasi lintas tugas [10], dan telah memberikan kinerja lebih baik dalam berbagai studi berbasis citra [11]. Pada saat yang sama, arsitektur ResNeXt50 menawarkan keunggulan dalam representasi fitur melalui mekanisme *cardinality* yang meningkatkan kapasitas model tanpa memperbesar kompleksitas secara signifikan [12]. Arsitektur ini juga menunjukkan performa unggul dalam *transfer learning* pada berbagai dataset citra [13].

Berdasarkan tinjauan tersebut, masih terdapat beberapa celah penelitian yang belum terjawab. Penelitian sebelumnya belum menyediakan model *end-to-end* yang mampu mengintegrasikan *multi-task learning* dengan pemetaan fitur *grafologi* ke tipe kepribadian RIASEC. Selain itu, sebagian besar studi masih menggunakan beberapa model CNN terpisah untuk setiap fitur tulisan tangan sehingga belum efisien dan belum memanfaatkan korelasi antar fitur. Untuk menjawab celah tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem klasifikasi tulisan tangan berbasis *Multi-Task Convolutional Neural Network* menggunakan arsitektur ResNeXt50. Sistem ini dirancang untuk mengenali beberapa fitur *grafologi* secara simultan dan memetakannya ke kategori RIASEC secara otomatis, objektif, dan efisien.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang dirancang secara sistematis untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Adapun tahapan-tahapan yang dilakukan dapat dijelaskan pada Gambar 1 sebagai berikut:



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini dimulai dengan studi literatur untuk mengkaji teori yang relevan, termasuk model kepribadian RIASEC, prinsip *grafologi*, dan pendekatan *deep learning* pada pengenalan kepribadian melalui tulisan tangan [9], [14]. Selanjutnya pengumpulan dan penyiapan data dengan menggunakan *IAM Handwriting Database*, termasuk proses pelabelan fitur *grafologi* seperti ukuran huruf, kemiringan, jarak antar kata, jarak antar baris, dan tekanan pena.

Pengembangan model CNN berbasis ResNeXt50 dirancang menggunakan skema *multi-task learning*. Setelah itu, dilakukan implementasi sistem melalui pembuatan program dan pelatihan (*training*) model menggunakan *Cross-Entropy Loss* dan optimisasi *Adam*. Model yang telah dilatih kemudian diuji (*testing*) untuk mengukur performa klasifikasinya. Tahap akhir mencakup analisis dan evaluasi hasil, serta penarikan kesimpulan dan saran berdasarkan kinerja model dalam pemetaan kepribadian RIASEC.

### 2.2 Pengumpulan Data

Data penelitian bersumber dari *IAM Handwriting Database* yang berisi lebih dari 1.500 citra tulisan tangan dari 600 penulis [15]. Dataset ini dipilih karena memiliki variasi bentuk tulisan yang luas dan merupakan salah satu basis data yang banyak digunakan dalam penelitian pengenalan tulisan tangan (*handwriting recognition*).

Karakteristik dataset yang digunakan disajikan pada Tabel 1 untuk memberikan gambaran mengenai struktur dan atribut data yang dianalisis.

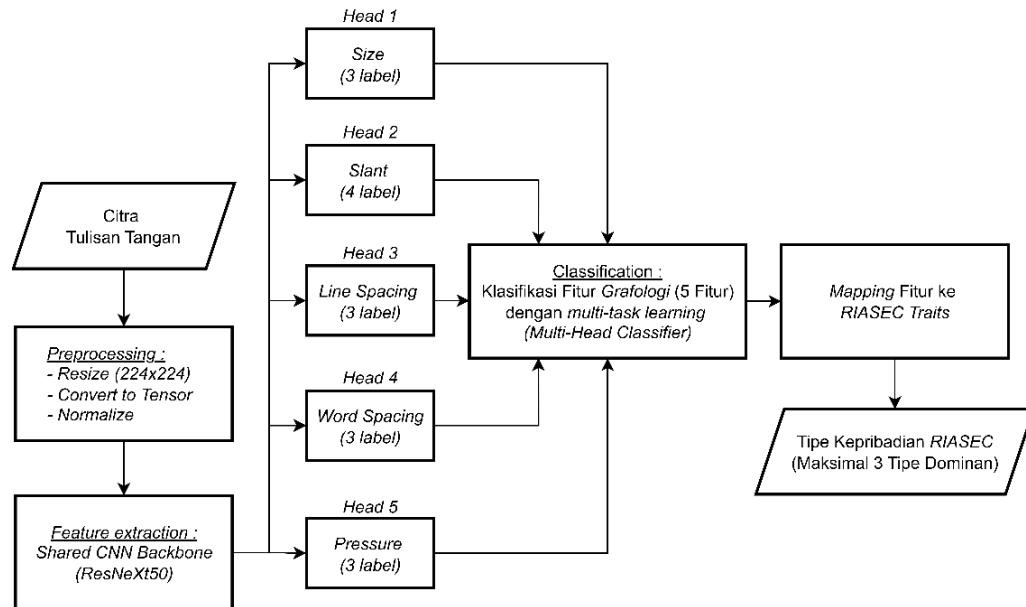
**Tabel 1.** Karakteristik Dataset IAM Handwriting

| Atribut        | Deskripsi      |
|----------------|----------------|
| Jumlah Citra   | 1.533          |
| Format         | PNG            |
| Bahasa Tulisan | Inggris        |
| Resolusi       | 850×850 piksel |

Metode pengumpulan data dilakukan secara dokumentasi sekunder, dengan data diunduh dari repositori resmi. Setiap citra kemudian dianotasi ulang berdasarkan fitur *grafologi* menggunakan skrip *Python* berbasis *OpenCV*.

### 2.3 Desain Arsitektur Model

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini dirancang dengan pendekatan *multi-task learning* berbasis ResNeXt50. Gambar 2 menyajikan struktur lengkap model yang mengilustrasikan alur pemrosesan dari masukan citra hingga keluaran klasifikasi fitur *grafologi* dan pemetaan RIASEC.



**Gambar 2.** Arsitektur Model CNN Multi-Task untuk Klasifikasi Fitur Grafologi dan Pemetaan RIASEC

Model CNN *Multi-Task* menerima masukan berupa citra tulisan tangan yang terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing*, meliputi *resize* ke resolusi 224×224 piksel, konversi ke tensor, serta normalisasi nilai piksel agar sesuai dengan standar masukan model *pretrained*. Citra yang telah diproses kemudian diekstraksi menggunakan *shared CNN backbone* ResNeXt50 untuk memperoleh representasi fitur visual. Representasi tersebut diteruskan ke lima *classification head*, masing-masing bertugas memprediksi satu fitur *grafologi*, yaitu *size*, *slant*, *word spacing*, *line spacing*, dan *pressure*. Setiap *head* memiliki jumlah label berbeda, sesuai kompleksitas fitur yang diklasifikasikan.

Keluaran klasifikasi dari kelima *head* kemudian dipetakan ke tipe kepribadian Holland (RIASEC) berdasarkan hubungan teoritis antara fitur *grafologi* dan kecenderungan kepribadian. Sistem menghasilkan maksimal tiga tipe RIASEC dominan sebagai hasil akhir. Pendekatan *multi-task* ini memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara paralel dan efisien, meningkatkan konsistensi hasil, serta memperkuat keterkaitan antar fitur *grafologi* dalam konteks pemetaan kepribadian.

### 2.4 Proses Pelatihan

Proses pelatihan dilakukan untuk mengoptimalkan bobot pada model CNN *Multi-Task* yang dibangun berdasarkan arsitektur ResNeXt50 dengan bobot awal dari *pretrained* ImageNet [16]. Arsitektur dasar dimodifikasi dengan menghapus lapisan *fully connected* bawaan dan menggantinya dengan lima *output head*, di mana masing-masing *head* bertugas memprediksi satu fitur *grafologi*, yaitu *size*, *slant*, *word spacing*, *line spacing*, dan *pressure*. Setiap *head* dilengkapi dengan lapisan *dropout* sebesar 0,3 guna meminimalkan risiko *overfitting*.

Sebelum pelatihan dimulai, dataset dibagi menjadi dua *subset*, yaitu data pelatihan (*training set*) dan data validasi (*validation set*) dengan proporsi 80:20. Pembagian dilakukan secara acak menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari *Scikit-learn* dengan parameter *random\_state=42* agar hasil pembagian konsisten pada setiap percobaan. Data validasi berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model terhadap data yang tidak digunakan selama proses pelatihan.

Selama tahap pelatihan, digunakan fungsi kerugian *CrossEntropyLoss* pada masing-masing *head*. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, diterapkan *class weighting* yang dihitung berdasarkan distribusi kelas dalam data pelatihan. Proses optimisasi dilakukan menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* awal 0,0001, sedangkan *scheduler ReduceLROnPlateau* diterapkan untuk menurunkan nilai *learning rate* sebesar faktor 0,5 apabila *validation loss* tidak menunjukkan peningkatan selama dua epoch berturut-turut. *Optimizer Adam* digunakan karena mampu menghasilkan akurasi tinggi, nilai *loss* rendah, dan efisiensi waktu yang baik selama proses pelatihan [17].

### 2.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk menilai ketepatan sistem klasifikasi dalam menghasilkan prediksi sesuai dengan label sebenarnya. Pada tahap pelatihan, proses evaluasi dilakukan menggunakan data validasi untuk memantau perkembangan

kinerja model, mengidentifikasi potensi *overfitting*, serta menentukan efektivitas parameter pelatihan yang digunakan. Setelah model mencapai performa optimal pada data pelatihan dan validasi, evaluasi lanjutan dilakukan menggunakan data uji (*testing set*) yang tidak pernah digunakan sebelumnya pada proses pelatihan maupun validasi. Evaluasi pada data uji bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model secara objektif terhadap data baru.

Metode evaluasi yang digunakan adalah *confusion matrix*, yang merepresentasikan distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas melalui empat komponen utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) [18], [19]. Berdasarkan komponen tersebut, dihitung beberapa metrik evaluasi utama, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, yang secara keseluruhan mencerminkan kinerja model. *Accuracy* mengukur proporsi prediksi benar terhadap total data, *Precision* menunjukkan ketepatan prediksi positif, *Recall* menilai kemampuan model dalam mengenali seluruh data positif, sedangkan *F1-Score* menggambarkan keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*, khususnya pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.

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

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

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Kombinasi metrik tersebut memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa model, tidak hanya dari sisi akurasi global, tetapi juga kemampuan model dalam menangani kesalahan klasifikasi antar kelas. Pendekatan ini penting dalam konteks klasifikasi tulisan tangan berbasis CNN, di mana keseimbangan antara presisi dan sensitivitas menjadi indikator utama kualitas model.

## 2.6 Konversi Grafologi ke Tipe Kepribadian RIASEC

Konversi fitur *grafologi* ke tipe kepribadian RIASEC merupakan tahap penting untuk menghubungkan prediksi model CNN *multi-task* dengan kerangka teori Holland. Model yang dikembangkan memprediksi lima fitur *grafologi*, yaitu ukuran huruf (*size*), kemiringan tulisan (*slant*), jarak antar kata (*word spacing*), jarak antar baris (*line spacing*), dan tekanan pena (*pen pressure*), masing-masing terbagi dalam beberapa kelas berdasarkan teori *grafologi*. Setiap kelas dipetakan ke satu atau lebih kategori RIASEC melalui pemetaan karakteristik tulisan tangan terhadap indikator perilaku psikologis yang telah diidentifikasi dalam kajian literatur *grafologi* dan teori kepribadian kerja [9], [20], [21]. Setiap fitur tulisan tangan merepresentasikan aspek kognitif, emosional, dan sosial penulis. Sebagai contoh, tulisan kecil diasosiasikan dengan tipe *Investigative* (I) dan *Realistic* (R), sedangkan tulisan besar lebih relevan dengan *Enterprising* (E) dan *Artistic* (A).

Prediksi model berupa vektor logit yang dikonversi menjadi probabilitas menggunakan fungsi *softmax*. Probabilitas ini kemudian didistribusikan ke huruf RIASEC sesuai tabel pemetaan pada Tabel 2, baik secara tunggal maupun proporsional apabila satu kelas berhubungan dengan lebih dari satu tipe kepribadian. Proses ini dilakukan untuk semua fitur sehingga diperoleh akumulasi skor probabilistik pada setiap huruf RIASEC. Nilai akhir kemudian dinormalisasi menjadi distribusi persentase, sehingga memudahkan perbandingan representasi relatif antar tipe kepribadian.

Penentuan kode Holland dilakukan dengan menerapkan ambang 20%, mempertahankan huruf yang memiliki skor di atas ambang atau memilih minimal satu huruf dominan apabila seluruh skor berada di bawah batas tersebut. Jumlah huruf yang ditampilkan dibatasi maksimal tiga sesuai konvensi penulisan kode RIASEC. Pendekatan ini memastikan hasil klasifikasi *grafologi* dapat diinterpretasikan secara sistematis dan bermakna dalam konteks psikologi kepribadian kerja.

Pemetaan setiap fitur *grafologi*, karakteristik perilaku yang terkait, serta tipe kepribadian RIASEC yang sesuai disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Konversi Fitur Grafologi ke Tipe Kepribadian RIASEC

| No | Fitur Tulisan Tangan        | Detail                                             | Perilaku Psikologis               | Index | Tipe Kepribadian Holland (RIASEC)                     |
|----|-----------------------------|----------------------------------------------------|-----------------------------------|-------|-------------------------------------------------------|
| 1  | Ukuran ( <i>Size</i> )      | Kecil ( <i>Smaller</i> )                           | Konsentrasi tinggi, fokus, teliti | 0     | I ( <i>Investigative</i> ),<br>R ( <i>Realistic</i> ) |
|    |                             | Normal ( <i>Average</i> )                          | Netral, fleksibel, adaptif        | 1     | C ( <i>Conventional</i> ),<br>S ( <i>Social</i> )     |
|    |                             | Besar ( <i>Large</i> )                             | Dominan, ekspresif, ekstrovert    | 2     | E ( <i>Enterprising</i> ),<br>A ( <i>Artistic</i> )   |
|    |                             | Tidak konsisten / Variatif ( <i>Inconsistent</i> ) | Adaptif, fluktuatif, kreatif      | 0     | A ( <i>Artistic</i> ),<br>S ( <i>Social</i> )         |
| 2  | Kemiringan ( <i>Slant</i> ) | Miring Kiri ( <i>Reclined</i> )                    | Tertutup, hati-hati, introspektif | 2     | R ( <i>Realistic</i> ),<br>I ( <i>Investigative</i> ) |

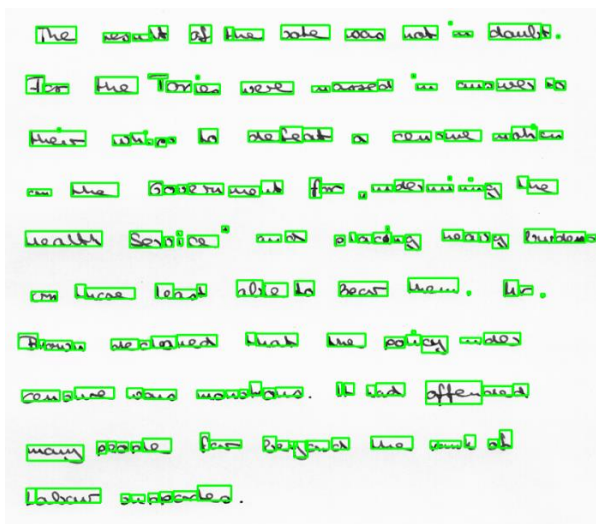
|   |                                     |                            |                                                                                                                                   |   |                                        |
|---|-------------------------------------|----------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---|----------------------------------------|
| 3 | Jarak Antar Kata<br>(Word Spacing)  | Tegak Lurus<br>(Vertical)  | Pengendalian diri tinggi, logis                                                                                                   | 3 | C (Conventional),<br>I (Investigative) |
|   |                                     | Miring Kanan<br>(Inclined) | Emosional, komunikatif,<br>terbuka ke luar                                                                                        | 4 | S (Social),<br>E (Enterprising)        |
|   |                                     | Sempit<br>(Close spacing)  | Suka bekerja dalam tim,<br>keterikatan sosial                                                                                     | 0 | S (Social),<br>E (Enterprising)        |
| 4 | Jarak Antar Baris<br>(Line Spacing) | Normal                     | Mandiri tetapi fleksibel, tidak<br>terlalu bergantung pada orang<br>lain, tetapi juga tidak menarik<br>diri dari interaksi sosial | 1 | I (Investigative),<br>C (Conventional) |
|   |                                     | Lebar<br>(Far spacing)     | Individualis, suka bekerja<br>sendiri                                                                                             | 2 | R (Realistic),<br>A (Artistic)         |
|   |                                     | Sempit<br>(Close spacing)  | Tekanan tinggi, multitasking,<br>efisien                                                                                          | 0 | C (Conventional),<br>R (Realistic)     |
| 5 | Tekanan Pena<br>(Pen Pressure)      | Normal                     | Seimbang, analitis,<br>komunikatif                                                                                                | 1 | I (Investigative),<br>S (Social)       |
|   |                                     | Lebar<br>(Far spacing)     | Suka berpikir bebas, tidak<br>suka dibatasi                                                                                       | 2 | A (Artistic),<br>E (Enterprising)      |
|   |                                     | Tekanan Ringan<br>(Light)  | Sensitif, berhati-hati, pemikir                                                                                                   | 0 | A (Artistic),<br>I (Investigative)     |
|   |                                     | Tekanan sedang<br>(Medium) | Stabil secara emosional dan<br>fisik                                                                                              | 1 | C (Conventional),<br>S (Social)        |
|   |                                     | Tekanan Kuat<br>(Heavy)    | Enerjik, aktif, ambisius                                                                                                          | 2 | R (Realistic),<br>E (Enterprising)     |

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

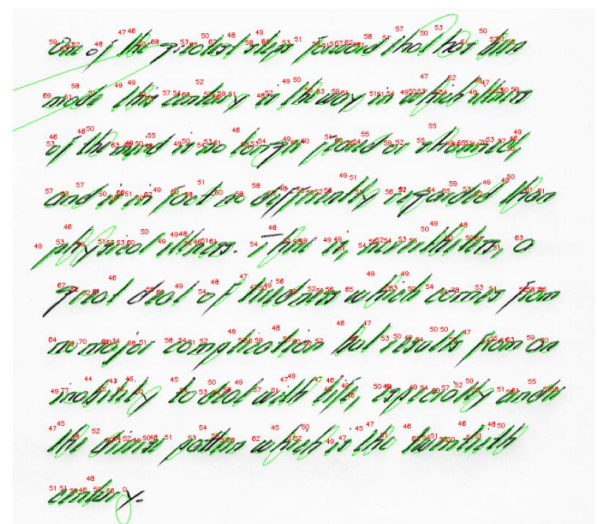
#### 3.1 Praproses dan Anotasi

Tahap praproses dilakukan tidak hanya untuk meningkatkan kualitas citra tulisan tangan, tetapi juga sebagai dasar proses anotasi atau pelabelan data *grafologi*. Proses anotasi dilakukan dengan skrip *Python* menggunakan *OpenCV* dan *NumPy*, melalui tahapan konversi *grayscale*, normalisasi ukuran 850×850 piksel, *thresholding*, dan operasi morfologi. Deteksi kontur dilakukan menggunakan algoritma *findContours*, dan hasilnya divisualisasikan dengan *bounding box* untuk memastikan segmentasi huruf akurat [22]. Kontur yang diperoleh menjadi dasar penghitungan lima fitur *grafologi* utama, yaitu ukuran huruf (*size*), kemiringan tulisan (*slant*), jarak antar kata (*word spacing*), jarak antar baris (*line spacing*), dan tekanan tulisan (*pressure*). Nilai numerik tersebut selanjutnya dikategorikan ke dalam kelas tertentu yang berfungsi sebagai label anotasi.

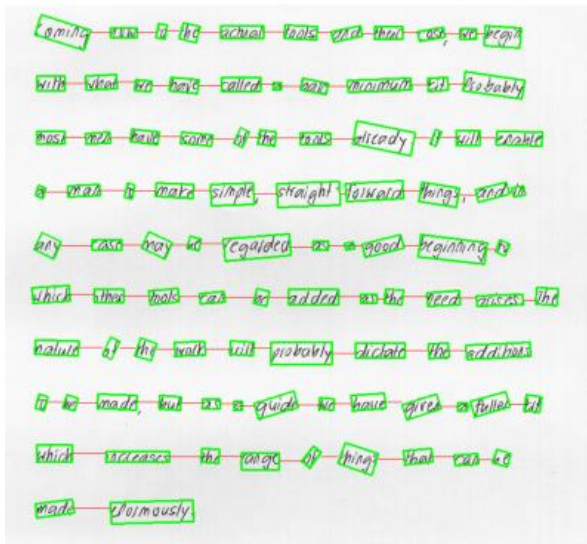
Gambaran awal mengenai hasil anotasi, visualisasi setiap fitur ditampilkan pada Gambar 3 hingga Gambar 7.



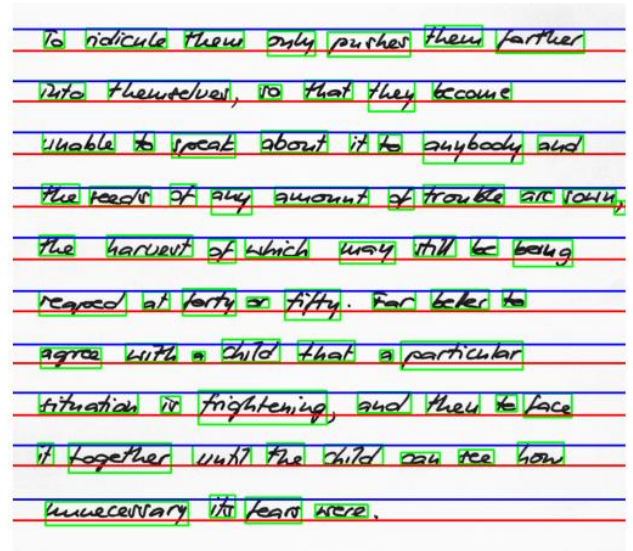
Gambar 3. Visualisasi deteksi ukuran huruf



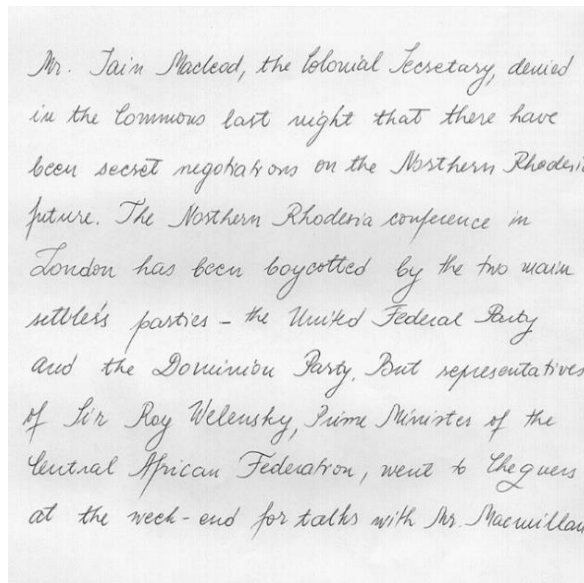
Gambar 4. Visualisasi deteksi kemiringan tulisan



Gambar 5. Visualisasi deteksi jarak antar kata



Gambar 6. Visualisasi deteksi jarak antar baris



Gambar 7. Visualisasi deteksi tekanan tulisan

Visualisasi pada Gambar 3 hingga Gambar 7 memberikan gambaran menyeluruh tentang bagaimana setiap fitur *grafologi* diidentifikasi melalui teknik pemrosesan citra. Uraian rinci mengenai metode pengukuran dan kategorisasi masing-masing fitur disampaikan sebagai berikut.

a. Ukuran Huruf (*Size*)

Ukuran huruf dihitung berdasarkan tinggi *bounding box* setiap karakter. Huruf dikategorikan menjadi kecil (*small*, label 0), proporsional (*medium*, label 1), dan tinggi (*large*, label 2).

b. Kemiringan Tulisan (*Slant*)

Sudut kemiringan huruf diestimasi menggunakan metode *ellipse fitting*. Kategori kemiringan meliputi kiri (*left slant*, label 1), tegak (*upright*, label 2), kanan (*right slant*, label 3), serta tidak konsisten (*inconsistent*, label 0) apabila variasi antar huruf dalam satu kata melebihi ambang batas tertentu.

c. Jarak Antar Kata (*Word Spacing*)

Jarak horizontal antar kata diukur setelah pemisahan kata melalui operasi morfologi. Setiap kontur kata dibungkus menggunakan *convex hull*, kemudian dibentuk *minimum area rectangle* dengan fungsi `cv2.minAreaRect()` dan `cv2.boxPoints()`. Label jarak antar kata meliputi sempit (*narrow*, label 0), normal (label 1), dan lebar (*wide*, label 2).

d. Jarak Antar Baris (*Line Spacing*)

Nilai jarak antar baris dihitung berdasarkan selisih koordinat *y* antara baris tulisan, dengan perhitungan rata-rata *y\_min* dan *y\_max* dari kata-kata di setiap baris. Baris yang rapat diberi label 0, normal label 1, dan renggang label 2.

e. Tekanan Tulisan (*Pressure*)

Tekanan tulisan ditentukan dari intensitas piksel di area kontur huruf. Nilai intensitas rendah (gelap) mengindikasikan tekanan tinggi, sedangkan intensitas tinggi (terang) menunjukkan tekanan ringan. Seluruh nilai intensitas dinormalisasi dan dikonversi ke label 0–2.

Tahapan praproses dan anotasi ini berhasil mengubah dataset awal yang semula hanya berisi citra tulisan tangan mentah menjadi dataset teranotasi lima dimensi, yang mencakup fitur ukuran huruf (*size*), kemiringan (*slant*), jarak antar kata (*word spacing*), jarak antar baris (*line spacing*), dan tekanan tulisan (*pressure*). Dataset hasil anotasi ini kemudian digunakan sebagai input pada tahap pelatihan model CNN *multi-task*, yang dirancang untuk memprediksi kelima fitur *grafologi* tersebut secara simultan. Contoh representasi dataset setelah proses pelabelan ditunjukkan pada Tabel 3.

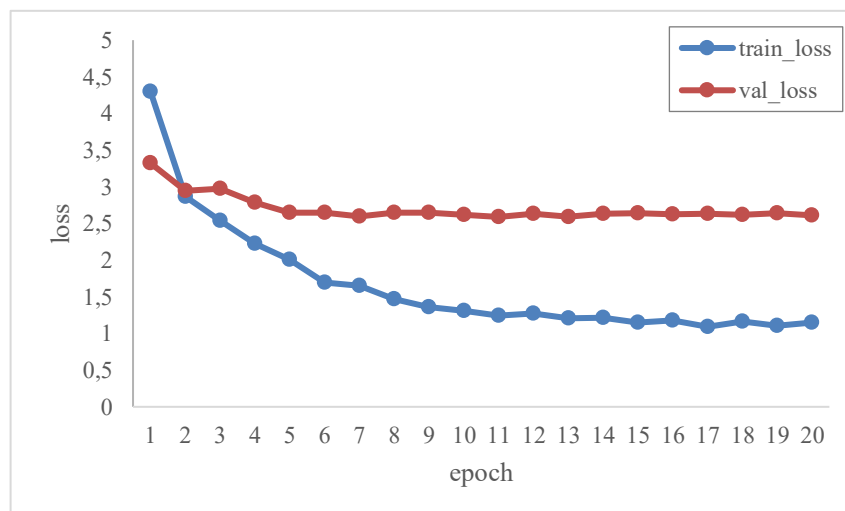
**Tabel 3.** Contoh hasil anotasi fitur grafologi pada citra tulisan tangan

| Filename  | Size | Slant | Word Spacing | Line Spacing | Pressure |
|-----------|------|-------|--------------|--------------|----------|
| 000-0.png | 0    | 1     | 2            | 2            | 1        |
| 001-1.png | 1    | 2     | 2            | 2            | 1        |
| 002-0.png | 0    | 3     | 2            | 2            | 2        |
| 003-0.png | 2    | 3     | 0            | 1            | 0        |
| 003-1.png | 2    | 3     | 0            | 1            | 0        |
| 004-0.png | 2    | 3     | 1            | 1            | 0        |
| 005-0.png | 1    | 2     | 0            | 2            | 1        |
| 005-1.png | 1    | 2     | 0            | 2            | 1        |
| 007-0.png | 1    | 0     | 1            | 1            | 1        |
| 007-1.png | 2    | 0     | 1            | 0            | 1        |
| 008-0.png | 2    | 3     | 1            | 1            | 0        |
| 008-1.png | 2    | 3     | 1            | 1            | 0        |
| 009-0.png | 1    | 3     | 2            | 2            | 1        |
| 009-1.png | 1    | 3     | 2            | 2            | 1        |
| 010-0.png | 1    | 2     | 2            | 2            | 2        |
| 010-1.png | 1    | 2     | 2            | 2            | 2        |
| ...       | ...  | ...   | ...          | ...          | ...      |

Dengan adanya visualisasi pada Gambar 3 hingga Gambar 7 serta contoh anotasi pada Tabel 3, memperlihatkan bahwa proses pelabelan telah dilakukan secara terstruktur dan konsisten sesuai dengan indikator *grafologi* yang ditetapkan.

### 3.2 Hasil Pelatihan

Model CNN *multi-task* dilatih selama 20 *epoch* menggunakan *optimizer Adam* dan fungsi kerugian *CrossEntropyLoss* untuk masing-masing *head* fitur *grafologi*. Selama proses pelatihan, terjadi penurunan *training loss* dari 4,3009 pada *epoch* pertama menjadi 1,1485 pada *epoch* ke-20. Adapun *validation loss* menunjukkan pola stabil di kisaran 2,6 setelah *epoch* ke-5. Tren perubahan nilai *loss* tersebut ditampilkan pada Gambar 8.



**Gambar 8.** Kurva training loss dan validation loss selama pelatihan model

Model dengan performa terbaik diperoleh pada *epoch* ke-13 ketika nilai *validation loss* mencapai 2,592. Evaluasi performa pada data validasi disajikan pada Tabel 4, yang memuat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing fitur *grafologi*.

**Tabel 4.** Hasil evaluasi model terbaik pada data validasi per fitur grafologi

| Fitur Grafologi | Akurasi | Presisi | Recall | F1-Score |
|-----------------|---------|---------|--------|----------|
| Size            | 0,8016  | 0,7990  | 0,8242 | 0,8058   |
| Slant           | 0,7659  | 0,7114  | 0,7271 | 0,7168   |
| Word Spacing    | 0,7937  | 0,7770  | 0,7872 | 0,7816   |
| Line Spacing    | 0,9008  | 0,7837  | 0,7897 | 0,7864   |
| Pressure        | 0,7976  | 0,7798  | 0,7982 | 0,7876   |

Berdasarkan Tabel 4, fitur *line spacing* menunjukkan performa tertinggi dengan akurasi 0,9008, menandakan bahwa pola jarak antar baris relatif konsisten dan mudah diidentifikasi oleh model. Sebaliknya, fitur *slant* menghasilkan *F1-score* terendah sebesar 0,7168, yang mengindikasikan tingkat variasi kemiringan tulisan yang tinggi dan lebih sulit dipelajari. Adapun fitur *size*, *word spacing*, dan *pressure* menunjukkan performa stabil, dengan akurasi di atas 0,79 dan *F1-score* pada rentang 0,78–0,81.

Analisis tren *loss* memperlihatkan bahwa model mencapai konvergensi pada beberapa *epoch* awal, dengan fluktuasi minor pada *validation loss* antara *epoch* ke-5 hingga ke-10. Fluktuasi tersebut menggambarkan dinamika proses generalisasi model namun tidak mengarah pada indikasi *overfitting* yang signifikan.

### 3.3 Hasil Pengujian

Setelah proses pelatihan model selesai dengan bobot terbaik diperoleh pada *epoch* ke-13, tahap berikutnya adalah melakukan pengujian menggunakan data uji (*testing set*) yang belum pernah digunakan pada proses pelatihan maupun validasi. Pengujian ini bertujuan untuk menilai kemampuan generalisasi model secara objektif.

#### 3.3.1 Evaluasi pada Data Uji

Hasil evaluasi performa model pada *testing set* ditampilkan pada Tabel 5, yang memuat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing fitur grafologi.

**Tabel 5.** Hasil evaluasi model pada data uji per fitur grafologi

| Fitur Grafologi | Akurasi | Presisi | Recall | F1-score |
|-----------------|---------|---------|--------|----------|
| Size            | 0,7892  | 0,8052  | 0,7892 | 0,7900   |
| Slant           | 0,8117  | 0,8078  | 0,8117 | 0,8087   |
| word spacing    | 0,7982  | 0,8058  | 0,7982 | 0,7945   |
| line spacing    | 0,9058  | 0,9138  | 0,9058 | 0,9056   |
| Pressure        | 0,7040  | 0,7730  | 0,7040 | 0,7067   |

Berdasarkan Tabel 5, beberapa temuan utama dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Fitur *line spacing* memiliki performa terbaik dengan akurasi 0,9058 dan *F1-score* 0,9056 yang menegaskan konsistensi jarak antarbaris.
- Fitur *slant* mengalami peningkatan dibanding evaluasi terhadap data validasi dengan akurasi 0,8117 dan *F1-score* 0,8087 yang menandakan model dapat menangani variasi kemiringan pada data baru.
- Fitur *pressure* memperoleh performa terendah dengan akurasi 0,7040 dan *F1-score* 0,7067. Kemungkinan karena variasi alat tulis dan kualitas pemindaian.
- Fitur *size* dan *word spacing* tetap menampilkan performa stabil dan konsisten dengan akurasi antara 0,7892–0,7982 serta *F1-score* antara 0,7900–0,7945.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model tergolong tinggi, terutama pada fitur-fitur yang bersifat spasial. Namun demikian, performa pada fitur *Pressure* masih menunjukkan tantangan, yang kemungkinan disebabkan oleh variasi kualitas pemindaian serta perbedaan jenis alat tulis yang digunakan oleh peserta dalam dataset.

#### 3.3.2 Pemetaan ke Kepribadian Holland (RIASEC)

Prediksi fitur grafologi kemudian dikonversi menjadi skor probabilitas pada enam tipe kepribadian Holland: *Realistic* (R), *Investigative* (I), *Artistic* (A), *Social* (S), *Enterprising* (E), dan *Conventional* (C). Skor dari keenam tipe kepribadian tersebut, dipilih maksimal tiga skor tertinggi untuk membentuk kode RIASEC akhir pada setiap sampel. Contoh hasil pemetaan ditampilkan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Contoh Hasil Pemetaan Prediksi Fitur Grafologi ke Kepribadian Holland (RIASEC)

| Filename   | Size | Slant | Word Spacing | Line Spacing | Pressure | RIASEC Prediction | R     | I     | A     | S     | E     | C    |
|------------|------|-------|--------------|--------------|----------|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| 000-22.png | 0    | 1     | 2            | 2            | 1        | RA                | 29,39 | 16,53 | 22,94 | 10,26 | 13,89 | 6,98 |
| 000-33.png | 0    | 1     | 2            | 2            | 1        | RA                | 30,78 | 19,88 | 20,2  | 9,05  | 11,2  | 8,89 |
| 000-39.png | 0    | 1     | 2            | 2            | 1        | RIA               | 30,16 | 20,27 | 20,23 | 9,55  | 10,21 | 9,59 |
| 000-45.png | 0    | 1     | 2            | 2            | 1        | RAI               | 30,05 | 24,02 | 24,03 | 5,76  | 10,29 | 5,85 |

|            |     |     |     |     |     |     |       |       |       |       |       |       |
|------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 000-46.png | 0   | 1   | 2   | 2   | 1   | RAI | 34,12 | 20    | 20,06 | 5,79  | 14,24 | 5,77  |
| 000-57.png | 0   | 1   | 2   | 2   | 1   | RAI | 29,89 | 21,39 | 21,5  | 8,44  | 10,32 | 8,45  |
| 004-0.png  | 1   | 3   | 1   | 1   | 0   | IS  | 2,96  | 24,73 | 16,95 | 22,66 | 16,24 | 16,47 |
| 009-1.png  | 0   | 3   | 2   | 2   | 0   | A   | 16,21 | 15,8  | 27,53 | 14,91 | 19,64 | 5,91  |
| 011-1.png  | 2   | 2   | 1   | 0   | 0   | CI  | 11,02 | 22,93 | 15,21 | 7,13  | 12,44 | 31,27 |
| 019-2.png  | 2   | 3   | 0   | 1   | 2   | ES  | 9,28  | 5,92  | 12,23 | 28,66 | 39,56 | 4,35  |
| 026-2.png  | 1   | 3   | 1   | 2   | 2   | ES  | 13,15 | 11,59 | 13,39 | 20,87 | 23,95 | 17,05 |
| 027-0.png  | 1   | 1   | 1   | 2   | 0   | IA  | 16,2  | 27,85 | 24,05 | 8,36  | 9,84  | 13,7  |
| 033-0.png  | 0   | 2   | 2   | 2   | 2   | RE  | 25,79 | 16,6  | 18,82 | 5,75  | 20,39 | 12,65 |
| 041-0.png  | 2   | 3   | 0   | 1   | 1   | ES  | 1,92  | 11,08 | 14,66 | 30,43 | 31,22 | 10,69 |
| 042-0.png  | 0   | 2   | 1   | 2   | 2   | RE  | 23,51 | 19,38 | 19,11 | 6,01  | 20,2  | 11,8  |
| 058-0.png  | 2   | 0   | 0   | 1   | 1   | S   | 1,2   | 15,28 | 18,58 | 34,3  | 14,22 | 16,42 |
| 060-3.png  | 0   | 3   | 2   | 2   | 1   | A   | 19,56 | 13,36 | 23,16 | 16,85 | 19,61 | 7,45  |
| 066-1.png  | 2   | 3   | 2   | 0   | 0   | A   | 13,51 | 15,15 | 23,41 | 17,64 | 19,04 | 11,26 |
| 071-0.png  | 2   | 3   | 0   | 1   | 2   | ES  | 12,67 | 7,3   | 10,8  | 25,3  | 38,78 | 5,16  |
| 079-0.png  | 1   | 0   | 1   | 2   | 0   | A   | 5,54  | 19,44 | 26,56 | 19,85 | 12,57 | 16,05 |
| 084-1.png  | 1   | 3   | 1   | 1   | 0   | IS  | 3,14  | 26,9  | 19,5  | 20,04 | 14,6  | 15,82 |
| 087-0.png  | 0   | 3   | 2   | 2   | 0   | AR  | 20,43 | 16,06 | 25,04 | 14,25 | 19,13 | 5,1   |
| 090-0.png  | 1   | 3   | 1   | 2   | 0   | AI  | 1,99  | 21,52 | 21,68 | 18,17 | 16,8  | 19,84 |
| ...        | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   |

Analisis distribusi hasil pemetaan menunjukkan adanya variasi yang signifikan antar sampel tulisan tangan. Beberapa citra memperlihatkan dominasi yang kuat pada satu tipe kepribadian, seperti pada contoh citra 009-1.png yang menunjukkan kecenderungan tipe kepribadian *Artistic* (A: 27,53). Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa individu yang memiliki karakteristik tulisan serupa cenderung memiliki kepribadian kreatif, ekspresif, serta tertarik pada aktivitas yang melibatkan imajinasi dan estetika.

Sementara itu, terdapat pula sampel yang menampilkan keseimbangan lebih merata di antara beberapa dimensi kepribadian. Sebagai contoh, citra 000-45.png menunjukkan distribusi skor yang relatif seimbang antara tipe *Realistic*, *Investigative*, dan *Artistic* (R:30,05; I:24,02; A:24,03). Pola ini menandakan bahwa individu tersebut memiliki kecenderungan multidimensi, yang tidak hanya berfokus pada aktivitas praktis, tetapi juga memiliki rasa ingin tahu ilmiah serta sensitivitas estetika.

Secara umum, pola variasi tersebut menunjukkan bahwa kecenderungan kepribadian yang dipetakan melalui fitur *grafologi* bersifat kombinatorik dan tidak bersifat tunggal. Pola ini menunjukkan bahwa individu umumnya memiliki kombinasi beberapa tipe kepribadian, bukan tunggal, sehingga pemetaan probabilistik RIASEC memberikan gambaran yang lebih realistis dan akurat tentang kecenderungan psikologis individu. Temuan ini juga memperkuat teori Holland yang menyatakan bahwa kesesuaian antara individu dan lingkungan kerja merupakan faktor utama dalam menentukan kepuasan serta stabilitas karier seseorang. Dengan demikian, pendekatan pemetaan berbasis probabilitas dalam penelitian ini dinilai lebih representatif dalam menggambarkan profil kepribadian secara holistik dibandingkan klasifikasi deterministik tunggal.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi tulisan tangan berbasis CNN ResNeXt dengan pendekatan *multi-task learning*, di mana satu *backbone* jaringan digunakan untuk mengekstraksi fitur *grafologi* dan dibagi ke beberapa head klasifikasi untuk memprediksi enam fitur utama secara simultan. Evaluasi model menunjukkan kinerja yang tinggi pada data validasi dan uji, dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang konsisten, meskipun terdapat variasi antarfitur. Prediksi fitur *grafologi* kemudian dipetakan ke enam kategori kepribadian Holland (RIASEC) melalui skor probabilitas, sehingga tiga skor tertinggi membentuk kode RIASEC dominan per sampel. Temuan ini menegaskan bahwa model mampu melakukan klasifikasi tulisan tangan secara efektif dan menghasilkan representasi kepribadian yang lebih komprehensif dibandingkan label tunggal. Saran untuk pengembangan lebih lanjut dengan memperluas variasi dataset, mengoptimalkan arsitektur model melalui perbandingan *pretrained models* dan *hyperparameter tuning*, meningkatkan validasi anotasi dengan melibatkan ahli *grafologi*, serta mengintegrasikan instrumen psikometrik seperti *Self-Directed Search* (SDS). Selain itu, pengembangan sistem berbasis perangkat lunak atau platform web dapat mempermudah penerapan praktis. Dengan langkah-langkah tersebut, penelitian ini memiliki potensi menjadi landasan bagi sistem asesmen kepribadian berbasis *grafologi* yang lebih akurat dan aplikatif, bermanfaat dalam pendidikan, rekrutmen, dan konseling karier.

## REFERENCES

- [1] J. L. Holland, *Making vocational choices: A theory of vocational personalities and work environments*, 3rd ed. Odessa, FL, US: Psychological Assessment Resources, 1997.
- [2] N. N. I. P. Wistarini dan D. Syarifah, "Holland's RIASEC Model: Asesmen Pengembangan Karier dan Kerja pada Pegawai PT Y," *Bisma J. Manaj.*, vol. 9, no. 3, hal. 300–309, 2024, doi: 10.23887/bjm.v9i3.61603.
- [3] D. Nuradhari, N. K. Azzahra, P. Fadmalia, W. Karisa, M. Subhan, dan N. H. Shui, "Peran Teori Holland dalam Mengarahkan Pilihan Karir Berdasarkan Versi Kepribadian," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 9, hal. 1438–1442, 2025.

- [4] R. Kurniawan *dkk.*, “Pemetaan Minat dan Bakat Menggunakan Metode RIASEC Pendukung Implementasi Kurikulum Merdeka di SMAN 9 Bandarlampung,” *J. Pengabd. Masy. Bangsa*, vol. 1, no. 9, hal. 1748–1755, 2023, doi: 10.59837/jpmba.v1i9.417.
- [5] E. Yunika dan A. R. Musslifah, “Pemanfaatan Grafologi sebagai Media Pengenalan Diri dan Peningkatan Kepercayaan Diri pada Mahasiswa Psikologi Universitas Sahid Surakarta,” *Aspir. Publ. Has. Pengabd. dan Kegiat. Masy.*, vol. 3, hal. 118–126, 2025, [Daring]. Tersedia pada: <https://journal.aspirasi.or.id/index.php/ASPIRASI>
- [6] Y. V. Guntara, Samsuryadi, dan Sukemi, “Pengenalan Kepribadian Melalui Tulisan Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan LS Classifiers,” *Digit. Zo. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 14, no. 2, hal. 151–167, 2023, doi: 10.31849/digitalzone.v14i2.15193.
- [7] A. R. Pathak, A. Raut, S. Pawar, M. Nangare, H. S. Abbott, dan P. Chandak, “Personality analysis through handwriting recognition,” *J. Discret. Math. Sci. Cryptogr.*, vol. 23, no. 1, hal. 19–33, 2020, doi: 10.1080/09720529.2020.1721856.
- [8] D. Gagiou dan D. Sendrescu, “Detection of Personality Traits Using Handwriting and Deep Learning,” *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 4, 2025, doi: 10.3390/app15042154.
- [9] R. P. Archana, S. M. Anzar, dan N. P. Subheesh, “Design and Development of the Graphology-based Career Analysis and Prediction System (G-CAPS) for Engineering Students,” in *IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON*, IEEE Computer Society, 2023. doi: 10.1109/EDUCON54358.2023.10125277.
- [10] Y. Zhang dan Q. Yang, “An overview of multi-task learning,” *Natl. Sci. Rev.*, vol. 5, no. 1, hal. 30–43, 2018, doi: 10.1093/nsr/nwx105.
- [11] D. Avianto, A. Harjoko, dan Afiahayati, “Multi-Task Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Fine-Grained Kendaraan Menggunakan Citra Dashboard Camera,” *Univ. Gadjah Mada*, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <http://etd.repository.ugm.ac.id/>
- [12] S. Xie, R. Girshick, P. Dollár, Z. Tu, dan K. He, “Aggregated residual transformations for deep neural networks,” *Proc. - 30th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2017*, vol. 2017-Janua, hal. 5987–5995, 2017, doi: 10.1109/CVPR.2017.634.
- [13] S. Kornblith, J. Shlens, dan Q. V Le Google Brain, *Do Better ImageNet Models Transfer Better?* 2019.
- [14] G. Chaubey dan S. K. Arjaria, *Personality Prediction Through Handwriting Analysis Using Convolutional Neural Networks*. Springer Singapore, 2022. doi: 10.1007/978-981-16-3802-2\_5.
- [15] U.-V. Marti dan H. Bunke, “IAM Handwritten Forms Dataset.” Diakses: 20 Oktober 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.kaggle.com/datasets/naderabdalghani/iam-handwritten-forms-dataset?select=data>
- [16] “resnext50\_32x4d — Torchvision main documentation.” Diakses: 20 Oktober 2025. [Daring]. Tersedia pada: [https://docs.pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.resnext50\\_32x4d.html](https://docs.pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.resnext50_32x4d.html)
- [17] D. Anggara, N. Suarna, dan Y. Arie Wijaya, “Performance Comparison Analysis Of Optimizer Adam, SGD, And RMSPROP On The H5 Model,” *J. Ilm. NERO*, vol. 8, no. 1, hal. 53–64, 2023.
- [18] Z. Karimi, *Confusion Matrix*, no. October. 2021. doi: 10.1007/978-1-4899-7687-1\_50.
- [19] R. Hidayatulloh, W. Aji, dan E. Prabowo, “Analisis Performansi Model Machine Learning dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes Tipe 2,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 12, no. 4, 2025, doi: 10.30865/jurikom.v12i4.8747.
- [20] Siswanto, *Menyingkap Kepribadian Lewat Tulisan Tangan*, I. Jakarta, 2010. [Daring]. Tersedia pada: [www.bpkgm.com](http://www.bpkgm.com)
- [21] Abdurrahman dan B. Yulianto, “Hubungan Antara Karakteristik Tulisan Tangan dengan Perilaku pada Siswa Kelas X SMKN 10 Surabaya,” *Bapala UNESA*, vol. 9, no. 8, hal. 173–182, 2022.
- [22] A. Carolina dan Lina, “SISTEM PENJUALAN DENGAN PENGENALAN PRODUK SECARA OTOMATIS MENGGUNAKAN METODE YOLO,” *J. Sist. Inf. DAN Tek. Komput.*, vol. 8, no. 2, hal. 271–275, 2023.