KLASIFIKASI KEPRIBADIAN BERDASARKAN *BIG FIVE PERSONALITY*MELALUI CITRA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8

SKRIPSI

IVAN TANDELLA 201402022



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN 2024

KLASIFIKASI KEPRIBADIAN BERDASARKAN BIG FIVE PERSONALITY MELALUI CITRA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah Sarjana Teknologi Informasi

IVAN TANDELLA 201402022



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2024

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI KEPRIBADIAN BERDASARKAN

BIG FIVE PERSONALITY MELALUI CITRA

TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE

YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8

Kategori : SKRIPSI

Nama : IVAN TANDELLA

Nomor Induk Mahasiswa : 201402022

Program Studi : SARJANA (S-1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Medan, 4 Juli 2024

Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2

Sarah Purnamawati, S.T., M.Sc.

NIP. 198302262010122003

Pembimbing 1

Rossy Nurhasanah, S.Kom., M.Kom.

NIP. 198707012019032016

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S-1 Teknologi Informasi

Ketua,

Dedy Arisandi S.T., M.Ko

NIP. 19700831200912100

PERNYATAAN

KLASIFIKASI KEPRIBADIAN BERDASARKAN *BIG FIVE PERSONALITY*MELALUI CITRA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 4 Juli 2024

Ivan Tandella

201402022

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur atas kehadirat Tuhan Yang Maha Esa karena atas berkat dan rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer di Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara. Pada proses penyelesaikan tugas akhir ini, penulis mendapatkan banyak doa, dukungan, bimbingan, dan arahan dari berbagai pihak baik yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung. Oleh sebab itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

- 1. Keluarga penulis, yaitu orang tua penulis Bapak Toni dan Ibu Erlina yang telah memberikan didikan dan selalu mendukung penulis baik secara material dan non material, serta adik penulis, Steven Manuel Tandella.
- 2. Bapak Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si., selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
- 3. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, B.Sc., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 4. Bapak Dedy Arisandi, S.T., M.Kom., selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 5. Ibu Rossy Nurhasanah, S.Kom., M.Kom., dan Ibu Sarah Purnamawati, S.T., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing tugas akhir yang telah meluangkan waktu dan pikirannya untuk memberikan dukungan dan arahan kepada penulis.
- 6. Bapak Prof. Dr. Drs. Opim Salim Sitompul, M.Sc. dan Ibu Dr. Erna Budhiarti Nababan, M.IT., selaku Dosen Pembanding yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis untuk penyempurnaan penulisan tugas akhir ini.
- 7. Bapak dan Ibu Dosen di lingkungan Program Studi S1 Teknologi Informasi, atas ilmu dan wawasan yang diberikan selama perkuliahan.
- 8. Seluruh staff Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi yang telah membantu segala urusan administrasi selama perkuliahan.
- 9. Teman-teman grup capek pc, yaitu Muhammad Iqbal Manalu, Muhammad Hatta Abdillah, Wahyu Sony Pratama, Tsabitah Muflihza, Vanissya Arbashika

Putri, Ullayya Zhafirah, Nayla Rahmi Nasution, yang selalu bersedia mendengarkan keluhan penulis, memberikan semangat dan hiburan, serta selalu menemani masa-masa perkuliahan penulis.

10. Teman-teman penulis, yaitu Ridha Arrahmi, Fildzah Zata Amani, Mhd Afifan

Aly Rahman Saragih, dan Teruna Tegar Matondang.

11. Teman-teman penulis, yaitu M D Arbani Asfi Dalimunthe, Herzinanda Putra,

dan Gideon Tulus Hatta Yuda.

12. Rekan-rekan cohort ML-31 Bangkit 2023H1 yang telah memberikan wawasan dan pengalaman baru selama mengikuti program MSIB 4, serta para mentee

ML-67 Bangkit 2024H1 dan rekan-rekan mentor yang telah mengisi hari-hari

penulis selama menyelesaikan tugas akhir dengan pengalaman yang berkesan.

13. Teman-teman seperjuangan Teknologi Informasi Angkatan 2020 yang tidak

dapat disebutkan satu per satu.

14. Abang dan kakak senior penulis, terutama Abangda Huzaifah Muhammad Lais

Lubis, Abangda Aulia Rahman Partomuan Sihite, Abangda Nanda Ambiya,

Kakak Anggitri Sihombing, yang telah membantu dan memberikan saran, serta

arahan kepada penulis.

15. Adik-adik Angkatan 2023 Teknologi Informasi Kom C yang telah bersedia

menjadi responden untuk pengumpulan data penelitian

16. Seluruh responden dalam pengumpulan data untuk penelitian ini.

Medan, Juli 2024

Penulis

ABSTRAK

Grafologi merupakan studi mengenai analisis tulisan tangan untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan memahami kepribadian seseorang dengan baik dan sangat berguna untuk banyak proses organisasi misalnya pada proses seleksi perekrutan di perusahaan. Salah satu model yang sangat dikenal dan umum digunakan pada berbagai bidang termasuk industri adalah Big Five Personality, yang mengelompokkan kepribadian manusia menjadi lima ciri, yaitu Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, dan Neuroticism. Proses analisis umumnya dilakukan secara manual oleh pakar dan hasilnya juga bergantung pada pengalaman dari pakar. Hal tersebut menghabiskan waktu yang lama sehingga dinilai kurang efisien seiring dengan bertambahnya jumlah sampel yang perlu diperiksa. Oleh karena itu, untuk meningkatkan efisiensi dan menghindari subjektivitas dari hasil pemeriksaan kepribadian, dapat dikembangkan sebuah sistem yang mampu mengklasifikasikan jenis kepribadian dengan cepat dan akurat. Penelitian ini mengimplementasikan metode You Only Look Once versi 8 untuk mengembangkan sistem klasifikasi kepribadian berdasarkan big five personality. Hasil model klasifikasi yang telah dirancang kemudian diimplementasikan ke sebuah aplikasi *mobile* berbasis Android dan dapat melakukan klasifikasi secara real-time dengan waktu inferensi 300-1000 ms bergantung pada spesifikasi perangkat yang digunakan. Hasil pengujian memperoleh nilai precision sebesar 88%, recall sebesar 88,8%, f1-score sebesar 87,6%, dan akurasi keseluruhan mencapai 88%. Dengan nilai metrik evaluasi yang diperoleh maka hasil sistem klasifikasi termasuk ke dalam kategori *good classification*.

Kata kunci: Grafologi, Big Five Personality, YOLOv8, Real-Time

PERSONALITY CLASSIFICATION BASED ON THE BIG FIVE PERSONALITY THROUGH HANDWRITTEN IMAGES USING YOU ONLY LOOK ONCE VERSION 8

ABSTRACT

Graphology is the study of handwriting analysis to identify, evaluate and understand a person's personality well and is very useful for many organizational processes, for example in the recruitment selection process in companies. There is a well-known model and widely used in various fields including industry called Big Five Personality, which human personality into five characteristics, namely Openness, groups Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, and Neuroticism. The analysis process is generally carried out manually by experts and the results also depend on the experience of the expert. This will also take a relatively long time so it is considered less efficient as the number of samples that need to be examined increases. Therefore, to increase efficiency and avoid subjectivity in personality examination results, a system can be developed that is able to classify personality types quickly and accurately. This research implements the You Only Look Once version 8 to develop a personality classification system based on the big five personalities. The classification model that has been created is then implemented into an Android-based mobile application and can carry out real-time classification with an inference time of 300-1000 ms depending on the specifications of the device used. The test results obtained 88% precision, 88,8% recall, 87,6% f1-score, and overall accuracy of 88%. With the evaluation metric values obtained, the classification system result is categorized as good classification.

Keywords: Graphology, Big Five Personality, YOLOv8, Real-Time

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	iii
PERNYATAAN	iv
UCAPAN TERIMA KASIH	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	3
1.4. Batasan Masalah	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
1.6. Metodologi Penelitian	4
1.7. Sistematika Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	6
2.1. Grafologi	6
2.2. Big Five Personality	6
2.2.1. Openness to experience	7
2.2.2. Conscientiousness	7
2.2.3. Extraversion	7
2.2.4. Agreeableness	7
2.2.5. Neuroticism	7
2.3. Computer Vision	7
2.4. Real-Time Object Detection	8
2.5. Deep Learning	8
2.6. Convolutional Neural Network (CNN)	8
2.7. You Only Look Once (YOLO)	9

	2.8. YOLOv8	9
	2.9. Metrik Evaluasi	11
	2.9.1. Accuracy	11
	2.9.2. Precision	11
	2.9.3. <i>Recall</i>	12
	2.9.4. <i>F1-Score</i>	12
	2.9.5. Mean Average Precision (mAP)	12
	2.10. Penelitian Terdahulu	12
	2.11. Perbedaan Penelitian	16
BAB	3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	17
	3.1. Dataset	17
	3.2. Analisis Sistem	18
	3.3. Akuisisi Data	19
	3.4. Data Preprocessing	20
	3.4.1. Labeling	20
	3.4.2. Crop & resize	21
	3.4.3. Grayscaling	22
	3.4.4. Thresholding	24
	3.4.5. Augmentasi	25
	3.5. Classification	26
	3.5.1. Instalasi <i>package</i>	26
	3.5.2. Konfigurasi data	27
	3.5.3. Pelatihan model	27
	3.6. Learned Model	31
	3.7. Deployment	31
	3.8. Output	31
	3.9. Perancangan Antarmuka Sistem	31
	3.9.1. Activity diagram	32
	3.9.2. Rancangan halaman <i>home</i>	32
	3.9.3. Rancangan halaman deteksi	33
	3.9.4. Rancangan halaman deskripsi	34
BAB	4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	36
	4.1. Implementasi Sistem	36

4.2. Implementasi Data	37
4.3. Implementasi Model	38
4.3.1. <i>Batch size</i> 8	39
4.3.2. <i>Batch size</i> 16	40
4.3.3. <i>Batch size</i> 32	41
4.3.3. Batch size 64	41
4.3.3. Batch size 128	42
4.4. Implementasi Antarmuka Aplikasi	43
4.4.1. Antarmuka halaman home	43
4.4.2. Antarmuka halaman deteksi	44
4.4.3. Antarmuka halaman deskripsi	45
4.5. Pengujian Sistem	46
4.3.1. Batch size 8 4.3.2. Batch size 16 4.3.3. Batch size 32 4.3.3. Batch size 64 4.3.3. Batch size 128 4.4. Implementasi Antarmuka Aplikasi 4.4.1. Antarmuka halaman home 4.4.2. Antarmuka halaman deteksi 4.4.3. Antarmuka halaman deskripsi 4.5. Pengujian Sistem BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN 5.1. Kesimpulan 5.2. Saran DAFTAR PUSTAKA	56
5.1. Kesimpulan	56
5.2. Saran	56
DAFTAR PUSTAKA	58
LAMPIRAN	62

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	14
Tabel 4. 1 Hasil Percobaan 200 epoch	43
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem	46
Tabel 4. 3 Confusion Matrix	51
Tabel 4. 4 Nilai <i>Precision</i> , <i>Recall</i> , dan <i>F1-Score</i>	53
Tabel 4. 5 Pengujian dengan Berbagai Tulisan	54
Tabel 4. 6 Perbandingan Hasil dengan Penelitian Terdahulu	55

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Big Five Personality	6
Gambar 2. 2 Lapisan Model CNN	9
Gambar 2. 3 Model Deteksi YOLO	9
Gambar 2. 4 Arsitektur YOLOv8	10
Gambar 2. 5 Perbandingan Algoritma YOLO	11
Gambar 3. 1 Contoh Citra Tulisan Tangan	17
Gambar 3. 2 Arsitektur Umum	18
Gambar 3. 3 Pengumpulan Data Secara Daring	19
Gambar 3. 4 Contoh Data Hasil Pengumpulan Mandiri	19
Gambar 3. 5 Pengumpulan Data di Lingkungan Kampus	20
Gambar 3. 6 Pembuatan <i>Bounding Box</i>	21
Gambar 3. 7 Pemilihan <i>Class</i>	21
Gambar 3. 8 Proses <i>Grayscaling</i>	23
Gambar 3. 9 Perubahan Piksel Berdasarkan Nilai Ambang Batas 127	24
Gambar 3. 10 Proses <i>Thresholding</i>	25
Gambar 3. 11 Proses Augmentasi	26
Gambar 3. 12 Modul Konvolusi	28
Gambar 3. 13 Modul C2f	29
Gambar 3. 14 Modul SPPF	30
Gambar 3. 15 Modul <i>Head</i>	31
Gambar 3. 16 Activity Diagram	32
Gambar 3. 17 Rancangan Halaman <i>Home</i>	33
Gambar 3. 18 Rancangan Halaman Deteksi	34
Gambar 3. 19 Rancangan Halaman Deskripsi	35
Gambar 4. 1 Citra Tulisan Tangan <i>Openness</i>	37
Gambar 4. 2 Citra Tulisan Tangan Conscientiousness	37
Gambar 4. 3 Citra Tulisan Tangan Extraversion	38
Gambar 4. 4 Citra Tulisan Tangan Agreeableness	38
Gambar 4. 5 Citra Tulisan Tangan Neuroticism	38

Gambar 4. 6 Visual Studio Code	39
Gambar 4. 7 Grafik Hasil <i>Batch Size</i> 8	40
Gambar 4. 8 Grafik Hasil <i>Batch Size</i> 16	41
Gambar 4. 9 Grafik Hasil <i>Batch Size</i> 32	41
Gambar 4. 10 Grafik Hasil <i>Batch Size</i> 64	42
Gambar 4. 11 Grafik Hasil Batch Size 128	42
Gambar 4. 12 Antarmuka Halaman <i>Home</i>	44
Gambar 4. 13 Antarmuka Halaman Deteksi	45

Gambar 4. 14 Antarmuka Halaman Deskripsi

xiv

46

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Studi yang mempelajari analisis tulisan tangan untuk mempelajari karakter seseorang disebut grafologi. Grafologi merupakan teknik yang digunakan untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan memahami kepribadian seseorang melalui pola yang ditemukan pada tulisan tangan seseorang (Rizvi & Khiyal, 2017). Grafologi dapat memprediksi perilaku dan kepribadian dengan baik dan sangat berguna untuk banyak proses organisasi, seperti seleksi perekrutan, pembentukan tim, konseling, dan perencanaan karir (Elngar *et al.*, 2020). Ahli grafologi atau disebut dengan grafolog umumnya melakukan analisis dengan memeriksa sampel tulisan tangan yang ditulis di kertas putih (Panaha *et al.*, 2022).

Arpaci & Unver (2020) menyatakan salah satu model yang sangat dikenal dan umum digunakan untuk menggambarkan kepribadian seseorang adalah *Big Five Personality*, yang mengelompokkan kepribadian manusia yang kompleks menjadi lima ciri, yaitu *Openness*, *Conscientiousness*, *Extraversion*, *Agreeableness*, dan *Neuroticism*. Model tersebut telah banyak diterapkan oleh para peneliti untuk menganalisis perbedaan individu dalam berbagai situasi, baik di bidang klinis, konseling, industri, ataupun organisasi.

Pada proses perekrutan karyawan di suatu perusahaan yang terdapat banyak kandidat, waktu yang diperlukan untuk melakukan analisis akan meningkat secara signifikan seiring dengan bertambahnya jumlah sampel yang perlu diperiksa sehingga dinilai kurang efisien (Magfiroh, 2022). Keakuratan hasil dari pemeriksaan manual juga bergantung sepenuhnya pada ilmu dan pengalaman dari seorang pakar (Chitlangia & Malathi, 2019).

Waktu yang diperlukan untuk melakukan analisis tulisan tangan dapat dikurangi dengan mengembangkan sistem yang lebih efisien menggunakan pendekatan *machine learning* (Joshi *et al.*, 2015). Citra sampel tulisan tangan dapat diambil dan pola pada tulisan tangan diekstrak menggunakan *image processing*. Teknologi *machine learning* mampu mempelajari pola pada tulisan tangan secara otomatis dan menghasilkan jenis kepribadian yang sesuai (Sen & Shah, 2017).

Penelitian mengenai analisis tulisan tangan menggunakan pendekatan *machine* learning pernah dilakukan oleh Al-Ayyubi (2021). Penelitian tersebut mengimplementasikan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis kepribadian lima besar. Penelitian tersebut memperoleh hasil rata-rata akurasi sebesar 81.25% pada dimensi *agreeableness*, 68.75% pada dimensi *conscientiousness*, 56.73% pada dimensi *extraversion*, 55.65% pada dimensi *neuroticism*, dan 78.12% pada dimensi *openness*. Hasil penelitian tersebut masih kurang optimal karena terbatasnya jumlah data yang digunakan.

Penelitian lain juga dilakukan oleh Malik & Balaji (2021) untuk prediksi kepribadian lima besar berdasarkan tulisan tangan. Penulis menggunakan algoritma SVM, K-NN, dan Random Forest dengan hasil akurasi keseluruhan mencapai 85.12%. Hidayah (2020) pernah melakukan penelitian untuk mendeteksi tulisan tangan dengan menggunakan algoritma YOLO versi 1. Hasil pengujian menunjukkan kecepatan mendeteksi huruf pada gambar satu kata adalah 0,0776 detik, dengan skor presisi 76,92%, dan recall 78,27%.

Lu *et al.* (2021) juga melakukan penelitian menggunakan YOLO untuk mendeteksi karakter tulisan tangan. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem penilaian otomatis. Penelitian ini membuktikan bahwa model YOLO mampu mengenali posisi karakter tulisan tangan dengan akurat.

Terdapat versi terbaru dari YOLO yang dirilis oleh Ultralytics pada tahun 2023, yaitu YOLO versi 8. Pada penelitian Terven *et al.* (2023) yang bertujuan untuk menganalisis perkembangan YOLO dari masa ke masa. Dengan ukuran gambar 640 piksel, YOLOv8 mencapai kecepatan 280 FPS (*frame per second*) dan AP sebesar 53,9%, dibandingkan dengan YOLOv5 sebesar 50,7% pada ukuran input yang sama yang diuji pada dataset MS COCO. Penelitian ini menunjukkan bahwa YOLOv8 lebih unggul dari segi kecepatan dan ketepatan dibandingkan dengan versi YOLO terdahulu.

Berdasarkan penelitian terdahulu yang telah dibahas sebelumnya, maka penulis mengangkat penelitian dengan judul KLASIFIKASI KEPRIBADIAN BERDASARKAN *BIG FIVE PERSONALITY* MELALUI CITRA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8.

1.2. Rumusan Masalah

Grafologi umumnya digunakan sebagai salah satu teknik dalam proses perekrutan di perusahaan. Proses analisis yang dilakukan secara manual akan menghabiskan waktu yang cukup banyak sehingga dinilai kurang efisien dan hasilnya juga bergantung pada pengalaman dari pakar. Oleh sebab itu, untuk meningkatkan efisiensi dan menghindari subjektivitas dari hasil pemeriksaan kepribadian, diperlukan sebuah sistem yang mampu mengklasifikasikan jenis kepribadian dengan cepat dan akurat.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah mengimplementasikan metode YOLO versi 8 dan melakukan analisis kinerjanya untuk mengklasifikasikan jenis kepribadian berdasarkan model *big five personality* secara *real-time*.

1.4. Batasan Masalah

Agar penelitian ini tidak menyimpang dari tujuan penelitian, maka terdapat batasanbatasan yang diterapkan, yaitu sebagai berikut.

- 1) Data yang digunakan untuk training berupa citra dengan ekstensi file jpg.
- 2) Data yang digunakan merupakan citra tulisan tangan dengan huruf alfabet latin.
- 3) Tulisan tangan ditulis di atas kertas kosong yang polos tanpa garis.
- 4) Tulisan tangan ditulis dalam bentuk satu paragraf.
- 5) Jenis kepribadian yang dapat diklasifikasikan adalah berdasarkan model *big five* personality yang meliputi *Openness, Conscientiousness, Extraversion,* Agreeableness, dan Neuroticism.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang didapat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

- 1) Mengetahui performa YOLOv8 dalam melakukan klasifikasi jenis kepribadian.
- 2) Menjadi sumber rujukan untuk melakukan pengembangan terkait sistem

klasifikasi kepribadian dan penggunaan YOLOv8.

- 3) Memberikan informasi kepada pengguna mengenai jenis kepribadian yang dimiliki seseorang melalui tulisan tangan.
- 4) Hasil penelitian diharapkan dapat membantu pakar dalam melakukan analisis tulisan tangan untuk mengenali jenis kepribadian.

1.6. Metodologi Penelitian

Adapun tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan, yaitu sebagai berikut.

1. Studi Literatur

Pada tahapan ini, penulis melakukan pencarian dan pengumpulan informasi dari pakar maupun publikasi penelitian terdahulu mengenai jenis kepribadian lima besar, sistem deteksi secara *real-time*, dan penggunaan YOLOv8.

2. Analisis Permasalahan

Setelah memperoleh informasi yang telah dikumpulkan sebelumnya, penulis melakukan analisis yang bertujuan untuk memahami implementasi YOLOv8 untuk klasifikasi jenis kepribadian lima besar secara *real-time*.

3. Perancangan sistem

Pada tahapan selanjutnya, dilakukan perancangan sistem mulai dari membuat arsitektur umum, mengumpulkan data, pelatihan model, hingga implementasi ke aplikasi mobile.

4. Implementasi Sistem

Hasil rancangan sistem yang telah dirancang sebelumnya kemudian diimplementasikan agar menciptakan sebuah sistem yang selaras dengan tujuan penelitian.

5. Pengujian Sistem

Tahapan berikut akan melakukan uji coba terhadap sistem yang telah diimplementasikan sebelumnya untuk memastikan bahwa sistem yang dirancang dapat digunakan dengan baik untuk memprediksi jenis kepribadian.

6. Penyusunan Laporan

Pada tahap berikut, penulis melakukan penulisan laporan dan dokumentasi proses penelitian sebagai bentuk representasi dari hasil penelitian yang telah dilakukan.

1.7. Sistematika Penulisan

Terdapat lima bagian dalam penulisan skripsi, yaitu sebagai berikut.

BAB 1: PENDAHULUAN

Bagian ini menjelaskan latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan dilakukan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah , tahapan metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Bagian ini memuat teori-teori yang berkaitan dengan grafologi, *big five personality*, *deep learning*, dan YOLO sebagai metode yang diimplementasikan dalam penelitian.

BAB 3: ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bagian ini menjelaskan arsitektur umum dari penelitian yang dimulai dari tahap akuisisi data, *split data*, *data preprocessing*, proses pelatihan, pengujian, *output*, hingga perancangan antarmuka sistem.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bagian ini memuat proses implementasi dan pengujian dari hasil rancangan sistem yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya agar dapat menunjukkan apakah hasil pengujian telah mencapai tujuan dari dilakukannya penelitian ini.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bagian ini memuat konklusi dari hasil penelitian yang telah dilakukan beserta saran yang dapat diterapkan pada pengembangan penelitian yang akan dilakukan pada masa mendatang agar memperoleh hasil yang lebih baik.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Grafologi

Grafologi merupakan cabang ilmu yang berfokus pada bagaimana alam bawah sadar seseorang dan tulisan tangan saling berhubungan dan bahagimana hubungan tersebut menciptakan tulisan yang mencerminkan alam bawah sadar seseorang. Grafologi juga merupakan alat pengujian multibahasa karena tidak menganalisis isi teks, maka dari itu pengguna dapat bebas menentukan ciri-ciri kepribadian, seperti kejujuran, kestabilan emosi, kemampuan mengambil tindakan dan emosional (Achsinfina, 2008).

2.2. Big Five Personality

Big five personality atau juga dikenal sebagai five-factor model merupakan salah satu pendekatan dominan yang mewakili struktur kepribadian manusia. Model tersebut telah banyak digunakan oleh para peneliti untuk menganalisis perbedaan individu dalam berbagai situasi, baik klinis, konseling, industri dan organisasi, dan masih banyak lagi. Model tersebut menyatakan bahwa lima faktor dasar ini menggambarkan sebagian besar ciri kepribadian manusia (Roccas *et al.*, 2002).



Gambar 2. 1 *Big Five Personality* (Sumber: simplypsychology.org)

2.2.1. Openness to experience

Openness merujuk pada seseorang yang cenderung intelektual, imajinatif, sensitif, dan berpikiran terbuka. Ciri ini berkorelasi positif dengan nilai-nilai universalisme, *self-direction*, dan stimulasi.

2.2.2. Conscientiousness

Conscientiousness merujuk pada seseorang yang cenderung lebih berhati-hati, teliti, bertanggung jawab, dan terorganisir. Ciri ini berkorelasi positif dengan nilai-nilai prestasi dan kesesuaian.

2.2.3. Extraversion

Extraversion merujuk pada seseorang yang mudah bergaul, banyak bicara, asertif, dan aktif. Ciri ini cocok dengan pencarian kegembiraan, kebaruan, dan tantangan, yang merupakan tujuan dari nilai stimulasi. Aspek ekstraversi yang proaktif memfasilitasi tujuan mencapai nilai dan kesuksesan melalui demonstrasi keterampilan sesuai norma sosial.

2.2.4. Agreeableness

Agreeableness merujuk pada seseorang yang cenderung baik hati, patuh, rendah hati, lemah lembut, dan kooperatif. Ciri ini sesuai dengan tujuan nilai konformitas (tidak melanggar norma atau menyinggung orang lain) dan nilai tradisional (menerima dan mengikuti norma budaya dan agama).

2.2.5. Neuroticism

Neuroticism merujuk pada seseorang yang cenderung cemas, depresi, marah, dan *insecure*. Ciri ini kurang memiliki stabilitas dan kendali emosi sehingga cenderung mengalami emosi yang negatif, seperti kemarahan dan kecemasan, serta rentan terhadap depresi.

2.3. Computer Vision

Computer vision merupakan kombinasi konsep dan teknik dari pemrosesan citra digital, pengenalan pola, kecerdasan buatan, dan computer graphics. Adaptasi kemampuan penglihatan manusia untuk mengambil informasi memungkinkan perkembangan bidang ini. Computer vision berperan mengekstrak informasi dari citra sehingga keluaran dari proses tersebut adalah pemahaman gambar (Wiley & Lucas, 2018).

2.4. Real-Time Object Detection

Object detection adalah suatu teknik computer vision yang berfungsi mendeteksi instansi objek semantik dari kelas tertentu dalam sebuah gambar ataupun video digital (Voulodimos et al., 2018).

Real-time object detection berarti proses pendeteksian dilakukan secara langsung dimana sistem mampu mendeteksi, menemukan, dan melacak objek secara live. Kecepatan merupakan hal yang sangat penting dalam deteksi objek secara real-time karena video dapat menangani lebih dari 24 FPS sehingga jika pendeteksian objek terlalu lama, maka akan menghasilkan kualitas yang buruk dengan delay pada setiap frame (Ding et al., 2019).

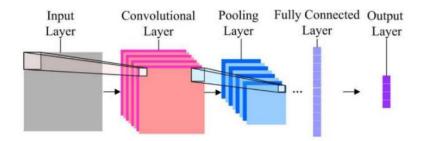
2.5. Deep Learning

Deep learning merupakan salah satu teknik pembelajaran mesin yang menggunakan representasi *multi-layers* untuk belajar dari data. Deep learning mampu menemukan pola dan struktur kompleks dalam data berdimensi tinggi, seperti gambar, ucapan, dan teks. Deep learning merupakan metode pembelajaran yang tidak dirancang oleh manusia tetapi dipelajari secara otomatis dari data menggunakan proses pembelajaran umum (LeCun *et al.*, 2015).

2.6. Convolutional Neural Network (CNN)

Jaringan saraf konvolusional merupakan bentuk pengembangan dari *multi-layer perceptron* yang digunakan untuk memproses data dua dimensi. CNN termasuk dalam jaringan saraf mendalam yang umum digunakan dalam gambar berjaringan tinggi dan diterapkan secara luas pada penelitian citra. Lapisan CNN terdiri dari lapisan masukan, lapisan keluaran, dan beberapa lapisan tersembunyi.

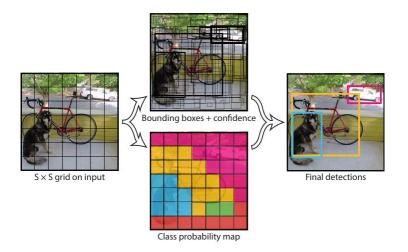
Lapisan tersembunyi berisi *convolutional layer* yang bertugas mengekstraksi fitur dari citra, *pooling layer* bertugas memperkecil ukuran spasial dari fitur konvolusi sehingga sumber daya komputasi yang digunakan untuk mengolah citra dapat dikurangi, dan *fully-connected layer* yang bertugas melakukan transformasi data agar dapat dikelompokkan secara linier (Alwanda *et al.*, 2020).



Gambar 2. 2 Lapisan Model CNN (Alwanda et al., 2020)

2.7. You Only Look Once (YOLO)

YOLO merupakan sebuah pendekatan baru terhadap deteksi objek yang pertama kali dikembangkan pada tahun 2015 yang disajikan sebagai masalah regresi yang memisahkan bounding box dan class probabilities secara spasial. YOLO menggunakan jaringan konvolusi tunggal yang secara paralel memprediksi kotak pembatas dan nilai probabilitas untuk setiap kotak dari satu citra dalam satu evaluasi sehingga mencapai kecepatan real-time dan akurasi yang tinggi. YOLO sangat cepat hingga mampu memproses gambar pada 45 frame per second (Redmon et al., 2015).



Gambar 2. 3 Model Deteksi YOLO (Redmon et al., 2015)

2.8. YOLOv8

YOLO versi 8 merupakan pengembangan algoritma pendeteksian objek real-time yang dirilis pada Januari 2023 oleh Ultralytics, yang juga merupakan pengembang dari YOLO versi 5. YOLOv8 dapat diinstall melalui pip dan juga dapat dijalankan dengan CLI. YOLOv8 dibangun berdasarkan kemajuan dalam *deep learning* dan *computer vision*, dan menawarkan kecepatan dan akurasi yang tidak tertandingi. Desain

RangeKing YOLOV8 Backbone Head YOLOv8Head YOLOv8 Backbone (P5) **Details** Bottleneck Conv k=3, s=2, p=1 h×w×0.5c_out Conv k=3, s=2, p=1 160×160×128×v Conv k=1, s=1, p=0 160×160×128×1 C2f shortcut =?, n Cls. Loss Conv k=3, s=2, p=1 80×80×512×w Concat 80×80×256×4 40×40×512×w 40×40×512×w 40×40×512×w Detect Conv k=3, s=2, p=1 40×40×512×w Upsampl 20×20×512×w× 20×20×512×w 20×20×512×w 20×20×512×w×r 20×20×512×w×(1+r) 21 20×20×512×v Note: height×width×channel Detect

rampingnya membuatnya ideal untuk berbagai aplikasi dan mudah beradaptasi dengan berbagai platform perangkat keras, mulai dari perangkat edge hingga API cloud.

Gambar 2. 4 Arsitektur YOLOv8

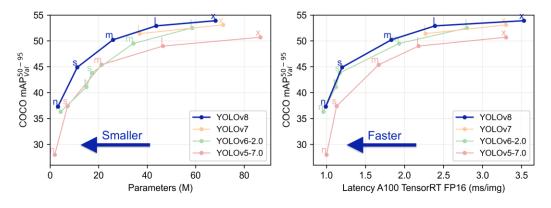
Backbone

(Sumber: roboflow.com)

Head

YOLOv8 melanjutkan kesuksesan versi sebelumnya dengan memperkenalkan peningkatan dan fitur baru untuk meningkatkan kinerja, fleksibilitas, dan efisiensi. YOLOv8 memproses tugas objektivitas, klasifikasi, dan regresi secara mandiri menggunakan model *anchor-free* dengan *head* yang terpisah. Hal ini memungkinkan setiap cabang untuk fokus pada tugasnya sendiri, dan meningkatkan akurasi model secara keseluruhan. Dengan ukuran gambar 640 piksel, YOLOv8x mencapai kecepatan 280 FPS dengan NVIDIA A100 dan TensorRT dan AP sebesar 53,9%, dibandingkan

dengan YOLOv5 yaitu 50,7%. Model ini dievaluasi pada dataset MS COCO (Terven *et al.*, 2023).



Gambar 2. 5 Perbandingan Algoritma YOLO (Sumber: github.com)

2.9. Metrik Evaluasi

2.9.1. Accuracy

Akurasi adalah metrik evaluasi yang mengukur sebaik apa suatu model melakukan prediksi yang benar dari total prediksi. Akurasi menunjukkan seberapa sering suatu model memprediksi kelas yang benar (positif dan negatif) dalam konteks klasifikasi. Performa model dikategorikan sebagai *excellent* jika akurasi bernilai diatas 0.9, dikategorikan *good* jika akurasi diperoleh sebesar 0.8 - 0.9, dikategorikan *fair* jika akurasi diperoleh sebesar 0.7 - 0.8, dikategorikan *poor* jika akurasi diperoleh sebesar 0.6 - 0.7, dan dikategorikan *failure* jika akurasi bernilai kurang dari 0.60 (Khasanah *et al.*, 2022).

$$Accuracy = \frac{jumlah\ data\ yang\ benar}{jumlah\ keseluruhan\ data} \times 100\%$$
 (2.1)

2.9.2. Precision

Precision merupakan kemampuan model untuk mengenali objek yang relevan. Metrik tersebut merupakan persentase prediksi positif yang benar (Padilla *et al.*, 2021).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.2}$$

2.9.3. Recall

Recall adalah bagaimana kemampuan model untuk mengidentifikasi semua kasus yang relevan, atau semua *bounding box ground truth*. Metrik tersebut merupakan persentase prediksi positif benar di antara semua *ground truth* yang ada (Padilla *et al.*, 2021).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.3}$$

2.9.4. F1-Score

F1-Score adalah metrik evaluasi yang menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall. Nilai tersebut menunjukkan seberapa baik model kita menggabungkan kemampuan precision dan recall, yang membantu kita memahami seberapa efektif model dalam melakukan klasifikasi yang akurat (Clara et al., 2021).

$$F1 \, Score = 2 \, \times \, \frac{Recall \, \times Precision}{Recall + Precision} \tag{2.4}$$

2.9.5. Mean Average Precision (mAP)

Pendeteksian objek biasanya menggunakan *Mean Average Precision (mAP)* sebagai metrik untuk mengukur performa model. Penelitian deteksi objek umumnya akan membandingkan kinerja model menggunakan mAP di antara berbagai model. Dalam kasus deteksi objek, setiap gambar dapat mengandung objek dari kelas yang berbeda. Oleh sebab itu, model klasifikasi harus dievaluasi menggunakan metrik presisi yang standar karena masalah klasifikasi gambar tidak dapat diterapkan secara langsung pada masalah deteksi objek.

Nilai mAP dapat dihitung dengan mengambil nilai rata-rata AP, atau ketepatan rata-rata, dari setiap kelas, dan semakin tinggi nilai mAP, semakin baik performa model tersebut. Nilai mAP berkisar antara 0 dan 1. Hanya jika nilai mAP lebih dari 0,5 yang dianggap benar positif (Henderson & Ferrari, 2017).

2.10. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian mengenai analisis tulisan tangan menggunakan pendekatan *machine learning* sudah pernah dilakukan. Pada tahun 2018, Gavrilescu & Vizireanu merancang jaringan saraf *feed-forward* dengan arsitektur tiga lapis untuk

mengklasifikasikan kepribadian *big five*. Hasil akurasi yang diperoleh adalah sebesar 84,4%. Al-Ayyubi (2021) menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis kepribadian lima besar. Penelitian tersebut memperoleh hasil rata-rata akurasi sebesar 81.25% pada ciri *agreeableness*, 68.75% pada ciri *conscientiousness*, 56.73% pada ciri *extraversion*, 55.65% pada ciri *neuroticism*, dan 78.12% pada ciri *openness*. Hasil penelitian tersebut masih kurang optimal karena terbatasnya jumlah data yang digunakan dan adanya kemiripan citra antara yang satu dengan lainnya.

Chitlangia & Malathi (2019) menggunakan SVM dengan mengambil fitur-fitur yang diekstraksi menggunakan teknik HOG sebagai masukan dan mengklasifikasikan kepribadian individu menjadi salah satu dari 5 ciri kepribadian (Energetik, Ekstrovert, Introvert, Ceroboh dan Optimis) sebagai keluaran dengan akurasi 80%. Penelitian lain juga dilakukan oleh Malik & Balaji (2021) untuk prediksi kepribadian lima besar berdasarkan tulisan tangan. Penulis menggunakan berbagai algoritma, seperti SVM, K-NN, dan Random Forest. Penelitian ini memperoleh hasil akurasi keseluruhan mencapai 85.12% dengan mempertimbangkan data antar subjek.

Hidayah (2020) pernah melakukan penelitian untuk mendeteksi tulisan tangan dengan menggunakan algoritma YOLO versi 1. Hasil pengujian menunjukkan kecepatan mendeteksi huruf pada gambar satu kata adalah 0,0776 detik, dengan skor presisi 76,92%, dan recall 78,27%. Lu *et al.* (2021) juga melakukan penelitian menggunakan YOLO untuk mendeteksi karakter tulisan tangan. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem penilaian otomatis. Penelitian ini membuktikan bahwa model YOLO mampu mengenali posisi karakter tulisan tangan dengan akurat.

Terdapat versi terbaru dari YOLO yang dirilis oleh Ultralytics pada tahun 2023, yaitu YOLO versi 8. Pada penelitian Terven *et al.* (2023) yang bertujuan untuk menganalisis perkembangan YOLO dari masa ke masa. Dengan ukuran gambar 640 piksel, YOLOv8 mencapai kecepatan 280 FPS (*frame per second*) dan AP sebesar 53,9%, dibandingkan dengan YOLOv5 sebesar 50,7% pada ukuran input yang sama yang diuji pada dataset MS COCO. Penelitian ini menunjukkan bahwa YOLOv8 lebih unggul dari segi kecepatan dan ketepatan dibandingkan dengan versi terdahulu.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
1.	Mihai Gavrilescu, dan Nicolae Vizireanu	Predicting The Big Five Personality Traits from Handwriting	2018	Penelitian ini merancang jaringan saraf <i>feed-forward</i> dengan arsitektur tiga lapis untuk mengklasifikasikan kepribadian <i>big five</i> . Hasil akurasi yang diperoleh adalah sebesar 84,4%.
2.	Muhammad Faiqul Ilmi Al-Ayyubi	Prediksi Kepribadian Berdasarkan Citra Huruf Tulisan Tangan dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)	2021	Penelitian ini menggunakan CNN untuk klasifikasi kepribadian lima besar. Hasil rata-rata akurasi sebesar 81.25% pada agreeableness, 68.75% pada conscientiousness, 56.73% pada extraversion, 55.65% pada neuroticism, dan 78.12% pada ciri openness.
3.	Aditya Chitlangia, dan G. Malathi	Handwriting Analysis based on Histogram of Oriented Gradient for Predicting Personality Traits using SVM	2019	Penelitian ini menggunakan SVM dengan mengambil fitur-fitur yang diekstraksi menggunakan teknik HOG sebagai masukan dan mengklasifikasikan kepribadian individu menjadi salah satu dari 5 ciri kepribadian (Energetik, Ekstrovert, Introvert, Ceroboh dan Optimis) sebagai keluaran dengan akurasi 80%.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
4.	Nidhi Malik, dan Ashwin Balaji	Predicting The Big- Five Personality Traits From Handwriting	2021	Penelitian ini menggunakan algoritma SVM, K-NN, dan Random Forest. Hasil akurasi keseluruhan mencapai 85.12% dengan mempertimbangkan data antar subjek.
5.	Aisyah Nurul Hidayah	Deteksi Huruf Pada Tulisan Tangan Latin Menggunakan Metode You Only Look Once (YOLO)	2020	Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi tulisan tangan latin menggunakan YOLO. Hasilnya menunjukkan kecepatan mendeteksi huruf pada gambar satu kata adalah 0,0776 detik, dengan skor presisi 76,92%, dan recall 78,27%
6.	Mingliang Lu, Weili Zhou, dan Ruijie Ji	Automatic Scoring System for Handwritten Examination Papers Based on YOLO Algorithm	2021	Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem penilaian otomatis dengan mendeteksi tulisan tangan. Penelitian ini membuktikan bahwa model YOLO mampu mengenali posisi karakter tulisan tangan dengan akurat.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
7.	Juan R. Terven, Diana M. Cordova- Esparza, dan Julio Alejandro Romero- González,	A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO- NAS	2023	Penelitian ini menunjukkan bahwa YOLOv8 lebih unggul dari segi kecepatan dan ketepatan dibandingkan dengan versi terdahulunya. YOLOv8 mencapai kecepatan 280 FPS dan AP sebesar 53,9%, dibandingkan dengan 50,7% pada YOLOv5.

2.11. Perbedaan Penelitian

Penelitian ini memiliki perbedaan dengan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dimana pada penelitian Al-Ayyubi (2021) menggunakan metode CNN, dan Malik & Balaji (2021) yang menggunakan SVM, KNN, dan Random Forest untuk melakukan klasifikasi. Sedangkan penelitian ini menggunakan YOLO versi 8 untuk melakukan klasifikasi secara *real-time* melalui aplikasi mobile. Perbedaan selanjutnya adalah Chitlangia & Malathi (2019) melakukan ekstraksi fitur menggunakan teknik *Histogram of Oriented Gradient* (HOG), sedangkan penelitian ini menggunakan jaringan *backbone* YOLO untuk melakukan ekstraksi fitur.

Terdapat juga perbedaan pada jenis kepribadian yang diklasifikasikan, dimana pada penelitian yang dilakukan Chitlangia & Malathi (2019) dengan keluaran Energetik, Ekstrovert, Introvert, Ceroboh dan Optimis. Sedangkan pada penelitian ini, jenis kepribadian yang diklasifikasi dibatasi berdasarkan jenis big five personality, antara lain Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, dan Neuroticism.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini memberikan penjelasan tentang analisis dan perancangan sistem untuk melakukan klasifikasi jenis kepribadian *big five*. Bab ini mendiskusikan sumber data yang digunakan, proses input, pra-pemrosesan data, pelatihan dan pengujian, serta output yang dihasilkan.

3.1. Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil melalui pengumpulan secara mandiri dan *platform open dataset* Kaggle yang disediakan oleh Chaubey (2020). Pengumpulan secara mandiri dilakukan dengan penyebaran kuesioner daring dan secara langsung di lingkungan kampus.

```
One day a zebra found a xylophone on the sidewolk He quickly ran over picked it up and gave it to his pet mule. Just then he found another xylophone. He kept that one for himself.
```

Gambar 3. 1 Contoh Citra Tulisan Tangan

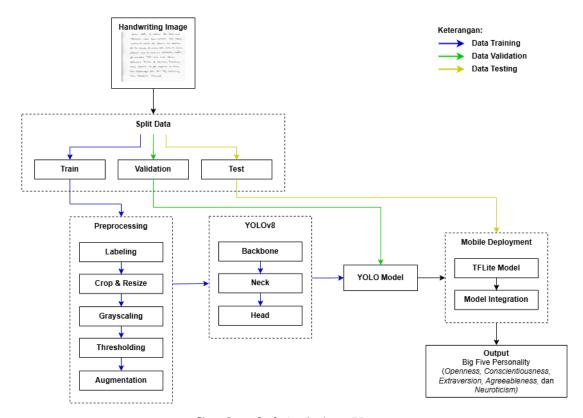
(sumber: kaggle.com)

3.2. Analisis Sistem

Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini. Rancangan arsitektur umum penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.2. Data tulisan tangan akan dikumpulkan dalam bentuk gambar dan kemudian akan dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji.

Gambar yang telah dikumpulkan akan melalui pra-proses terlebih dahulu, seperti melakukan pelabelan data berupa anotasi agar citra mudah dikenali. Selanjutnya melakukan *crop* dan *resizing* untuk memotong dan mengubah ukuran citra. *Grayscaling* untuk mengubah citra menjadi warna monokrom, dan *thresholding* agar dapat lebihmudah membedakan tulisan dan latar kertas. Setelah itu tahap terakhir pra-proses adalah melakukan augmentasi untuk memperbanyak jumlah data.

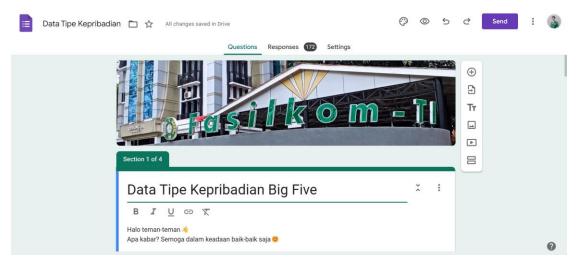
Tahap selanjutnya merupakan tahap membangun dan melatih arsitektur model menggunakan YOLO versi 8. Arsitektur YOLOv8 terdiri dari *backbone network*, *neck network*, dan *head network*. Model dan aplikasi yang telah dibuat akan dievaluasi menggunakan data *test* yang belum pernah dipakai saat pelatihan. Hasil akhir dari proses tersebut adalah jenis kepribadian lima besar, yaitu *Openness*, *Conscientiousness*, *Extraversion*, *Agreeableness*, dan *Neuroticism*.



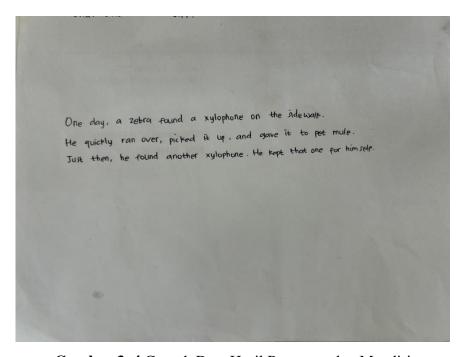
Gambar 3. 2 Arsitektur Umum

3.3. Akuisisi Data

Tahap awal yang dilakukan adalah mengumpulkan data input yang akan digunakan. Penelitian ini menggunakan citra tulisan tangan yang diambil dari pengumpulan mandiri dan Kaggle. Pengumpulan secara mandiri dilakukan dengan penyebaran kuesioner secara daring melalui sosial media, dimana responden diminta untuk mengisi asesmen kepribadian *big five* untuk memperoleh jenis kepribadian yang dimiliki, kemudian responden akan diminta menuliskan beberapa kalimat di kertas. Contoh data yang diperoleh melalui pengumpulan data secara mandiri dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3. 3 Pengumpulan Data Secara Daring



Gambar 3. 4 Contoh Data Hasil Pengumpulan Mandiri

Selain penyebaran kuesioner secara daring, penulis juga melakukan pengumpulan secara langsung kepada mahasiswa di lingkungan kampus. Penulis mendatangi beberapa kelas dan mengajak langsung para mahasiswa untuk berpartisipasi dalam penelitian. Dokumentasi pengumpulan data dapat dilihat pada Gambar 3.4. Data yang telah dikumpulkan selanjutnya akan dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji.



Gambar 3. 5 Pengumpulan Data di Lingkungan Kampus

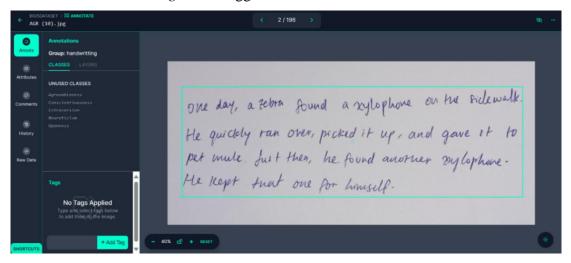
3.4. Data Preprocessing

Pada tahap ini, data citra akan melalui beberapa proses terlebih dahulu agar mendapatkan hasil citra yang baik untuk diproses pada tahap selanjutnya. Tahapan preprocessing yang dilakukan, yaitu labeling, crop dan resize, grayscaling, thresholding dan augmentasi.

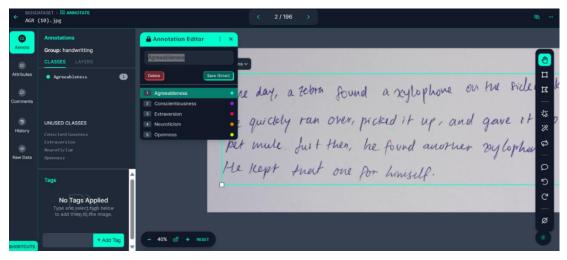
3.4.1. Labeling

Pelabelan data merupakan proses mengidentifikasi data dengan memberikan label atau nama pada citra yang bertujuan untuk membedakan jenis atau *class* dari masing-masing citra agar dapat dipelajari oleh model *machine learning*. Pelabelan data dicocokkan

dengan hasil asesmen kepribadian *big five* melalui platform Open Psychometrics. Citra kemudian diberi *bounding box* menggunakan *tools* Roboflow.



Gambar 3. 6 Pembuatan Bounding Box



Gambar 3. 7 Pemilihan Class

3.4.2. Crop & resize

Crop adalah prosedur yang memungkinkan untuk memotong dan memisahkan area gambar yang tidak diperlukan untuk pengolahan sehingga gambar menjadi terfokus pada suatu objek tertentu. Proses pemotongan gambar dilakukan secara manual dengan mengambil fokus pada objek agar model lebih mudah mengenali objek.

Resize merupakan proses mengubah ukuran citra dari ukuran semula menjadi ukuran yang diinginkan. Pada tahap ini, ukuran citra diubah menjadi 640 piksel sesuai dengan ukuran input dari YOLOv8. Berikut merupakan pseudocode untuk proses resizing.

```
DEFINE target_width

DEFINE target_height

// Get original size of the image

SET original_width = Image.width

SET original_height = Image.height

// Calculate scaling factor

SET x_scale = target_width / original_width

SET y_scale = target_height / original_height

// Set new size of images

SET new_width = original_width * x_scale

SET new_height = original_height * y_scale
```

Berikut merupakan contoh langkah-langkah perhitungan pada proses *resizing*.

a. Mengambil ukuran asli citra

$$w_{original} = 1000 \ piksel$$

 $h_{original} = 800 \ piksel$

b. Menghitung faktor skala

$$scale_x = \frac{w_{target}}{w_{original}} = \frac{640}{1000} = 0,64$$

 $scale_y = \frac{h_{target}}{h_{original}} = \frac{640}{800} = 0,8$

c. Menghitung ukuran citra baru

$$w_{new} = w_{original} \times scale_x = 1000 \times 0.64 = 640$$

 $h_{new} = h_{original} \times scale_y = 800 \times 0.8 = 640$

3.4.3. Grayscaling

Grayscaling merupakan proses mengonversi citra dari dimensi warna lain menjadi nuansa warna monokromatik. Proses ini akan menghasilkan citra dengan warna diantara gradasi hitam dan putih. Tujuan dilakukan grayscaling adalah untuk menyetarakan warna tinta pada kertas sehingga fitur dan background dapat dibedakan dengan mudah. Proses grayscaling dilakukan menggunakan library OpenCV yang menerapkan metode luminosity untuk menghitung nilai keabuan. Metode tersebut memberi bobot yang berbeda pada masing-masing piksel RGB, yaitu 0,299 untuk warna merah, 0,587 untuk

warna hijau, dan 0,114 untuk warna biru. Berikut merupakan *pseudocode* dari proses *grayscaling*.

```
FOR each pixel in Image:

// Set RGB value of current pixel

SET Red = Pixel.Red

SET Green = Pixel.Green

SET Blue = Pixel.Blue

// Calculate grayscale value

SET Gray = (0.299 * Red) + (0.587 * Green) +

(0.114 * Blue)

// Set the grayscale value to the new images

SET Pixel.Red = Gray

SET Pixel.Green = Gray

SET Pixel.Blue = Gray
```

Berikut merupakan contoh perhitungan nilai *grayscale* menggunakan metode perhitungan *luminosity* dengan beban yang berbeda pada masing-masing piksel RGB.

a. Mengambil nilai piksel RGB

```
Red = 70
Green = 130
Blue = 180
```

b. Menghitung nilai grayscale dengan rumus luminosity

```
Gray = (0.299 \times Red) + (0.587 \times Green) + (0.114 \times Blue)

Gray = (0.299 \times 70) + (0.587 \times 130) + (0.114 \times 180)

Gray = 20.93 + 76.31 + 20.52 \approx 118
```

Dan berikut ini merupakan contoh citra sebelum dan sesudah dilakukan proses *grayscaling*.

```
sidewalk. The quickly rain over, probed it up, and gave it so pet mule. Just then, he found another xyloghone. He kept that one for himself.

(a)

(b)
```

Gambar 3. 8 Proses Grayscaling (a) sebelum grayscale, (b) sesudah grayscale

3.4.4. Thresholding

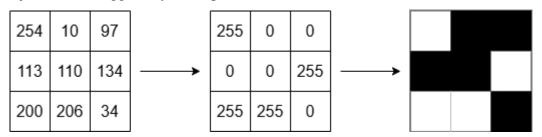
Thresholding atau binary thresholding merupakan suatu teknik mengubah citra grayscale yang memiliki nuansa monokrom menjadi citra biner yang hanya memiliki dua warna agar dapat dengan mudah memisahkan objek dengan background. Operasi binary thresholding dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$dst(x,y) = \begin{cases} maxVal & if \ src(x,y) > thresh \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

Setelah melakukan beberapa percobaan, nilai ambang batas terbaik yang digunakan adalah 127 yang berarti piksel yang dibawah nilai ambang batas akan diubah menjadi 0 (warna hitam) dan selebihnya akan diubah menjadi 255 (warna putih). Berikut merupakan *pseudocode* untuk proses *binary thresholding*.

```
DEFINE threshold_value
// Loop through each pixel in the image
FOR Each Pixel in Image:
    // Compare the pixel value to the threshold
    IF Pixel < threshold_value THEN
        SET Pixel = 0
    ELSE
        SET Pixel = 255
    ENDIF
ENDFOR</pre>
```

Proses perubahan piksel dapat dilihat pada Gambar 3.9 dimana piksel dibawah 127 akan diubah menjadi 0, begitu pula sebaliknya, piksel diatas 127 akan diubah menjadi 255 sehingga hanya terdapat dua warna dalam citra.



Gambar 3. 9 Perubahan Piksel Berdasarkan Nilai Ambang Batas 127

Berikut ini merupakan contoh citra sebelum dan sesudah dilakukan proses *thresholding*.

```
sidenals. He quickly ran over, prebed it up,
and gave it to pet mule. Furt then, he
frund another xyloghone. He kept that
one for himselt.

(a)

(b)
```

Gambar 3. 10 Proses Thresholding (a) sebelum thresholding, (b) sesudah thresholding

3.4.5. Augmentasi

Untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data, augmentasi data dapat digunakan. Augmentasi dapat membuat dataset menjadi lebih besar dan lebih beragam tanpa mengumpulkan data tambahan dengan cara memanipulasi data yang sudah ada.

Metode augmentasi yang dilakukan adalah metode *non-geometric*, yang merupakan metode augmentasi tanpa mengubah posisi, rasio, dan orientasi citra, melainkan berfokus pada manipulasi karakteristik visual seperti yang dilakukan pada penelitian Hidayat *et al.* (2021) untuk memperbanyak citra tulisan. Berikut merupakan *pseudocode* untuk proses augmentasi.

```
DEFINE image
DEFINE contrastFactor

DEFINE kernelSize

DEFINE scaleFactor

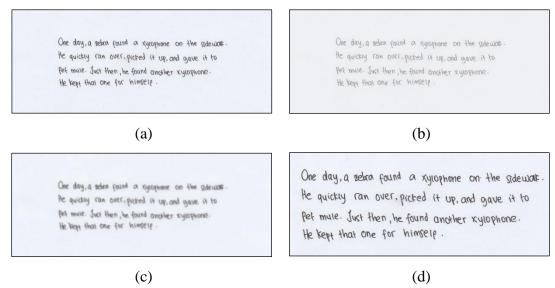
FUNCTION adjustContrast(image, contrastFactor):
        contrastedImage = image.adjustContrast(contrastFactor)
        return contrastedImage

FUNCTION blurImage(image, kernelSize):
        blurredImage = image.gaussianBlur(kernelSize)
        return blurredImage

FUNCTION zoomImage(image, scaleFactor):
        zoomedImage = image.scaleImage(scaleFactor)
        return zoomedImage
```

Adapun proses augmentasi yang dilakukan adalah yang pertama dilakukan pengubahan kontras dan kecerahan untuk membantu model dalam mengenali tulisan dibawah berbagai kondisi pencahayaan. Penyesuaian kontras dan kecerahan yang umum adalah dalam rentang 20%. Adapun hasil penyesuaian kontras dapat dilihat pada Gambar 3.8 (b).

Augmentasi selanjutnya adalah *blur* yang bertujuan untuk melatih model agar dapat mengenali tulisan menggunakan spesifikasi kamera yang kurang bagus. Hasil augmentasi blur ditunjukkan pada Gambar 3.8 (c). Dan yang terakhir adalah *zoom* untuk melatih model agar dapat mengenali tulisan dalam berbagai jarak. *Zoom* dilakukan dengan rentang 80% hingga 120%. Hasil dari augmentasi zoom dapat dilihat pada Gambar 3.8 (d).



Gambar 3. 11 Proses Augmentasi (a) original, (b) contrast, (c) blur, (d) zoom

3.5. Classification

Tahap ini merupakan tahap pembelajaran model agar dapat mengenali jenis kepribadian *big five* berdasarkan pola tulisan tangan. Penelitian ini menggunakan YOLO versi 8 untuk memprediksi jenis kepribadian secara *real-time*.

3.5.1. Instalasi package

YOLOv8 dapat diinstall dengan dua cara, yaitu secara langsung melalui sumber repositori git ultralytics atau menggunakan pip sesuai rekomendasi dari pengembang. Proses ini akan menginstall seluruh requirement yang diperlukan untuk pelatihan YOLOv8.

```
!pip install ultralytics
import ultralytics
ultralytics.checks()
```

3.5.2. Konfigurasi data

Tahapan selanjutnya adalah mengimport dataset yang telah melalui tahap *preprocessing*. Direktori datasets berisi citra untuk *training*, validasi, dan *testing* beserta dengan labelnya, dan file data.yaml yang merupakan konfigurasi dataset yang digunakan. Berikut merupakan konfigurasi data pada file data.yaml. Train, val, dan test menunjukkan *path* dari data *image*, nc menunjukkan jumlah *class*, dan names untuk nama *class* yang digunakan.

```
train: ../train/images
val: ../valid/images
test: ../test/images

nc: 5
names: ['Agreeableness', 'Conscientiousness', 'Extraversion',
    'Neuroticism', 'Openness']
```

3.5.3. Pelatihan model

Tahap selanjutnya adalah memulai proses pelatihan model menggunakan YOLO versi 8. Dalam melatih model, terdapat beberapa parameter yang dapat disesuaikan, seperti jumlah *epoch*, dan *batch size*.

Proses pelatihan ini memanfaatkan model *pretrained* yolov8-nano yang merupakan model dengan *weight* yang berukuran kecil sehingga dapat kompatibel dengan perangkat *mobile*. Ukuran input citra yang diterima adalah 640 × 640. Data yang digunakan untuk proses pelatihan merupakan data *training* yang melalui tahap *preprocessing*.

```
DEFINE dataset_location

DEFINE model_weight

DEFINE epochs

DEFINE batch_size

DEFINE image_size

FUNCTION train_model():

SET data = dataset_location

SET model = model_weight

SET epochs = epochs

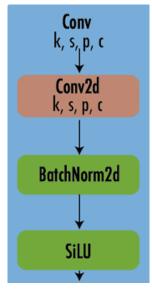
SET batch = batch_size

SET imgsz = image_size

EXECUTE train.py
```

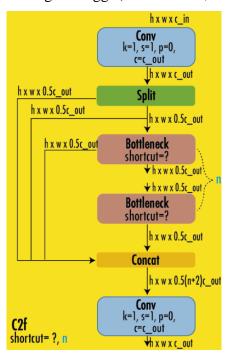
3.5.3.1. Backbone

YOLOv8 menggunakan jaringan *backbone* yang mirip dengan versi YOLO yang dirilis oleh Ultralytics sebelumnya, yaitu YOLOv5, tetapi dengan beberapa perubahan pada CSPLayer. Jaringan pertama merupakan jaringan input dengan ukuran input 640 × 640 piksel. Setelah melalui input, maka data akan masuk ke modul konvolusi yang terdiri dari satu lapisan Convolutional 2d, satu Batch Normalization, disertai fungsi aktivasi SiLU (Sigmoid Linear Unit). Modul ini menggunakan stride 2 yang berarti ukuran resolusi citra akan direduksi setengah menjadi 320 × 320.



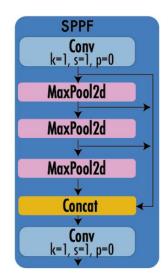
Gambar 3. 12 Modul Konvolusi

Selanjutnya data akan melalui empat pasang modul konvolusi dan C2f (*cross-stage partial bottleneck with two convolutions*). Modul C2f terdiri dari satu modul konvolusi yang hasil *feature map* dari lapisan tersebut akan dibagi ke modul *bottleneck*. *Bottleneck* berisi kumpulan lapisan konvolusi dengan *shortcut*. Selanjutnya *feature map* akan digabungkan kembali dan dilanjutkan ke satu modul konvolusi terakhir. Setiap konvolusi melakukan *batch normalization* dan menggunakan fungsi aktivasi SiLU. Modul C2f menggunakan informasi kontekstual untuk meningkatkan akurasi deteksi dengan menggabungkan fitur tingkat tinggi (Terven *et al.*, 2023).



Gambar 3. 13 Modul C2f

Pada akhir bagian *backbone* terdapat modul Spatial Pyramid Pooling Fast (SPPF). YOLOv8 menggunakan modul SPPF pada backbone untuk meningkatkan generalisasi model dengan mengekstrak informasi kontekstual dari gambar pada skala yang berbeda (Bai *et al.*, 2023). Modul SPPF terdiri dari satu blok konvolusi dan tiga lapisan MaxPooling2d yang hasil *feature map* dari keempatnya akan digabungkan untuk kemudian dilanjutkan pada satu blok konvolusi. Modul SPPF akan menghasilkan *fixed feature representation* tanpa melakukan *resize* citra untuk diteruskan ke *neck* dengan ukuran resolusi 20 × 20.



Gambar 3. 14 Modul SPPF

3.5.3.2. Neck

Neck bertindak sebagai jembatan antara *backbone* dan *head*. *Neck* memegang peranan penting terhadap kemampuan model dalam mengekstrak dan menggabungkan informasi fitur dari *backbone* dan mempersiapkannya sebelum di proses ke *head*.

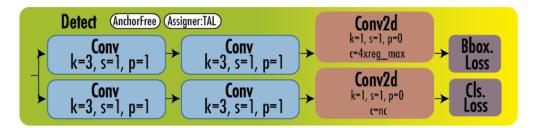
Path Aggregation Network (PAN) digunakan sebagai neck pada model YOLOv8. YOLOv8 telah melakukan dua perubahan signifikan pada Feature Pyramid Network (FPN) sebagai peningkatan dari versi terdahulu. Selama fase pengambilan sampel, model ini menghilangkan struktur konvolusional dan secara strategis mengganti modul C3 dengan modul C2f (Bai *et al.*, 2023).

Tahap awal modul neck adalah melakukan upsample dengan mengubah ukuran resolusi dari 20 × 20 menjadi 40 × 40 yang bertujuan untuk menyetarakan dengan feature map dari modul C2f agar dapat digabungkan. Penggabungan feature map dilakukan dengan menjumlahkan jumlah channel, namun tetap mempertahankan ukuran resolusi yang sama.

3.5.3.3. Head

Head akan menghasilkan bounding box pada objek yang dideteksi beserta class dan perhitungan confidence score. Head pada YOLOv8 menggunakan desain terpisah untuk memproses objektivitas, klasifikasi, dan regresi secara mandiri, serta mengimplementasikan anchor-free detection dan non-maximum supression (NMS) untuk menghindari hasil deteksi yang tumpang tindih dan memastikan hanya deteksi dengan nilai confident tinggi yang dipertimbangkan.

Modul *head* terdiri dari dua jalur yang masing-masing terdiri dari dua modul konvolusi dan satu lapisan tunggal convolutional 2d. Jalur pertama bertugas untuk memprediksi *bounding box*, sedangkan jalur kedua bertugas untuk memprediksi kelas dari objek.



Gambar 3. 15 Modul Head

3.6. Learned Model

Learned model merupakan hasil dari proses pelatihan yang telah dilakukan sebelumnya, yaitu YOLO model dengan ekstensi pt. Proses pelatihan akan menghasilkan dua model, antara lain best.pt yang merupakan model dengan nilai metrik terbaik, dan last.pt yang merupakan hasil model pada pelatihan hingga *epoch* terakhir. Model best.pt akan digunakan untuk memprediksi jenis kepribadian berdasarkan tulisan tangan.

3.7. Deployment

Hasil model berekstensi pt dari proses pelatihan kemudian dikonversi dengan TensorFlow Lite sehingga menghasilkan file dengan ekstensi tflite. Model yang telah dikonversi kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android.

3.8. Output

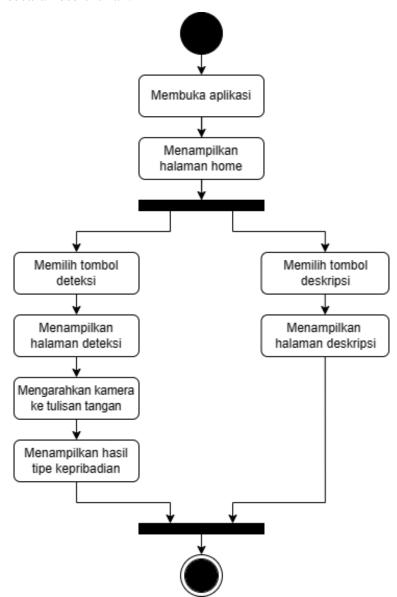
Tahap akhir dari serangkaian proses sebelumnya akan menghasilkan keluaran berupa klasifikasi jenis kepribadian lima besar, yaitu *Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness,* dan *Neuroticism*.

3.9. Perancangan Antarmuka Sistem

Pada tahapan berikut, antarmuka pengguna aplikasi dirancang. Tujuan dari perancangan ini adalah untuk menunjukkan dan menjelaskan ilustrasi dari sistem yang akan dibuat. Halaman yang dirancang, yaitu halaman *home*, halaman deteksi, dan halaman deskripsi.

3.9.1. Activity diagram

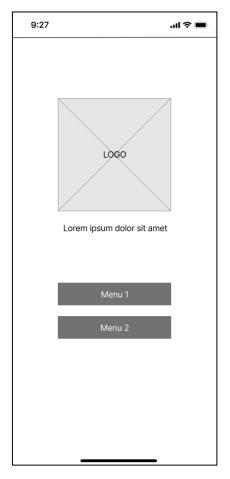
Actvity diagram dapat mensimulasikan proses yang terjadi dalam sistem. Tujuan dari dirancangnya diagram aktivitas adalah untuk menjelaskan urutan aktivitas yang terlibat dalam suatu proses, sehingga menjadi mudah untuk memahami proses yang ada dalam suatu sistem secara keseluruhan.



Gambar 3. 16 Activity Diagram

3.9.2. Rancangan halaman home

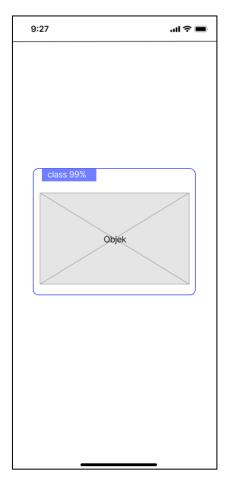
Halaman ini merupakan halaman awal saat aplikasi pertama kali dibuka. Halaman ini berisi logo aplikasi, dan dua tombol menu yang akan diarahkan ke halaman masingmasing, yaitu menu deteksi, dan menu deskripsi.



Gambar 3. 17 Rancangan Halaman Home

3.9.3. Rancangan halaman deteksi

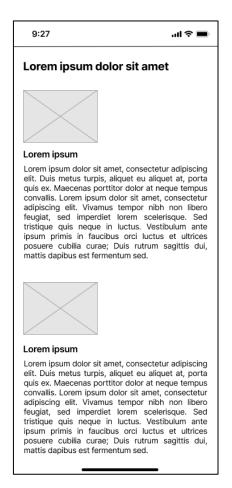
Halaman ini akan terbuka ketika menekan tombol menu deteksi. Halaman ini merupakan halaman fitur utama dari aplikasi tersebut. Aplikasi akan membuka kamera pada ponsel dan memulai deteksi secara *real-time* dengan menampilkan *bounding box* dan hasil deteksi.



Gambar 3. 18 Rancangan Halaman Deteksi

3.9.4. Rancangan halaman deskripsi

Halaman ini akan terbuka jika menekan tombol menu deskripsi. Halaman ini berisi penjelasan dari masing-masing jenis kepribadian yang termasuk model *big five personality* agar pengguna dapat memahami arti dari jenis kepribadian yang tampil pada halaman deteksi.



Gambar 3. 19 Rancangan Halaman Deskripsi

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini memberikan penjelasan tentang proses penerapan dan hasil uji coba algoritma YOLOv8 dalam mengklasifikasikan jenis kepribadian *big five* melalui tulisan tangan sesuai dengan rancangan sistem pada Bab 3.

4.1. Implementasi Sistem

Implementasi algoritma You Only Look Once versi 8 akan dilakukan pada tahap ini untuk klasifikasi jenis kepribadian *big five* melalui citra tulisan tangan.

4.1.1. Perangkat keras dan perangkat lunak

Adapun perangkat keras yang digunakan untuk merancang sistem tersebut adalah PC MSI MAG Infinite S3 13th dengan spesifikasi sebagai berikut.

1) CPU: Intel Core i7-13700F

2) RAM: 32 GB

3) Storage: 1 TB

4) GPU: Nvidia GeForce RTX 4070

5) OS: Windows 11 Home SL 64-bit

Berikut merupakan perangkat lunak dan *library* yang digunakan untuk membangun sistem.

- 1) Visual Studio Code 1.89.0
- 2) Bahasa pemrograman Python 3.11.7
- 3) Ultralytics 8.0.196
- 4) PyTorch 2.3.0
- 5) TensorFlow Lite
- 6) Android Studio Iguana 2023.2.1

Dan berikut merupakan spesifikasi perangkat *mobile* yang digunakan untuk tahap pengujian secara *real-time*.

1) OS: Android 9 Pie

2) Chipset: Exynos 7885 (14 nm)

3) Storage: 64 GB

4) RAM: 4 GB

5) Kamera belakang: 24 MP

4.2. Implementasi Data

Data yang digunakan adalah citra tulisan tangan yang terdiri dari 5 jenis, yaitu *Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness,* dan *Neuroticism*. Data yang digunakan adalah dataset publik dari Kaggle dan data yang dikumpulkan secara mandiri. Jumlah data yang digunakan untuk pelatihan berjumlah 1200, data validasi berjumlah 50, dan data uji berjumlah 50. Beberapa contoh citra dari setiap jenis dapat dilihat pada Gambar 4.1, Gambar 4.2, Gambar 4.3, Gambar 4.4, dan Gambar 4.5.

```
One day a zelone found a sydophone on the sidewalks.

The packly seen over picked it up and give it to his pet made another sydophone it kept that are found another sydophone. He kept that
```

Gambar 4. 1 Citra Tulisan Tangan Openness

```
One day, a zelora found a supplement are the ordered.

One day, a zelora found a supplement on the Cidewalk. He quickly ran over, picked it up, and give it to pet mule. Just then, he found another stylophone. He kept that one for make the found another stylophone. He kept that one for make the found another stylophone.
```

Gambar 4. 2 Citra Tulisan Tangan Conscientiousness

```
One play, a second possel a agricultural on the specials. He given the out of the side. For the part and agricultural large that are for the start agricultural. He have that our for hardless.
```

```
One day, a sebra found a sylophone on the cidewalk. He suickly can over, picked to up, and gave 14 to pet male. Just then, he found mather sylophone. He topt that are for himself.
```

Gambar 4. 3 Citra Tulisan Tangan Extraversion

Ore day, a zoten found a sysophome on the sidewalk. He quietly can over, picked in se. and gave in the part and a them, he cound another sylophome. He kept that over for instruct.

One day, a zebra found a hylophone on the sintensia. He quickly ran over, pricked it up, and gave it to pet mule. Just thes, he found another hylophone. He here that one pur himsely.

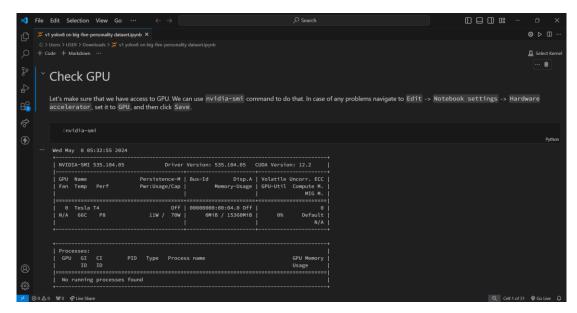
Gambar 4. 4 Citra Tulisan Tangan Agreeableness

One day, a zebro found a hypophene on the sinewalk He gainly non corr, prend it type and gave it to die fet mate. But then, he found smather hypophene. He hept that any fer bieself.

Gambar 4. 5 Citra Tulisan Tangan Neuroticism

4.3. Implementasi Model

Implementasi model dilakukan dengan menggunakan software Visual Studio Code atau sering disebut dengan VS Code yang merupakan sebuah IDE (Integrated Development Environment) yang sangat populer dan mudah digunakan. VS Code dapat menjalankan file notebook sama halnya seperti Google Colab, namun dengan konfigurasi lokal.



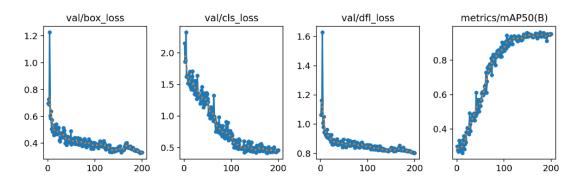
Gambar 4. 6 Visual Studio Code

Pelatihan model yang dilakukan dalam penelitian ini memanfaatkan *library* dari Ultralytics yang menyediakan YOLOv8. Ultralytics menyediakan opsi untuk menggunakan Python ataupun *Command Line Interface* (CLI) YOLO yang dapat digunakan secara langsung untuk proses pelatihan menggunakan YOLOv8. Pelatihan dilakukan secara lokal menggunakan PC dengan GPU Nvidia GeForce RTX 4070 yang sudah diintall CUDA. Proses pelatihan model membutuhkan dukungan CUDA agar dapat berjalan lebih cepat dan optimal.

Model dilatih sebanyak 200 *epoch* dengan jumlah *batch size* yang beragam. Jumlah *batch size* menentukan jumlah sampel data yang akan diproses pada satu waktu. *Batch size* yang lebih besar dapat membuat pelatihan menjadi lebih cepat, namun perlu mempertimbangkan jumlah data yang digunakan saat pelatihan dan juga memori yang tersedia pada GPU (Akram *et al.*, 2023). Berikut merupakan beberapa skenario percobaan yang dilakukan untuk memperoleh model terbaik.

4.3.1. Batch size 8

Proses pelatihan dengan *batch size* 8 dilakukan dengan rata-rata waktu 6,7 detik per *epoch* sehingga menghabiskan waktu total, yaitu 0,397 jam atau setara 23,82 menit. Penurunan nilai loss mulai stabil setelah *epoch* ke-100 seperti yang terlihat pada Gambar 4.7. Nilai mAP yang diperoleh adalah sebesar 0,95241. Nilai mAP semakin baik jika mendekati 1.



Gambar 4. 7 Grafik Hasil Batch Size 8

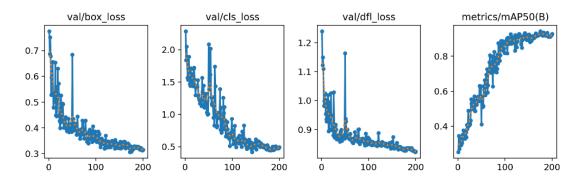
Box loss mengukur seberapa akurat model memprediksi lokasi bounding box pada objek. Box loss menghitung perbedaan koordinat bounding box prediksi dengan aktual. Semakin kecil nilai box loss maka semakin akurat model memprediksi lokasi bounding box. Pelatihan berakhir dengan nilai box_loss sebesar 0,33062.

Classification loss atau cls loss mengukur seberapa baik model memprediksi class pada setiap objek. Classification loss menghitung perbedaan antara kemungkinan class yang diprediksi dengan class yang sebenarnya. Semakin kecil nilai classification loss, maka semakin akurat model mengenali class untuk setiap objek yang terdeteksi. Pelatihan berakhir dengan nilai cls_loss sebesar 0,45829.

Distribution focal loss atau dfl loss berfungsi untuk memperbaiki prediksi bounding box. Dfl loss berfokus pada objek yang serupa atau sulit dibedakan. Semakin kecil nilai dfl loss maka semakin baik model dalam mendeteksi objek yang serupa. Pelatihan berakhir dengan nilai dfl_loss sebesar 0,80276.

4.3.2. Batch size 16

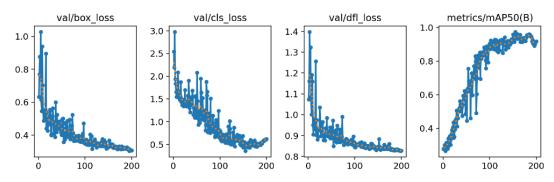
Proses pelatihan dengan *batch size* 16 dilakukan dengan rata-rata waktu 5,3 detik per *epoch* sehingga menghabiskan waktu total, yaitu 0,309 jam atau setara 18,54 menit. Pelatihan berakhir dengan *box_loss* sebesar 0,31534, *cls_loss* 0,49395, dan *dfl_loss* 0,82415. Nilai *loss* yang dihasilkan lebih tinggi jika dibandingkan dengan percobaan dengan *batch size* 8. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.8 bahwa ketiga nilai *loss* naik secara drastis pada *epoch* ke-49. Nilai mAP yang diperoleh adalah 0.92664 yang juga lebih kecil dari pelatihan *batch size* 8.



Gambar 4. 8 Grafik Hasil Batch Size 16

4.3.3. Batch size 32

Proses pelatihan dengan *batch size* 32 dilakukan dengan rata-rata waktu 4,8 detik per *epoch* sehingga menghabiskan waktu total, yaitu 0,32 jam atau setara dengan 19,2 menit. Pelatihan berakhir dengan nilai *box_loss* sebesar 0,30565, nilai *cls_loss* sebesar 0,6186, dan nilai *dfl_loss* sebesar 0,82746. Nilai *box_loss* yang dihasilkan lebih baik daripada batch size 8 dan 16, namun nilai *cls_loss* dan *dfl_loss*-nya jauh lebih tinggi jika dibandingkan dengan percobaan *batch size* 8 dan 16. Nilai *loss* juga cenderung tidak stabil dengan kenaikan dan penurunan yang cukup tinggi seperti yang terdapat pada Gambar 4.9. Sedangkan nilai mAP yang dihasilkan pada akhir pelatihan adalah sebesar 0.91808 yang juga masih lebih kecil dari percobaan *batch size* 8 maupun 16.

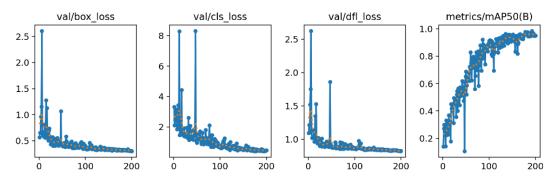


Gambar 4. 9 Grafik Hasil Batch Size 32

4.3.3. Batch size 64

Proses pelatihan dengan *batch size* 64 dilakukan dengan rata-rata waktu 4,7 detik per *epoch* sehingga menghabiskan waktu total, yaitu 0,283 jam atau setara dengan 16,98 menit. Pelatihan berakhir dengan nilai *box_loss* sebesar 0.30309, nilai *cls_loss* sebesar 0.45942, dan nilai *dfl_loss* sebesar 0.82439. Nilai box_loss yang dihasilkan sedikit lebih baik dibandingkan *batch size* 32, namun nilai *cls_loss* dan *dfl_loss* masih lebih tinggi dibandingkan *batch size* 8. Sedangkan nilai mAP sedikit dibawah hasil pelatihan *batch*

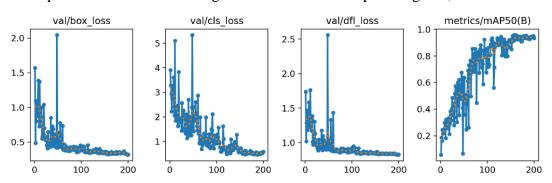
size 8, yaitu sebesar 0,95075 pada *batch size* 16. Nilai mAP ini juga menurun secara drastis pada *epoch* ke-47, namun kembali stabil pada *epoch* berikutnya.



Gambar 4. 10 Grafik Hasil Batch Size 64

4.3.3. Batch size 128

Proses pelatihan dengan *batch size* 128 dilakukan dengan rata-rata waktu 55 detik per *epoch* sehingga menghabiskan waktu total, yaitu 3,105 jam atau setara dengan 3 jam 6 menit. Percobaan ini merupakan pelatihan dengan waktu yang paling lama. Pelatihan berakhir dengan nilai *box_loss* sebesar 0,31893, nilai *cls_loss* sebesar 0,57891, dan nilai *dfl_loss* sebesar 0,82875. Nilai *box_loss* dan *dfl_loss* tidak jauh berbeda dengan yang lainnya, namun nilai *cls_loss*-nya menjadi yang paling tinggi diantara percobaan lainnya. Nilai *loss*-nya juga naik menjulang tinggi pada *epoch* ke-48 seperti yang terlihat pada Gambar 4.11. Sedangkan nilai mAP berada pada angka 0,93292.



Gambar 4. 11 Grafik Hasil Batch Size 128

Tabel 4.1 menunjukkan hasil percobaan pelatihan dengan 200 *epoch* dan berbagai nilai *batch size*. Hasil terbaik diperoleh dengan *batch size* 8. Walaupun jumlah *batch size* yang lebih besar lebih cocok dengan jumlah data latih yang banyak, namun *batch size* yang besar juga dapat mengalami *overfitting* karena kurangnya genelarisasi data. Dari segi waktu, *batch size* yang lebih kecil menghabiskan waktu yang lebih lama namun memberikan hasil yang lebih akurat, sedangkan *batch size* yang lebih besar

cenderung lebih cepat konvergensi namun juga dapat kehilangan detail yang ada. Dalam menentukan *batch size*, salah satu hal yang harus menjadi pertimbangan adalah kapasitas memori pada GPU. Jika melebihi kapasitas, maka pelatihan akan sangat lama dan tidak optimal seperti pada percobaan *batch size* 128. Hal tersebut sesuai dengan yang telah dijelaskan pada penelitian Akram *et al.* (2023). Oleh karena itu, percobaan tidak dilanjutkan dengan *batch size* yang lebih besar karena dapat menyebabkan *crash*.

 Tabel 4. 1 Hasil Percobaan 200 epoch

Batch size	box_loss	cls_loss	dfl_loss	mAP	Waktu per <i>epoch</i> (detik)
8	0.33062	0.45829	0.80276	0.95241	6,7
16	0.31534	0.49395	0.82415	0.92664	5,2
32	0.30565	0.6186	0.82746	0.91808	4,8
64	0.30309	0.45942	0.82439	0.95075	4,7
128	0.31893	0.57891	0.82875	0.93292	55

4.4. Implementasi Antarmuka Aplikasi

4.4.1. Antarmuka halaman home

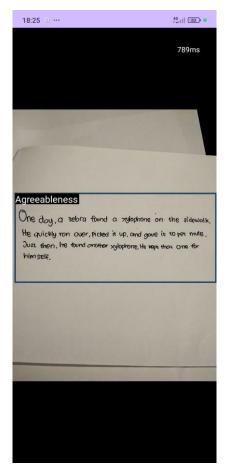
Halaman ini merupakan halaman awal saat aplikasi pertama dibuka. Halaman ini berisi logo aplikasi, dan dua tombol menu yang akan diarahkan ke halaman masing-masing. Tombol deteksi akan mengarahkan pengguna untuk membuka kamera pada halaman deteksi dan tombol deskripsi akan mengarahkan pengguna ke halaman yang berisi deskripsi dari masing-masing jenis kepribadian.



Gambar 4. 12 Antarmuka Halaman Home

4.4.2. Antarmuka halaman deteksi

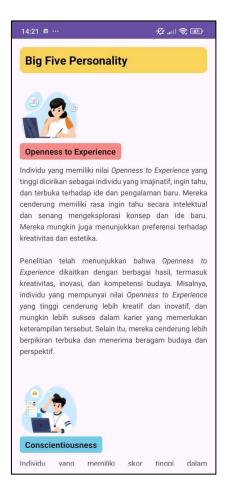
Halaman ini akan terbuka ketika menekan tombol menu deteksi. Pada saat pertama kali mengakses halaman tersebut, pengguna akan diminta untuk memberikan izin akses ke kamera *smartphone*. Pengguna dapat mengarahkan kamera ke objek tulisan kemudian sistem akan memunculkan *bounding box* beserta jenis kepribadiannya. Pada bagian atas kanan menunjukkan waktu inferensi.



Gambar 4. 13 Antarmuka Halaman Deteksi

4.4.3. Antarmuka halaman deskripsi

Halaman ini akan terbuka jika menekan tombol menu deskripsi. Halaman ini berisi penjelasan dari masing-masing jenis kepribadian yang termasuk model *big five personality* agar pengguna dapat memahami arti atau makna dari jenis kepribadian yang tampil pada halaman deteksi.



Gambar 4. 14 Antarmuka Halaman Deskripsi

4.5. Pengujian Sistem

Pada langkah ini, uji coba sistem dilakukan pada model hasil pelatihan dari proses sebelumnya untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali jenis kepribadian *big five* melalui tulisan tangan. Pengujian ini dilakukan secara *real-time* dengan jumlah 50 data uji menggunakan perangkat *mobile* Android.

No. Citra Aktual Prediksi Keterangan

1. Openness 0.94
One day, a zobsa found a sylophone on the isldewalk,
He quilotty vian own, planed it ey, and gain it to his
plet mult. Text them, he found another sylophone. He kept
that one for hirself.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
2.	Openness 0.91 One day, a Zebrus found a Xylophone on the stakewalk. He quickly wan over, picked it up, and gove it to his pet nulo . Just then, he found another nydophone He kopt that one for himself.	Openness	Openness	Benar
3.	Openness 0.57 One stay of return found a superhone on the sidewells. He quickly san over picket it up, and gave it to his pet mule. Just then, he found another superhone the kynt that one for himself.	Openness	Openness	Benar
4.	Conscientiousness 0.83 One day, a zebra found a xylophune on the sidewalk He quickly nun over, picked if up and gove it to his pet mule. Just them, he found onether xylophone. He kept that one far himself.	Openness	Conscientio -usness	Salah
5.	Conscientiousness 0.96 One day, a Zebra Found a Xylophone on the Sidewalk. He quickly ran over, Picked It UP, and gave It to pet mule. Just then he found another Xyluphone. He kept that One for himself.	Conscientio -usness	Conscientio -usness	Benar
6.	Conscientiousness 0.94 One day, a zebra Found a xylopnone on the Sidewalk. He quickly ran over, picked it up, and gave it to pet move Just then, he Found another xylophone. He kept that one for himself.	Conscientio -usness	Conscientio -usness	Benar

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
7.	Conscientiousness 0.94 One day, a zobre faund a xylophone on the side and color faund are pictely ron over, picked it up, and govern the product of the faund another xylophone. He keept that one for homself.	Conscientio -usness	Conscientio -usness	Benar
8.	Agreeableness 0.88. The day, a zebra found-oxylophone on the sidewalk. The quickly ran over, picked it up, and gave it to per mule. Thus then, he found another xylophone. He kept that one for him self.	Conscientio -usness	Agreeable- ness	Salah
9.	Extraversion 0.95 One day, a zebro tound a xylophone on the ridewolk. He quickly ron over, pecked it up, and gave it to pet mule list then he found another xylophone. He kept that one for himself.	Extraver- sion	Extraver- sion	Benar
10.	Extraversion 0.97 One day, a zebra found a xylophone on the sideulaix. He quickly ran over, picked it up, and gove it to per mule. Just then, he found another xylophone. He kept that one for himself.	Extraver- sion	Extraver- sion	Benar

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
41.		Extraver-	Extraver-	Benar
	Extraversion 0.96 One day, a zebra found a Xylophone on the cidewalk He Quickly ran uses, Picked it up and gave it to fet Mule . Just them, he found another Xylophone . He kept that one for Himself.	sion	sion	
42.		Extraver-	Extraver-	Benar
	Extraversion 0.96. One day, a zebra found a xylophone on the cidewalk. He quickly ran over, picked in up, and gave if to get mule. Just then, he found another xylophone. He tept that one for himself.	sion	sion	
43.		Agreeable-	Agreeable-	Benar
	Agreeobleness 0.93. One day, a zebra found a zylophone on the sidewalk. He quickly ron over, ricked it up, and gave it to pet male. Just then, he found crother xylophone, He kept that One for himself.	ness	ness	
44.		Agreeable-	Agreeable-	Benar
	Agreeobleness 0.94 Use day, a zebra found a xylophone on the side walk. He quickly ran over, picked it up, and gave (to the per mile. Dust then, he found another xylophone. He kept that one for himself.	ness	ness	
45.		Agreeable-	Agreeable-	Benar
	Agreeableness 0.96 One day, a zera found a xylophone on the sidewalk, the quicky ran over, picked it up , and gave it to get mult. Just then, he tound another xylophone. He kept that one for himself.	ness	ness	

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
46.	Agreeableness 0.95 free day, a zebra found a raypophone on the sidenals. He quickly ran over, preted it up, and gave it to pet mule. Just then, he fruid another xyloghone. He kept that one for himself.	Agreeable- ness	Agreeable- ness	Benar
47.	Neuroticism 0.91 One day, a zebua found a xylaphone an the sidewalk. He quickly sun own, picked it up and gave it to his pet mule. That then, the found other xylaphone. He kept that one for timesy.	Neuroticism	Neuroticism	Benar
48.	Neuroticism 0.96 On day a Zehno found a Hylophone on their slducall. He quality han over placed at the and gave to the six jet mule. Just them, the found another Hylophone. He kept that are for blueseff.	Neuroticism	Neuroticism	Benar
49.	Neuroticism 0.93 One day, a zura found a nylophane on the eide walk. He quilkly non own, picked it up, and gree it to his pet male. That steen, he found another nylophane. He kept that one for himself.	Neuroticism	Neuroticism	Benar
50.	Neurolicism 0.95 One day, a rebuse found a xylophome On, the side walk, the questly veron once, pited it up, and gane it to his pet mule, fust then, he fained another seylophon the Webt that one fair himself.	Neuroticism	Neuroticism	Benar

Tabel 4.2 menunjukkan hasil pengujian sistem secara *real-time* menggunakan perangkat Android dengan waktu inferensi 300 hingga 1000 ms. Hasil klasifikasi dibandingkan dengan hasil asesmen psikologi melalui Open Psychometrics yang merupakan sebuah *platform* asesmen psikologi yang telah dikembangkan sejak 2011 dan menyediakan data *open-source* yang dapat digunakan untuk keperluan penelitian. Penilaian *big five personality* pada *platform* Open Psychometrics dilakukan dengan menggunakan *Big-Five Factor Markers* dari *International Personality Item Pool* (IPIP) yang terdiri dari 50 pertanyaan dengan 10 pertanyaan untuk masing-masing jenis kepribadian. 50 pertanyaan tersebut diukur dengan lima skala, dari 1 = tidak setuju hingga 5 = setuju. Detail pertanyaan asesmen dapat dilihat pada bagian Lampiran.

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan 50 data uji, ditemukan beberapa kesalahan pada klasifikasi. Berikut merupakan hasil perhitungan *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Aktual Open Conscienti Extra Agreeab

Aktual Prediksi	Open- ness	Conscienti -ousness	Extra- version	Agreeable- ness	Neuroti- cism	Total
Openness	7	0	0	0	0	7
Conscientious- ness	2	8	0	0	0	10
Extraversion	1	1	9	0	0	11
Agreeableness	0	1	1	10	0	12
Neuroticism	0	0	0	0	10	10
Total	10	10	10	10	10	50

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* pada Tabel 4.3, dapat dilihat bahwa terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi. Faktor yang menyebabkan kesalahan pada proses klasifikasi dapat dipengaruhi juga oleh sudut dan jarak pengambilan

gambar dan juga dapat terjadi karena adanya kemiripan citra seperti yang dijelaskan pada penelitian Al-Ayyubi (2021).

Adapun perhitungan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* adalah sebagai berikut.

a. Precision

Rumus perhitungan precision terdapat pada persamaan (2.2)

$$Openness = \frac{7}{7+3} = 0,7$$

$$Conscientiousness = \frac{8}{8+2} = 0.8$$

Extraversion
$$=\frac{9}{9+1}=0.9$$

Agreeableness
$$=\frac{10}{10+0}=1,0$$

Neuroticism =
$$\frac{10}{10+0}$$
 = 1,0

b. Recall

Rumus perhitungan recall terdapat pada persamaan (2.3)

Openness
$$= \frac{7}{7+0} = 1,0$$

$$Conscientiousness = \frac{8}{8+2} = 0.8$$

Extraversion
$$=\frac{9}{9+2}=0.81$$

Agreeableness
$$=\frac{10}{10+2}=0.83$$

Neuroticism =
$$\frac{10}{10+0}$$
 = 1,0

c. F1-Score

Rumus perhitungan f1-score terdapat pada persamaan (2.4)

Openness =
$$2 \times \frac{1.0 \times 0.7}{1.0 + 0.7} = 0.82$$

Conscientiousness =
$$2 \times \frac{0.8 \times 0.8}{0.8 + 0.8} = 0.8$$

Extraversion =
$$2 \times \frac{0.81 \times 0.9}{0.81 + 0.9} = 0.85$$

Agreeableness =
$$2 \times \frac{0.83 \times 1.0}{0.83 + 1.0} = 0,91$$

Neuroticism =
$$2 \times \frac{1.0 \times 1.0}{1.0 + 1.0} = 1,0$$

d. Accuracy

Rumus perhitungan accuracy terdapat pada persamaan (2.1)

Openness
$$= \frac{7}{10} = 0.7$$

Conscientiousness =
$$\frac{8}{10}$$
 = 0,8
Extraversion = $\frac{9}{10}$ = 0,9
Agreeableness = $\frac{10}{10}$ = 1,0
Neuroticism = $\frac{10}{10}$ = 1,0

Tabel 4. 4 Nilai Precision, Recall, dan F1-Score

Metrics Class	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Openness	0,7	1,0	0,82	0,7
Conscientiousness	0,8	0,8	0,8	0,8
Extraversion	0,9	0,81	0,85	0,9
Agreeableness	1,0	0,83	0,91	1,0
Neuroticism	1,0	1,0	1,0	1,0

Precision mengukur persentase prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model. Nilai precision yang lebih rendah menunjukkan adanya prediksi positif yang tidak tepat. Hal ini menunjukkan bahwa ketika model memprediksi kelas positif, prediksinya terdapat kesalahan. Sedangkan recall mengukur persentase kasus positif sebenarnya yang berhasil diidentifikasi dengan benar oleh model dari semua kasus positif yang ada. Nilai recall yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model sangat baik dalam menemukan semua kasus positif yang ada, walaupun terdapat prediksi yang tidak tepat. Model dengan nilai precision yang lebih rendah dan nilai recall yang lebih tinggi sering digunakan dalam situasi di mana sangat penting untuk menemukan semua kasus positif, walaupun terdapat kesalahan prediksi positif (Martin & Nilawati, 2019).

F1-score adalah nilai rata-rata antara precision dan recall, sehingga metrik tersebut sangat baik untuk mencapai keseimbangan antara keduanya. Semakin tinggi skor f1 menunjukkan bahwa model memiliki performa baik dalam hal recall dan precision.

Tabel 4. 5 Pengujian dengan Berbagai Tulisan

Citra 2	Apo Sodday bothery, tenya kenya kenya kenya Embabure Yunya Khviella kenya Mac harus dibu a baya menis topony fore controy day menis	Senue wontain ditableon I quoises walan karbada tas sake tas diduktion kemilikah samihikah samihikan yandah sake sake dannay karaken sake sake dannay karaken sake sake dannay kalanek mounasa memiliki ciri umum 19 soona , ciri gosk ugi berbaka adeluk saker adaphini kajangan dan saker gan	Extravarion 0.87 Berdasor kon yang saya baca aplikasi ETLE honyo dapat digunakan oleh Petugas kepalisian yang berkompeten. dan sudah memiliki surat tugas.	Agreeableness 0.63 848 1 = Bate Terrender (meuratam bagan terpennus) UNIO, kenenier, Raet Perenden Daiar 3 Sildah banyark Perelition 1 Perend	Neurotisism 0.96 PT. Bukit Makilin Mandiri Utama, atau yang sening disclar dengan Bulina, didirikan pada tahun 1998, dan gast ini merupakan kentahbur pertambangan katibaca Atarbear kedua di Endonesia.
Citra 1	Openness 0.96 Olike day, a Blare Favial C. Rylovinong on the stactuals. His avietel for over filtered tect, join gover the per mute. Just then, in found sheeten occympone. He terre that over	Constitutionness 0.04. One day, a zebrar faind a valaphane on the sidewalk. He quickly ron over, picked it be, and gave it to the pet mule. Just then, he found another valaphane. He papt that one tor himself.	extraversion 0.00 One day, a zekra found a xylophone on the ridewolk. He quickly ron over, picked it up, and gave it to pet mule. Just then, he found another xylophone. He kept that one the himself.	Agreeableness 0.84 One day, a zebra tound a xylophone on the side wals: He quickly ran over, proceed it up, and gave it to per muse. Just then, he found another xylophone. He tope that one for himself.	One day, a getra a Ablothone on the sidewalk. He quickly ran over, yieled it up, and gave it to pet mule. Just then, he pound anuther Aglophone. He kept that one por himself.
Kepribadian	Openness	Conscientiousness	Extraversion	Agreeableness	Neuroticism
Subjek	AR	П	VA	RA	MH

Tabel 4.5 menunjukkan hasil pengujian yang dilakukan dengan berbagai citra tulisan tangan dari orang yang sama, dimana jenis kepribadian diperoleh melalui hasil asesmen kepribadian. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah model dapat mengenali jenis kepribadian pada tulisan tangan dengan format kalimat dan paragraf yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan model dapat mengenali tipe kepribadian orang yang sama dengan konsisten walaupun menggunakan tulisan dengan teks yang berbeda.

Nilai evaluasi metrik yang dihasilkan oleh sistem tersebut, yaitu *precision* 88%, *recall* 88,8%, *f1-score* 87,6%, dan akurasi 88%. Dengan nilai metrik yang dihasilkan, maka hasil klasifikasi termasuk ke dalam kategori *good classification* (Khasanah *et al.*, 2022). Berikut merupakan perbandingan dengan beberapa penelitian terdahulu.

Penulis & Tahun Metode Akurasi

Al-Ayyubi (2021) CNN 68,21%

Gavrilescu & Vizireanu (2018) Feed-forward NN 84,4%

Malik & Balaji (2021) SVM, KNN, Random Forest 85,12%

Penelitian ini (2024) YOLOv8-n 88%

Tabel 4. 6 Perbandingan Hasil dengan Penelitian Terdahulu

Hasil penelitian ini tentunya bukanlah sebuah sistem yang sempurna. Namun diharapkan dapat membantu dalam melakukan analisis awal, seperti yang dicantumkan dalam penelitian Panaha *et al.* (2022) bahwa grafologi digunakan sebagai salah satu teknik dalam seleksi rekrutmen pada perusahaan. Kandidat pelamar tentunya tidak sedikit sehingga dengan bantuan sistem dapat membantu dalam melakukan penyaringan awal. Namun hasil dari sebuah sistem juga tidak dapat dinyatakan mutlak, oleh sebab itu tetap diperlukan analisis lebih mendalam agar memperoleh hasil yang lebih baik.

Joshi *et al.* (2015) juga menyatakan bahwa sistem yang diusulkan dapat digunakan sebagai alat tambahan oleh ahli grafologi untuk meningkatkan akurasi analisis tulisan tangan dan juga mempercepat proses. Selain itu, hal ini juga akan membantu HR dan perusahaan pemberi kerja dalam membuat keputusan mengenai seberapa cocok seorang karyawan untuk posisi tertentu.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Setelah melalui beberapa pengujian klasifikasi jenis kepribadian melalui citra tulisan tangan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

- 1) Penggunaan YOLO dalam melakukan klasifikasi jenis kepribadian melalui citra tulisan tangan termasuk kategori *good classification* dengan hasil perolehan akurasi mencapai 88%, *precision* 88%, *recall* 88,8%, dan *f1-score* 87,6%.
- 2) Hasil model terbaik diperoleh dengan epoch 200 dan batch size 8.
- 3) *Batch size* yang lebih besar dapat mempercepat proses pelatihan model, namun cenderung mengalami ketidakstabilan dan perlu diperhatikan juga kapasitas memori GPU yang tersedia. Sedangkan *batch size* yang lebih kecil menghabiskan waktu yang lebih lama, namun dapat menghasilkan model yang lebih baik.
- 4) Sistem dapat melakukan klasifikasi secara *real-time* menggunakan kamera perangkat *mobile* berbasis Android.
- 5) Sistem dapat mendeteksi dengan waktu inferensi 300-1000 ms bergantung pada spesifikasi perangkat yang digunakan.

5.2. Saran

Penelitian ini tentunya masih jauh dari kata sempurna, oleh sebab itu, beberapa saran berikut dapat diterapkan untuk pengembangan pada penelitian berikutnya.

- Penelitian selanjutnya dapat menggunakan model kepribadian lain untuk mengembangkan sistem klasifikasi kepribadian.
- 2) Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan analisis tulisan tangan untuk mengenali gejala penyakit medis, seperti parkinson dan alzheimer.

- 3) Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan sistem dalam platform web yang diintegrasikan dengan alat kamera.
- 4) Penelitian selanjutnya dapat menggunakan lebih banyak data agar dapat meningkatkan performa model sehingga hasilnya menjadi lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Achsinfina. (2008). Menguak Rahasia Tulisan Tangan. Puspa Populer.
- Akram, A., Rachmadinasya, S. A., Melvandino, F. H., & Ramza, H. (2023). Klasifikasi Aktivitas Olahraga Berdasarkan Citra Foto Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3), 1081–1086. https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3%20s1.3496
- Al-Ayyubi, M. F. I. (2021). Prediksi Kepribadian Berdasarkan Citra Huruf Tulisan Tangan Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN).
- Alwanda, M. R., Ramadhan, R. P. K., & Alamsyah, D. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*, 1(1), 45–56.
- Arpaci, I., & Unver, T. K. (2020). Moderating Role of Gender in the Relationship between Big Five Personality Traits and Smartphone Addiction. *Psychiatric Quarterly*, *91*(2), 577–585. https://doi.org/10.1007/s11126-020-09718-5
- Bai, R., Shen, F., Wang, M., Lu, J., & Zhang, Z. (2023). Improving Detection Capabilities of YOLOv8-n for Small Objects in Remote Sensing Imagery: Towards Better Precision with Simplified Model Complexity. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3085871/v1
- Chaubey, G. (2020). Personality Prediction using Handwriting images [Data set]. In *Kaggle*. https://doi.org/10.34740/KAGGLE/DSV/1786915
- Chitlangia, A., & Malathi, G. (2019). Handwriting Analysis based on Histogram of Oriented Gradient for Predicting Personality traits using SVM. *Procedia Computer Science*, *165*, 384–390. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.01.034
- Clara, S., Laksmi Prianto, D., Al Habsi, R., Friscila Lumbantobing, E., Chamidah, N., Kom, S., Kom, M., Informatika, J., Ilmu Komputer, F., Pembangunan Nasional Veteran Jakarta Jl Fatmawati Raya, U. R., Labu, P., Cilandak, K., & Depok, K. (2021). Implementasi Seleksi Fitur Pada Algoritma Klasifikasi Machine Learning Untuk Prediksi Penghasilan Pada Adult Income Dataset. *Seminar Nasional*

- Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia, 741–747.
- Ding, C., Wang, S., Liu, N., Xu, K., Wang, Y., & Liang, Y. (2019). REQ-YOLO: A Resource-Aware, Efficient Quantization Framework for Object Detection on FPGAs. *Proceedings of the 2019 ACM/SIGDA International Symposium on Field-Programmable Gate Arrays*, 33–42. https://doi.org/10.1145/3289602.3293904
- Elngar, A. A., Jain, N., Sharma, D., Negi, H., Trehan, A., & Srivastava, A. (2020). A Deep Learning Based Analysis of The Big Five Personality Traits from Handwriting Samples using Image Processing. *Journal of Information Technology Management*, 3–36. https://doi.org/10.22059/JITM.2020.78884
- Gavrilescu, M., & Vizireanu, N. (2018). Predicting The Big Five Personality Traits from Handwriting. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, 2018(57), 1–17. https://doi.org/10.1186/s13640-018-0297-3
- Henderson, P., & Ferrari, V. (2017). End-to-End Training of Object Class Detectors for Mean Average Precision. http://arxiv.org/abs/1607.03476
- Hidayah, A. N. (2020). Deteksi Huruf Pada Tulisan Tangan Latin Menggunakan Metode You Only Look Once (YOLO).
- Hidayat, A. A., Purwandari, K., Cenggoro, T. W., & Pardamean, B. (2021). A Convolutional Neural Network-based Ancient Sundanese Character Classifier with Data Augmentation. *Procedia Computer Science*, 179, 195–201. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.12.025
- Joshi, P., Agarwal, A., Dhavale, A., Suryavanshi, R., & Kodolikar, S. (2015).
 Handwriting Analysis for Detection of Personality Traits using Machine Learning
 Approach. *International Journal of Computer Applications*, 130(15), 40–45.
- Khasanah, N., Salim, A., Afni, N., Komarudin, R., & Maulana, Y. I. (2022). Prediksi Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Naive Bayes. *Technologia*, *13*(3), 207–214.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, *521*(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539
- Lu, M., Zhou, W., & Ji, R. (2021). Automatic Scoring System for Handwritten Examination Papers Based on YOLO Algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*, 2026(1), 012030. https://doi.org/10.1088/1742-6596/2026/1/012030

- Magfiroh, A. (2022). Pengenalan Kepribadian Seseorang Melalui Bentuk Tulisan Tangan Menggunakan Metode Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). *Zeta Math Journal*, 7(1), 34–41. https://doi.org/10.31102/zeta.2022.7.1.34-41
- Malik, N., & Balaji, A. (2021). Predicting the Big-Five Personality Traits from Handwriting. *Innovations in Computational Intelligence and Computer Vision*, 1189, 225–237. https://doi.org/10.1007/978-981-15-6067-5_25
- Martin, & Nilawati, L. (2019). Recall dan Precision Pada Sistem Temu Kembali Informasi Online Public Access Catalogue (OPAC) di Perpustakaan. *Paradigma Jurnal Komputer Dan Informatika*, 21(1), 77–84. https://doi.org/10.31294/p.v20i2
- Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L., & Da Silva, E. A. B. (2021). A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit. *Electronics*, 10(3), 1–28. https://doi.org/10.3390/electronics10030279
- Panaha, N. L., Areros, W. A., & Rogahang, J. J. (2022). Pengaruh Rekrutmen dan Seleksi Terhadap Kinerja Karyawan PT. Angkasa Pura 1 (Persero) Bandar Udara Internasional Sam Ratulangi Manado. *Productivity*, *3*(4), 297–303.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2015). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. http://arxiv.org/abs/1506.02640
- Rizvi, F., & Khiyal, M. S. H. (2017). Personality Prediction Through Offline Handwriting Analysis. *Journal of Multidisciplinary Engineering Science Studies* (*JMESS*), 3(1), 1282–1288. www.jmess.org
- Roccas, S., Sagiv, L., Schwartz, S. H., & Knafo, A. (2002). The Big Five Personality Factors and Personal Values. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 28(6), 789–801. https://doi.org/10.1177/0146167202289008
- Sen, A., & Shah, H. (2017). Automated handwriting analysis system using principles of graphology and image processing. 2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS), 1–6. https://doi.org/10.1109/ICIIECS.2017.8276061
- Terven, J., Córdova-Esparza, D. M., & Romero-González, J. A. (2023). A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. In *Machine Learning and Knowledge Extraction* (Vol. 5, Issue 4, pp. 1680–1716). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). https://doi.org/10.3390/make5040083

- Ultralytics. (2023). Ultralytics YOLOv8 Docs. https://docs.ultralytics.com/
- Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., & Protopapadakis, E. (2018). Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018, 1–13. https://doi.org/10.1155/2018/7068349
- Wiley, V., & Lucas, T. (2018). Computer Vision and Image Processing: A Paper Review. *International Journal of Artificial Intelligence Research*, 2(1), 22–36. https://doi.org/10.29099/ijair.v2i1.42

LAMPIRAN

		Very Inaccurate	Moderately Inaccurate	Neither Accurate Nor Inaccurate	Moderately Accurate	Very Accurate	
1.	Am the life of the party.	O	О	O	О	О	(1+)
2.	Feel little concern for others.	O	O	O	O	O	(2-)
3.	Am always prepared.	O	O	O	O	O	(3+)
4.	Get stressed out easily.	O	O	O	O	O	(4-)
5.	Have a rich vocabulary.	O	O	O	O	0	(5+)
	Don't talk a lot.	O	O	O	O	0	(1-)
7.	Am interested in people.	O	O	O	O	O	(2+)
8.	Leave my belongings around.	O	O	O	O	O	(3-)
9.	Am relaxed most of the time.	O	O	O	O	O	(4+)
10.	Have difficulty understanding abstract ideas.	О	O	O	O	O	(5-)
11.	Feel comfortable around	O	0	0	0	O	(1+)
10	people.	0				0	
	Insult people.	0	0	0	0	0	(2-)
	Pay attention to details.	0	0	0	0	0	(3+)
	Worry about things.	0	0	0	0	0	(4-)
	Have a vivid imagination.	O O	0	0	0	0	(5+)
10.	Keep in the background. Sympathize with others'	O	O	O	O	O	(1-)
17.	feelings.	Ο	O	O	O	О	(2+)
	Make a mess of things.	O	O	O	O	0	(3-)
19.	Seldom feel blue.	O	O	O	O	O	(4+)
20.	Am not interested in abstract ideas.	O	O	O	O	O	(5-)
	Start conversations.	O	O	O	O	O	(1+)
22.	Am not interested in other people's problems.	О	O	O	O	O	(2-)
23.	Get chores done right away.	O	O	O	O	O	(3+)
24.	Am easily disturbed.	O	O	O	O	O	(4-)
25.	Have excellent ideas.	O	O	O	O	O	(5+)
	Have little to say.	O	O	O	O	O	(1-)
27.	Have a soft heart.	O	O	O	O	O	(2+)
28.	Often forget to put things back in their proper place.	О	О	О	О	O	(3-)
29.	Get upset easily.	O	O	O	O	O	(4-)
30.	Do not have a good imagination.	O	O	O	O	O	(5-)
31.	Talk to a lot of different	О	O	O	О	О	(1+)
32.	Am not really interested in others.	О	О	О	О	O	(2-)
33.	Like order.	O	O	O	O	O	(3+)
	Change my mood a lot.	0	Ö	O	Ö	Ö	(4-)
	Am quick to understand						
35.	things.	О	О	О	О	О	(5+)

36. Don't like to draw attention O O O O O	(1-)
37. Take time out for others. O O O O	(2+)
38. Shirk my duties. O O O O	(3-)
39. Have frequent mood swings. O O O O	(4-)
40. Use difficult words. O O O O	(5+)
41. Don't mind being the center O O O O	(1+)
42. Feel others' emotions. O O O O	(2+)
43. Follow a schedule. O O O O	(3+)
44. Get irritated easily. O O O O	(4-)
45. Spend time reflecting on O O O O	(5+)
46. Am quiet around strangers. O O O O	(1-)
47. Make people feel at ease. O O O O	(2+)
48. Am exacting in my work. O O O O	(3+)
49. Often feel blue. O O O O	(4-)
50. Am full of ideas. O O O O	(5+)