

Pengenalan Sosok Manusia Menggunakan Pengolahan Citra

Stefanus Jeremy Aslan | 13519175

Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha 10 Bandung
E-mail: 13519175@std.stei.itb.ac.id

Abstract—Keamanan adalah keadaan bebas dari bahaya. Berbagai macam upaya pemeliharaan keamanan terus diciptakan dan dikembangkan. Salah satu upaya pemeliharaan keamanan yaitu pengawasan. Dengan berkembangnya teknologi, pengawasan juga terus berkembang. Salah satu inovasi pengawasan yang sering digunakan di zaman modern yaitu sistem pengawasan digital yang sering dikenal dengan *closed circuit television* atau CCTV. Walaupun canggih, banyak sistem pengawasan digital yang tidak efisien. Salah satu penggunaan tidak efisien sistem pengawasan digital yaitu perekaman tanpa pandang bulu. Dengan mengembangkan kemampuan pengenalan pelaku utama kejadian yaitu manusia melalui penerapan pengolahan citra, diharapkan sistem pengawasan digital menjadi lebih efisien di masa mendatang.

Keywords—*pengawasan; sistem pengawasan digital; pengolahan citra; pengenalan; manusia*

I. PENDAHULUAN

Sejak awal mula peradaban manusia, keamanan sudah menjadi aspek penting dalam kehidupan, baik dalam hal keselamatan, kepemilikan, maupun privasi. Keamanan adalah keadaan bebas dari bahaya. Tanpa adanya keamanan, manusia tidak dapat hidup dan beraktivitas tanpa merasa terancam oleh bahaya. Beriringan berjalannya waktu, berbagai macam upaya pemeliharaan keamanan terus diciptakan dan dikembangkan. Salah satu upaya pemeliharaan keamanan yang terus dikembangkan yaitu pengawasan. Adapun pengawasan merupakan salah satu bentuk pencegahan terhadap individu lain dengan mengupayakan penangkapan visual aksi pelanggaran hukum. Pengawasan umumnya dilakukan menggunakan sumber daya manusia sebagai pelaku utama, tetapi dengan berkembangnya teknologi, peran manusia sebagai pelaku pengawasan mulai tergantikan dengan pengawasan digital yang umum dikenal sebagai *closed circuit television* atau CCTV. Dengan memanfaatkan sistem dengan sejumlah CCTV, seorang individu dapat mengawasi sejumlah lokasi tertentu dari satu posisi yang tetap, bahkan merekam pengawasan untuk diulas kembali di waktu mendatang.

Sistem CCTV sangat membantu dalam meningkatkan efektivitas dan efisiensi pengawasan, tetapi dalam penggunaannya, banyak sistem CCTV yang bisa

dikembangkan lebih lanjut. Sifat CCTV yang melakukan pengawasan secara terus menerus membuat rekaman CCTV sangat panjang. Ini dapat menyebabkan tantangan bagi individu keamanan dalam proses pengulasan rekaman, terlebih ketika dugaan waktu rekaman yang diinginkan tidak diketahui. Ada baiknya apabila sistem CCTV mampu melakukan perekaman secara selektif. Oleh sebab itu, dilakukanlah penelusuran terhadap ilmu interpretasi dan pengolahan citra dan penerapannya terhadap pengawasan digital.

II. LANDASAN TEORI

A. Pengenalan Objek dalam Pengolahan Citra Digital

Sebelum sebuah citra diproses secara digital untuk mencapai tujuan tertentu, perlu dilakukan pemahaman atau analisis terlebih dahulu terhadap citra tersebut. Proses analisis citra dikenal dengan sebutan interpretasi citra. Setelah interpretasi citra selesai dilakukan, barulah pengolahan citra dapat dilakukan. Pengolahan citra adalah pemrosesan citra untuk memenuhi tujuan tertentu [1]. Adapun pengolahan citra menggunakan teknologi komputer disebut sebagai pengolahan citra digital.

Kemajuan pengolahan citra digital memungkinkan pengolahan citra yang melampaui batas pengolahan citra non-digital, dan kemajuan bidang komputer lain memungkinkan pengaplikasian pengolahan citra digital untuk keperluan yang beragam. Salah satu penggunaan pengolahan citra yaitu untuk mengenali objek. Dalam lingkup pengolahan citra digital, pengenalan objek adalah proses identifikasi objek dalam citra secara komputasional. Objek-objek dalam citra dideteksi terlebih dahulu, barulah dapat dilakukan identifikasi terhadap objek-objek tersebut

Pendeteksian objek-objek dalam citra dilakukan dengan menyegmentasi gambar menjadi sejumlah region berdasarkan properti seperti kecerahan, warna, dan tekstur [2]. Region-region inilah yang kemudian dikenal sebagai objek-objek dalam citra. Untuk mengenali objek-objek tersebut, diperlukan penerapan pembelajaran mesin untuk pemahaman citra.

B. Visi Komputer

Visi komputer merupakan bidang ilmiah yang mempelajari penerapan pembelajaran mesin dalam lingkup pemahaman dan pemrosesan citra. Sama seperti pembelajaran mesin pada umumnya, pembelajaran mesin dalam visi komputer memerlukan *dataset* citra yang digunakan untuk pembelajaran. Representasi objek yang melakukan pembelajaran *dataset* disebut sebagai model dan cara yang digunakan untuk pembelajarannya umum dikenal sebagai algoritma. Setelah model dilatih dan memberikan hasil validasi yang dinilai memadai, model kemudian dapat diuji atau diaplikasikan dalam pengolahan citra.

C. Algoritma Pembelajaran Mesin

Terdapat berbagai macam algoritma yang dapat digunakan untuk pembelajaran citra. Beberapa algoritma pembelajaran mesin yang umum digunakan untuk klasifikasi antara lain sebagai berikut:

1) Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes adalah algoritma *supervised learning* yang berbasis pada teorema Bayes. Algoritma ini dikenal sebagai algoritma naïve karena memiliki asumsi sederhana bahwa setiap fitur saling independen dengan satu sama lain. Algoritma Naïve Bayes umumnya digunakan untuk klasifikasi dataset berbentuk teks dengan dimensi yang tinggi. Adapun persamaan teorema Bayes yang digunakan sebagai basis algoritma adalah sebagai berikut.

$$P(A|B) = P(B|A) \cdot P(A) / P(B) \tag{1}$$

P(A|B): Probabilitas hipotesis A terhadap kejadian B

P(B|A): Probabilitas kejadian B terhadap hipotesis A

P(A): Probabilitas hipotesis A tanpa memperhitungkan B

P(B): Probabilitas kejadian B

2) Logistic Regression

Algoritma *logistic regression* merupakan algoritma klasifikasi yang memanfaatkan fungsi sigmoid untuk menghitung nilai probabilitas. Menggunakan nilai probabilitas keluaran fungsi sigmoid dan perbandingannya terhadap nilai ambang tertentu, data diklasifikasikan ke salah satu kelas yang ada. Adapun persamaan fungsi sigmoid dapat dilihat pada persamaan (2) sebagai berikut.

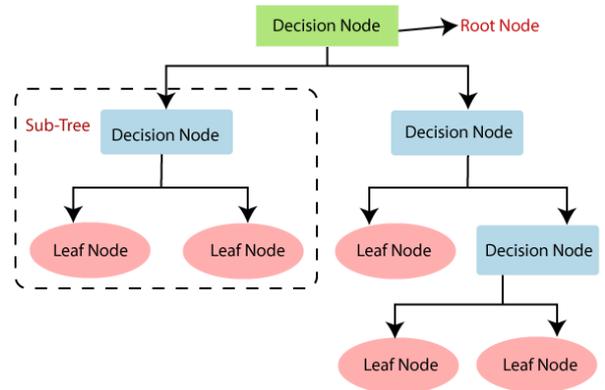
$$S(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \tag{2}$$

Dengan nilai x merupakan nilai penjumlahan bobot fitur masukan yang ditampilkan pada persamaan (3) sebagai berikut

$$x = \Theta \cdot \text{weight} + b \tag{3}$$

3) Decision Tree

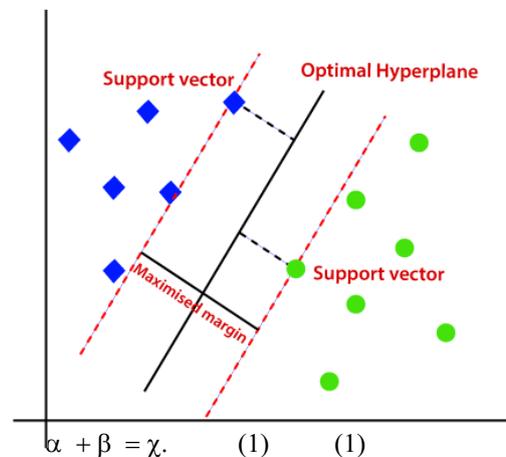
Algoritma *Decision Tree* merupakan algoritma *supervised learning* yang menyusun alur proses hirarki percabangan melalui proses pelatihan. Seperti yang diimplikasikan namanya, algoritma *decision tree* menghasilkan model yang bekerja dengan logika pohon keputusan dengan fitur sebagai *internal node* yang juga dapat disebut sebagai *decision node*, nilai fitur sebagai arah percabangan, dan daun sebagai output klasifikasi data. Untuk lebih jelas, penggambaran *decision tree* disajikan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1. *Decision tree*. Sumber: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-decision-tree-classification-algorithm>

4) Support Vector Machine (1)

Algoritma *support vector machine* (SVM) merupakan algoritma *supervised learning* yang memetakan data ke dalam bidang n -dimensi dengan n sebagai jumlah fitur dalam *dataset*, kemudian mengklasifikasikan data berdasarkan posisi relatif koordinat data dengan bidang batas berdimensi $n-1$ yang disebut sebagai *hyperplane*. Adapun bidang batas *hyperplane* diperoleh dengan memetakan data training ke dalam bidang n -dimensi, kemudian mengestimasi bidang batas antarkelas dengan mencari margin terbesar. Untuk lebih jelas, disajikan contoh bidang 2-dimensi yang merepresentasikan *support vector machine* pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Visualisasi *support vector machine* dengan 2 fitur.
 Sumber: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm>

Dapat dilihat pada Gambar 2.2 bahwa *dataset* memiliki 13 data yang diklasifikasikan ke dalam dua label berbeda: label wajik biru dan label lingkaran hijau. Dari informasi yang diberikan oleh bidang 2-dimensi tersebut, dapatlah dibuat *hyperplane* untuk memisahkan objek-objek dengan label. *Hyperplane* yang optimal merupakan *hyperplane* yang memiliki jarak atau margin terjauh dengan koordinat terdekat data pada kedua sisi *hyperplane*. Wilayah label relatif terhadap *hyperplane* inilah yang digunakan untuk mengklasifikasi data, dengan data terlebih dahulu dipetakan ke bidang 2-dimensi untuk diperiksa wilayah label yang ditempatinya.

D. Tahapan Pelatihan Pembelajaran Mesin

Pelatihan pembelajaran mesin secara umum dapat dibagi menjadi empat tahapan sebagai berikut.

1) Pemuatan data

Pada tahapan pemuatan, *dataset* yang akan digunakan untuk pembelajaran dimuat ke dalam mesin dan dipastikan dapat dibaca dan digunakan lebih lanjut.

2) Pemrosesan awal

Pada tahapan pemrosesan awal, *dataset* yang dimuat ke dalam mesin. Pemrosesan yang umum dilakukan pada pemrosesan awal yaitu ekstraksi fitur-fitur dalam citra yang kemudian dapat dimanfaatkan untuk pengenalan objek. Selain itu, juga dilakukan penyesuaian bentuk data agar dapat dipelajari oleh model.

a) Ekstraksi Fitur

Dalam pembelajaran mesin, citra dipahami dengan mempelajari pola-pola yang menyusun citra. Pola-pola inilah yang digunakan sebagai dasar dalam identifikasi atau pengenalan objek.

Salah satu metode ekstraksi fitur yang dapat digunakan pembelajaran citra yaitu *bag-of-features* yang dikenal juga dengan sebutan *bag-of-words*. Seperti yang diimplikasikan namanya, *bag-of-features* merupakan metode yang menghasilkan sebuah objek 'tas' yang berisi fitur-fitur yang terekstraksi dari citra. Adapun tahapan-tahapan yang dilakukan dalam metode *bag-of-features* adalah sebagai berikut.

1. Region Detection

Deteksi daerah atau *region detection* pada pengolahan citra dilakukan dengan melakukan deteksi tepi dan segmentasi citra menjadi objek-objek atau daerah-daerah. Contoh metode deteksi daerah yaitu Harris-Laplace, yaitu metode yang menggunakan fungsi Harris dan operator Laplacian-of-Gaussian untuk mendeteksi daerah.

2. Feature Extraction

Setelah citra disegmentasi menjadi sejumlah daerah, setiap daerah kemudian dipelajari dengan

cara mengekstraksi fitur yang ada dalam daerah-daerah dalam citra

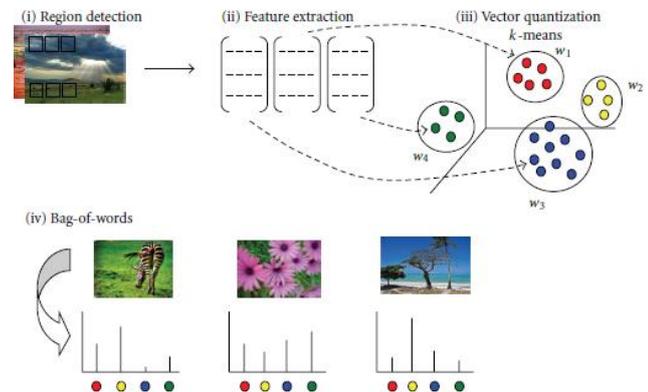
3. Vector Quantization

Langkah yang dilakukan setelah ekstraksi fitur adalah *vector quantization*. Pada tahapan ini, dilakukan penerapan algoritma *k-means clustering* untuk mengelompokkan fitur-fitur yang diekstrak pada tahapan sebelumnya. Pengelompokan fitur dari algoritma *clustering* dengan $k = 300$ menghasilkan 300 centroid yang merepresentasikan fitur utama citra. Fitur-fitur utama inilah yang merupakan hasil ekstraksi metode *bag-of-features*.

4. Bag-of-Features Creation

Setelah diperoleh fitur-fitur utama melalui *vector quantization*, dilakukan penghitungan frekuensi fitur-fitur utama tersebut dalam bentuk vector. Hasil dari proses tersebut dikenal sebagai *bag-of-features*

Untuk pemahaman, disajikan visualisasi alur penyusunan *bag-of-features* pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Penyusunan *bag-of-features*. Sumber: https://www.researchgate.net/publication/258403856_Bag-of-Words_Representation_in_Image_Annotation_A_Review

3) Pengembangan model

Pada tahapan ini, dilakukan pengembangan model pembelajaran mesin yang mampu menerima dan mempelajari data.

4) Pelatihan model

Pada tahapan ini, dilakukan pelatihan dan validasi model yang dikembangkan menggunakan *dataset* hasil pemrosesan awal. Setelah model dinilai memberikan hasil validasi yang baik, model kemudian dapat diuji diterapkan.

III. PENGENALAN SOSOK MANUSIA MENGGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA

Untuk mendalami pembelajaran lebih lanjut mengenai pengaplikasian pengolahan citra di bidang keamanan dalam lingkup pengawasan, dilakukan eksperimen pendeteksian sosok

manusia menggunakan pengolahan citra dengan pembelajaran identifikasi objek menggunakan pembelajaran mesin. Lingkup eksperimen meliputi klasifikasi citra berdasarkan hasil identifikasi objek manusia dalam input citra kontinu yang diberikan oleh *web camera*. Adapun detail dari uji coba yang dilakukan adalah sebagai berikut.

A. Bahasa Pemrograman

Eksperimen ini menggunakan program dengan bahasa pemrograman MATHLAB yang dilengkapi oleh beberapa *toolbox* untuk keperluan pengolahan citra dan visi komputer. Adapun pembuatan dan pelatihan model dilakukan dengan bantuan aplikasi Classification Learner.

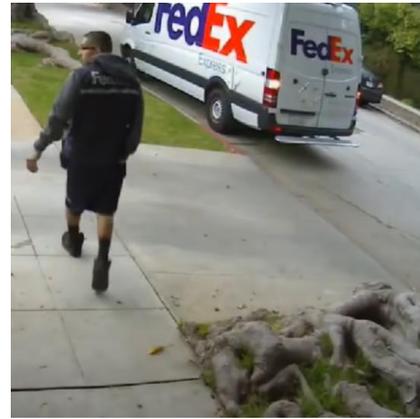
B. Pemuatan Data

Dalam eksperimen yang dilakukan, kumpulan data yang digunakan untuk pembelajaran yaitu citra-citra yang dipisah menjadi dua label, yaitu label 0 yang mewakili tidak terdeteksinya manusia pada visi *web camera* dan label 1 yang mewakili terdeteksinya manusia pada visi *web camera*. Jumlah citra yang digunakan untuk eksperimen yaitu sebanyak 362 citra untuk pembelajaran label 0 dan 559 citra untuk pembelajaran label 1. Data citra diperoleh sumber yang tertera pada rujukan [3]. Untuk memberikan gambaran akan data yang digunakan, diberikan contoh citra label 0 dan citra label 1 pada Gambar 3.1 dan Gambar 3.2 sebagai berikut.



Gambar 3.1. Citra label 0. Sumber:

<https://www.kaggle.com/datasets/constantinwerner/human-detection-dataset>



Gambar 3.1. Citra label 0. Sumber:

<https://www.kaggle.com/datasets/constantinwerner/human-detection-dataset>

C. Pemrosesan Awal

Pemrosesan awal data atau *preprocessing* data ditujukan untuk mengekstraksi fitur-fitur dari data citra yang telah dimuat pada tahapan sebelumnya. Pada pemrosesan awal, digunakan metode *bag-of-features* mengekstraksi fitur-fitur yang ada pada data yang dimuat, kemudian hasil ekstraksi fitur tersebut direpresentasikan dalam bentuk tabel untuk dibaca oleh model pembelajaran mesin.

D. Pengembangan dan Pelatihan Model

Pengembangan model dalam program dilakukan menggunakan aplikasi Classification Learner yang dapat diakses melalui Statistics and Machine Learning Toolbox. Adapun beberapa algoritma klasifikasi yang dapat digunakan antara lain algoritma *Naïve Bayes*, algoritma *logistic regression*, algoritma *decision tree*, dan algoritma *support vector machine*. Setelah melewati tahapan pelatihan dan validasi, model dapat diekstrak untuk digunakan oleh program.

IV. HASIL DAN ANALISIS

A. Hasil Pelatihan Model

Menggunakan model pembelajaran mesin *Naïve Bayes*, *decision tree*, *logistic regression*, dan *support vector machine*, dilakukanlah pelatihan dan validasi model dengan perbandingan jumlah data pelatihan dan validasi sebesar 4:1. Adapun hasil validasi dari model yang digunakan disajikan sebagai berikut.

1) *Naïve Bayes*

Terdapat dua model pembelajaran mesin dengan algoritma *Naïve Bayes* yang digunakan, yaitu: *Gaussian Naïve Bayes* dan *Kernel Naïve Bayes*. Hasil yang didapatkan dari pelatihan dan validasi model dengan algoritma *Naïve Bayes* adalah sebagai berikut.

☆ 3.1 Naive Bayes	Accuracy (Validation): 71.7%
Last change: Gaussian Naive Bayes	300/300 features
☆ 3.2 Naive Bayes	Accuracy (Validation): 63.0%
Last change: Kernel Naive Bayes	300/300 features

Gambar 4.1. Hasil akurasi validasi model dengan algoritma *Naive Bayes*

2) Logistic Regression

Hasil yang didapatkan dari pelatihan dan validasi model dengan algoritma *logistic regression* adalah sebagai berikut.

☆ 5 Logistic Regression	Accuracy (Validation): 62.0%
Last change: Logistic Regression	300/300 features

Gambar 4.2. Hasil akurasi validasi model dengan algoritma *logistic regression*

3) Decision Tree

Terdapat tiga model pembelajaran mesin dengan algoritma *tree* yang digunakan, yaitu: *Fine Tree*, *Medium Tree*, dan *Coarse Tree*. Hasil yang didapatkan dari pelatihan dan validasi model adalah sebagai berikut.

☆ 2.1 Tree	Accuracy (Validation): 62.0%
Last change: Fine Tree	300/300 features
☆ 2.2 Tree	Accuracy (Validation): 63.6%
Last change: Medium Tree	300/300 features
☆ 2.3 Tree	Accuracy (Validation): 61.4%
Last change: Coarse Tree	300/300 features

Gambar 4.3. Hasil akurasi validasi model dengan algoritma *decision tree*

4) Support Vector Machine

Terdapat enam model pembelajaran mesin dengan algoritma *support vector machine* yang digunakan, yaitu: *Linear SVM*, *Quadratic SVM*, *Cubic SVM*, *Fine Gaussian SVM*, *Medium Gaussian SVM*, dan *Coarse Gaussian SVM*. Hasil yang didapatkan dari pelatihan dan validasi model adalah sebagai berikut.

☆ 4.1 SVM	Accuracy (Validation): 73.4%
Last change: Linear SVM	300/300 features
☆ 4.2 SVM	Accuracy (Validation): 70.1%
Last change: Quadratic SVM	300/300 features
☆ 4.3 SVM	Accuracy (Validation): 71.2%
Last change: Cubic SVM	300/300 features
☆ 4.4 SVM	Accuracy (Validation): 60.3%
Last change: Fine Gaussian SVM	300/300 features
☆ 4.5 SVM	Accuracy (Validation): 72.8%
Last change: Medium Gaussian SVM	300/300 features
☆ 4.6 SVM	Accuracy (Validation): 70.7%
Last change: Coarse Gaussian SVM	300/300 features

Gambar 4.4. Hasil akurasi validasi model dengan algoritma *support vector machine*

B. Hasil Pengujian Model

Dari setiap model yang dilatih dan divalidasi, diambil variasi yang menghasilkan akurasi validasi terbaik dari setiap algoritma dengan model lebih dari satu. Adapun hasil pengujian model dilakukan secara nyata dengan hasil sebagai berikut.

1) Naive Bayes

Hasil pengujian model *Naive Bayes* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.5. Pengujian label 0 model *Naive Bayes*



Gambar 4.6. Pengujian label 1 model *Naive Bayes*

2) Logistic Regression

Algoritma *logistic regression* mengalami kegagalan dalam menampilkan hasil pengujian.

3) Decision Tree

Hasil pengujian model *decision tree* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.7. Pengujian label 0 model *decision tree*



Gambar 4.8. Pengujian label 1 model *decision tree*

4) Support Vector Machine

Hasil pengujian model *support vector machine* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.9. Pengujian label 0 model *decision tree*



Gambar 4.10. Pengujian label 0 model *decision tree*

C. Analisis Pengujian Model

Terlepas dari akurasi validasi model yang tidak luar biasa baik dengan nilai di bawah 75% dan kegagalan model *logistic regression*, model *Naïve Bayes*, *decision tree*, dan *support vector machine* dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat seperti yang dapat dilihat dari hasil pengujian.

V. KESIMPULAN

Dengan menggunakan pemrosesan citra dan pembelajaran mesin, sangat mungkin untuk diterapkan pengenalan objek manusia dengan input citra kontinu dari kamera. Oleh karena itu, implementasi pemrosesan citra dan pembelajaran mesin untuk meningkatkan efisiensi sistem pengawasan digital seperti CCTV berpotensi untuk ditelusuri dan dikembangkan lebih lanjut.

ACKNOWLEDGMENT (Heading 5)

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas karunia yang diberikan-Nya kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan makalah ini tanpa kendala.

Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Dr. Ir. Rinaldi Munir, MT, selaku dosen pengampu mata kuliah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra, sebab tanpa ilmu dan bimbingan dari beliau, tidaklah mungkin bagi penulis untuk menghasilkan makalah ini.

REFERENCES

- [1] Munir, Rinaldi. 2022. Pengantar Pengolahan Citra Bag. 1. Bandung. <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2022-2023/01-Pengantar-Pengolahan-Citra-Bag1-2022.pdf>
- [2] Munir, Rinaldi. 2022. Segmentasi Citra Bag. 2. Bandung. <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2021-2022/23-Segmentasi-Citra-Bagian2-2022.pdf>
- [3] <https://www.kaggle.com/datasets/constantinwerner/human-detection-dataset>

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 19 Desember 2022

A handwritten signature in black ink, consisting of several fluid, overlapping strokes that form a stylized representation of the name 'Stefanus Jeremy Aslan'.

Stefanus Jeremy Aslan
13519175