

Pengenalan Wajah Secara Realtime Menggunakan Adaboost Viola-Jones dan 2D DWT-PCA dengan Struktur Index KNN-KD Tree

Hasan^{1*}, Mardi Hardjianto²

¹Program Studi Ilmu Komputer Universitas Budi Luhur, Indonesia

²Program Studi Sistem Informasi Universitas Budi Luhur, Indonesia.

Artikel Info

Kata Kunci:

KD Tree;
KNN;
Pengenalan Wajah;
Viola-Jones;
2D DWT-PCA;

Keywords:

KD Tree;
KNN;
Face Recognition;
Viola-Jones;
2D DWT-PCA;

Riwayat Article:

Submitted: 31 Juli 2023

Accepted: 10 Oktober 2023

Published: 23 Januari 2024

Abstrak: Tujuan dari deteksi wajah adalah untuk mengetahui ada atau tidaknya wajah dalam sebuah gambar atau video, walaupun terlihat mudah dilakukan oleh manusia, ternyata deteksi wajah sangat sulit dilakukan oleh komputer. Selain lingkungan sekitar juga terdapat beberapa hal yang dapat menjadi kendala dalam mendeteksi wajah, langkah ini menjadi sulit ketika terjadi variasi iluminasi, posisi, ekspresi wajah, orientasi, kriteria morfologi dan atribut yang melekat atau menutupi wajah seperti kacamata, topi, masker. Penelitian ini menerapkan metode algoritma Viola-Jones yang memiliki tiga keunggulan: Deteksi wajah secara real-time, Efisiensi Komputasi dan Deteksi Objek Lain. Metode 2D DWT-PCA digunakan untuk mengurangi dimensi data dan menghilangkan *noise* pada gambar, dan KNN-KD Tree digunakan untuk mengenali wajah berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi dari gambar. Hasil pengujian dengan total 78 variasi pada objek wajah yang dideteksi yaitu didapatkan hasil dengan keakuratan sebesar 80.77%.

Abstract: The purpose of face detection is to determine the presence or absence of faces in an image or video, although it looks easy to do by humans, it turns out that face detection is very difficult to do by computers. In addition to the surrounding environment there are also several things that can be an obstacle in detecting faces, this step becomes difficult when there are variations in illumination, position, facial expression, orientation, morphological criteria and attributes attached to or covering the face such as glasses, hats, masks. This research applies the Viola-Jones algorithm method which has three advantages: Real-time face detection, Computational Efficiency and Other Object Detection. The 2D DWT-PCA method is used to reduce data dimensions and remove noise in the image, and KNN-KD Tree is used to recognize faces based on features that have been extracted from the image. The test results with a total of 78 variations on the detected face object are obtained with an accuracy of 80.77%.

Corresponding Author:

Hasan

Email: 2111600090@student.budiluhur.ac.id

PENDAHULUAN

Pengenalan wajah adalah langkah awal dan mendasar di berbagai bidang seperti interaksi manusia-komputer, pengambilan gambar, deteksi wajah, dan pengenalan. Sistem pengenalan wajah pertama-tama mendeteksi keberadaan wajah dalam gambar atau video. Teknologi pengenalan wajah telah diterapkan dalam berbagai aspek, terutama dalam proses otentikasi dan identifikasi. Dalam proses otentikasi menggunakan pengenalan wajah sebagai *gateway* yang memungkinkan pengguna untuk dapat mengakses perangkat atau sistem seperti laptop dan *smartphone*, sedangkan proses identifikasi adalah kombinasi dari deteksi wajah dan proses pengenalan wajah. Pengenalan wajah terlihat mudah, namun pendeteksian wajah menggunakan komputer masih terdapat tantangan yang muncul untuk pengenalan wajah yang diakibatkan oleh hilangnya informasi, termasuk diantaranya seperti posisi, sudut pandang, cahaya, dan oklusi (Zhang & Wang, 2022). Dalam pengenalan wajah, wajah tidak perlu ditempatkan di suatu tempat di dalam gambar, yang memudahkan pengambilan gambar. *Face recognition* digunakan untuk mencocokkan data wajah suatu citra dengan data wajah dalam suatu *database* untuk mengetahui identitas pemilik wajah tersebut.

Deteksi wajah berperan penting dalam proses lokalisasi wajah, yaitu proses penentuan ukuran dan letak wajah pada sebuah citra. Ada banyak hal yang dapat menghambat pendeteksian wajah selain lingkungan sekitar, dan langkah ini menjadi sulit ketika pencahayaan, posisi, ekspresi wajah, orientasi, kriteria morfologi, dan karakteristik berubah serta adanya aksesoris pada wajah seperti kacamata, topi, masker. Masalah dan hambatan ini dapat menyebabkan deteksi wajah yang tidak akurat, mempersingkat waktu deteksi wajah, dan menurunkan durasi deteksi wajah sehingga menjadi tidak *realtime* (Fachmi et al., 2019), juga dalam komputasinya membutuhkan banyak waktu (Bengani & Bahl, 2020), selain itu posisi kemiringan pada wajah dengan tingkat 30 derajat dalam posisi baik ke atas atau bawah serta miring ke kanan atau kiri tidak dapat terdeteksi (Buana, 2021), dan juga efek dari pencahayaan yang kurang (Tabassum et al., 2022). Selain itu, karena pengenalan wajah adalah teknologi pasif yang dapat bekerja tanpa interaksi pengguna dan jauh dari pengguna, pengenalan wajah juga digunakan dalam teknologi pengawasan di tempat umum.

Dari penjelasan di atas bahwa untuk pengenalan wajah dengan berbagai masalah maupun hambatan dan kondisi yang dibahas di atas dapat menggunakan *Adaboost* Viola-Jones serta 2D DWT-PCA dan KNN-KD Tree dapat digunakan bersamaan untuk mengenali wajah secara *realtime* dengan akurasi yang tinggi dan waktu pemrosesan yang cepat. Berikut adalah alasan mengapa metode tersebut cocok untuk digunakan dalam pengenalan wajah secara *realtime*.

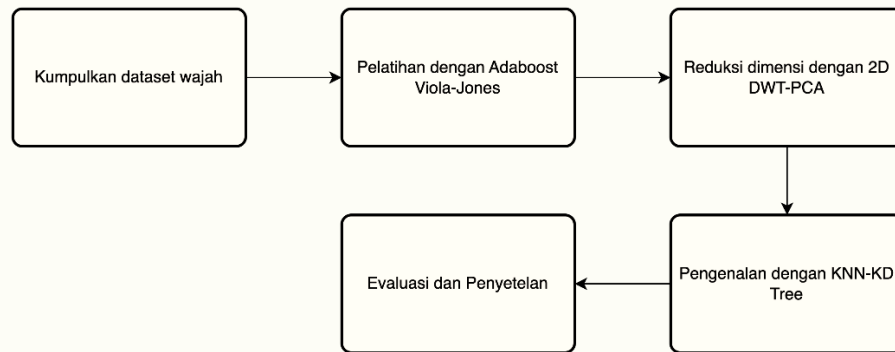
Pertama, menurut (Ismael & Irina, 2020) dengan metode Viola-Jones yang digunakan untuk mendeteksi wajah dalam gambar secara cepat dan akurat. Metode Viola-Jones menggabungkan algoritma *Haar Cascade* dan *Adaboost* untuk melakukan deteksi objek dalam gambar. Dalam pengenalan wajah, metode Viola-Jones dapat digunakan untuk memastikan bahwa wajah dalam gambar telah dideteksi sebelum proses pengenalan dimulai. Kedua, untuk metode 2D DWT-PCA menurut (Nejrs & Al-Ani, 2020) yang digunakan untuk mengurangi dimensi data dan menghilangkan *noise* pada gambar wajah. Metode ini melibatkan dua tahap: 2D DWT dan PCA. 2D DWT digunakan untuk memisahkan sinyal gambar menjadi frekuensi yang berbeda, sedangkan menurut (Yuliana & Nurhaida, 2018) metode PCA digunakan untuk mengurangi dimensi data dengan menjaga informasi yang paling penting serta mudah diimplementasikan dan dimulai dengan pemrosesan awal untuk menemukan hasil citra yang lebih baik. Dengan menggunakan 2D DWT-PCA, pengenalan wajah dapat dilakukan dengan lebih efisien dan akurat. Ketiga, dari metode KNN-KD Tree menurut (Lukito, 2016) bahwa metode yang digunakan untuk mengenali wajah berdasarkan fitur-fitur wajah yang telah diekstraksi menggunakan metode 2D DWT-PCA. KNN adalah metode klasifikasi yang berbasis pada jarak antara sampel dan KD Tree digunakan untuk mempercepat pencarian sampel terdekat. Dengan menggunakan KNN-KD Tree pengenalan wajah dapat dilakukan secara cepat dan akurat.

Dengan menggunakan ketiga metode tersebut, pengenalan wajah secara *realtime* dapat dilakukan dengan cepat dan akurat. Metode Viola-Jones digunakan untuk mendeteksi wajah dalam gambar, 2D DWT-PCA digunakan untuk mengurangi dimensi data dan menghilangkan *noise* pada gambar, dan KNN-KD Tree digunakan untuk mengenali wajah berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi dari

gambar. Tujuan penelitian membuat model pengenalan wajah menggunakan metode Adaboost Viola-Jones dengan 2D DWT-PCA dan KNN KD-Tree agar masalah yang terdapat pada latar belakang dapat diselesaikan.

METODE

Pada penelitian ini disajikan metode penelitian pengenalan wajah pada citra dengan menggunakan metode *Adaboost* Viola-Jones, 2D DWT-PCA, KNN-KD Tree yang masing-masing dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

Penjelasan dari masing-masing proses sebagai berikut:

1. Kumpulkan dataset wajah

Memulai dengan mengumpulkan dataset yang berisi gambar-gambar wajah. Dataset ini harus mencakup variasi yang cukup dalam hal pose, ekspresi wajah, pencahayaan, dan latar belakang. Pastikan setiap gambar dalam dataset diberi label yang sesuai dengan identitas wajah yang ada.

2. Pelatihan dengan Adaboost Viola-Jones

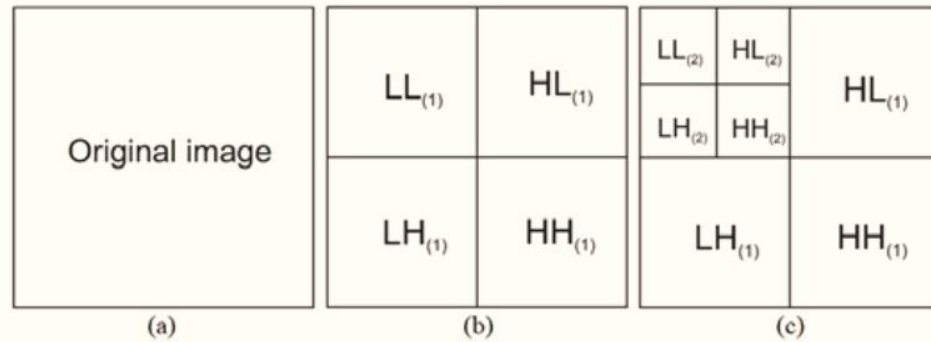
Algoritma Viola-Jones sendiri memiliki tiga kontribusi: yang pertama adalah representasi gambar baru yang disebut *Image Integral*; yang kedua adalah *Image Integral*, yang menawarkan estimasi fitur yang cepat dan metode klasifikasi pemilihan fitur yang mudah menggunakan fitur Adaboost; dan kontribusi ketiga adalah teknik untuk menggabungkan klasifikasi yang lebih rumit. Urutan digabungkan dalam struktur *cascade* (bertingkat), kecepatan pengenalan gambar meningkat (Viola & Jones, 2004). Berikut adalah tahap-tahap proses Viola-Jones untuk mendeteksi wajah dalam citra digital.

- a. Ekstraksi fitur: Menggunakan metode Viola-Jones untuk mengekstraksi fitur dari setiap gambar dalam dataset. Metode ini melibatkan penggunaan metode *Haar-like features* dan pengklasifikasi menggunakan Adaboost.
- b. Pelatihan klasifikasi: Latih klasifikasi dengan menggunakan algoritma Adaboost pada fitur-fitur yang diekstraksi. Ini melibatkan pembentukan set data pelatihan positif (wajah) dan negatif (bukan wajah) dan penyesuaian bobot setiap sampel.
- c. Pembentukan *cascade classifier*: Gabungkan beberapa klasifikasi yang dilatih menjadi *cascade classifier* untuk mendapatkan deteksi wajah yang lebih akurat. Ini melibatkan serangkaian tahap klasifikasi dengan ambang batas yang berbeda-beda.

3. Reduksi dimensi dengan 2D DWT-PCA

a. Transformasi 2D DWT: Terapkan transformasi *Discrete Wavelet Transform* (DWT) pada gambar wajah untuk mendapatkan koefisien DWT (Madhusoodanan & Cheriyan, 2016). Transformasi wavelet digunakan hampir sama luasnya dengan menganalisis sinyal dan gambar. Kemampuannya untuk menangkap informasi frekuensi waktu lokal dari gambar memotivasi penggunaannya untuk ekstraksi fitur. 2D-DWT membagi informasi gambar menjadi gambar

yang terurai untuk mendekati sub-band Low-Low (LL) dan tiga sub-band detail Low-High (LH), High-Low (HL), High-High (HH). Mereka mewakili, masing-masing, detail horizontal, vertikal dan diagonal dari gambar asli. Perkiraan sub-band sesuai dengan informasi frekuensi rendah yang berisi informasi paling penting. Gambar 2 berikut mengilustrasikan resolusi dua tingkat dalam 2D-DWT (Ayyavoo & Suseela, 2018).



Gambar 2. Resolusi dua tingkat dalam 2D-DWT pada Level 2: (a) Original image; (b) One level; (c) Two level

- b. PCA: Terapkan *Principal Component Analysis* (PCA) pada koefisien DWT untuk mengurangi dimensi dan mewakili gambar wajah dalam ruang fitur yang lebih rendah. Teknik berbasis tampilan yang umum untuk mengurangi dimensi dari sebuah set atau ruang gambar adalah *Principal Component Analysis* (PCA) (Marjan et al., 2021), yang dapat digunakan untuk memberikan model tipikal dari set tersebut dengan menggunakan basis atau koordinat yang telah direduksi. Deteksi dan pengenalan wajah dalam sistem berhasil diintegrasikan dengan menggunakan identifikasi biometrik menggunakan pendekatan *Haar Cascade* dan algoritma PCA (Yuliana & Nurhaida, 2018).

Pertama, gambar wajah referensi diubah menjadi vektor kolom x_N dimana N adalah jumlah banyaknya gambar wajah referensi sehingga untuk membentuk matriks X dengan persamaan:

$$X = [x_1 x_2 \dots x_N]^T$$

Rata-rata gambar wajah referensi dalam data pelatihan dihitung berdasarkan persamaan:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n$$

Matriks transformasi [W] diperoleh berdasarkan vektor *eigen* atriks kovarians [C]x yang dihitung berdasarkan rumus persamaan:

$$[C]x = E[(X - \bar{X})(X - \bar{X})^T]$$

Proses pengenalan wajah dilakukan sesuai persamaan:

$$Y = [W]^T X$$

Citra wajah yang akan dikenali juga diubah sebesar [W] sehingga menempati bidang yang sama dengan Y. Berdasarkan rumus diatas maka:

$$\omega = [W]^T (\hat{X} - \bar{X})$$

Dimana ω adalah gambar wajah yang dikenali \hat{X} yang diubah sebesar $[W]$. Gambar wajah \hat{X} kemudian akan dicocokkan dengan citra wajah referensi pelatihan dengan nilai jarak *euclidean* minimumnya dengan persamaan:

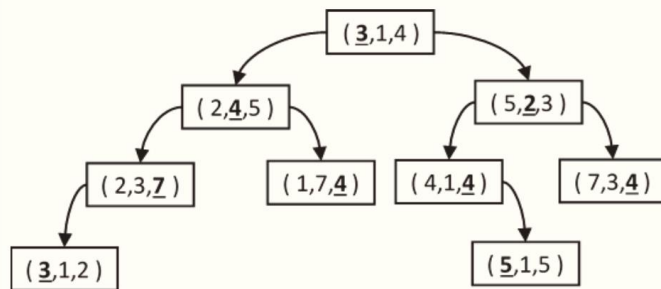
$$\varepsilon_{k^2} = \|\omega - y_k\|^2$$

Dimana ε_{k^2} adalah jarak *euclidean* dan y_k adalah gambar wajah referensi yang telah diubah sebesar $[W]$.

4. Pengenalan dengan KNN-KD Tree

- a. Pelatihan KNN: Memanfaatkan dataset yang telah direduksi secara dimensi untuk melatih algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN). Hal ini memerlukan percepatan pencarian tetangga terdekat dengan membuat model KNN menggunakan KD Tree. Dengan menggunakan data pembelajaran yang paling dekat dengan item, pendekatan KNN digunakan untuk mengkategorikan berbagai hal (Kurniadi et al., 2021). Dengan menggunakan perhitungan jarak *euclidean*, KNN menentukan jarak ke tetangga terdekat selama proses berlangsung. Sementara itu, berbagai pendekatan telah meningkatkan rumus jarak dengan membandingkannya dengan pendekatan lain dengan tujuan yang sama (Lubis et al., 2020).
- b. Testing dan prediksi: Terapkan algoritma KNN-KD Tree pada gambar-gambar wajah yang belum dikenal untuk memprediksi identitas wajah. Ini melibatkan pencarian tetangga terdekat dalam ruang fitur yang direduksi. Setiap *non-leaf node* dari KD-tree dapat dibagi menjadi dua subruang oleh sebuah hyper-plane, dan setiap subruang dapat dibagi secara rekursif dengan cara yang sama. Semua subruang dibagi menjadi dua bagian, subruang kiri dan subruang kanan, atau subruang atas dan subruang bawah. Membangun KD-tree pada himpunan data K-dimensional merepresentasikan partisi dari ruang K-dimensional yang dibentuk oleh himpunan data K-dimensional. Artinya, setiap *node* dalam pohon sesuai dengan area hiperpersegi panjang K-dimensional. Sebagai struktur penyimpanan biner, KD-tree memiliki operasi seperti insert, delete dan search, tetapi tidak memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi atribut dan label. Setiap node dilampirkan dengan nilai tag, dan tag itu sendiri tidak berpartisipasi dalam pemilihan dan pembagian sumbu, mengubahnya menjadi algoritma klasifikasi, di sini, mencatatnya sebagai KNN-KD-tree (Lukito, 2016). Konstruksi dari *binary tree* dapat dilihat pada Gambar 3 dibawah ini serta rumus dari KNN-KD Tree.

$$d(x, y) = \text{sqr}t(\sum_{(i = 1 \text{ to } n)} (x_i - y_i)^2)$$



Gambar 3. 3D binary tree construction (plane rendering)

5. Evaluasi dan Penyetelan

Evaluasi kinerja sistem pengenalan wajah yang dikembangkan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Lakukan penyetelan parameter pada setiap langkah metode yang digunakan untuk meningkatkan kinerja sistem.

Metode yang digunakan dalam pengumpulan data untuk pengenalan wajah yaitu pertama dengan dataset publik yang dapat digunakan untuk melatih model pengenalan wajah, kedua dengan pengambilan gambar atau *video capture* yang menggunakan kamera dan dari data tersebut juga bisa digunakan sebagai pelatihan model pengenalan wajah.

Untuk menganalisis data penelitian ini, sekumpulan gambar atau wajah manusia dengan posisi, ekspresi, dan kondisi yang berbeda diolah pada prototipe fabrikasi berupa gambar atau video untuk mendapatkan hasil yang diharapkan. Selain itu, data penelitian literatur dalam penelitian ini adalah informasi terkait *face detection*, Viola-Jones, 2D DWT-PCA, KNN-KD Tree dan jurnal penelitian terdahulu yang memiliki kemiripan dengan penelitian saat ini. Metode pengenalan wajah dengan menggunakan Viola-Jones dan 2D DWT-PCA, KNN-KD Tree adalah teknik yang populer dalam pengenalan wajah.

Viola-Jones adalah algoritma untuk mendeteksi wajah dalam gambar. Algoritma ini bekerja dengan cara membagi gambar menjadi beberapa bagian, lalu melakukan analisis pada setiap bagian tersebut. Kemudian dilakukan pencarian fitur wajah dalam setiap bagian menggunakan sebuah *classifier*. *Classifier* tersebut terdiri dari sejumlah besar *weak classifier* yang terlatih dengan *dataset* wajah. Berikut adalah alur dari Viola-Jones pada pengenalan wajah dengan Viola-Jones yaitu sebagai berikut:

1. Tahap *Preprocessing*

Pada tahap ini, gambar yang akan dikenali diubah menjadi gambar *grayscale* dan ukurannya disesuaikan dengan ukuran gambar yang akan digunakan dalam pelatihan. Untuk mengubah gambar berwarna menjadi gambar *grayscale* dapat menggunakan formula yang menggabungkan intensitas warna merah "R", hijau "G" dan biru "B" dari setiap piksel gambar, rumusnya sebagai berikut:

$$\text{Grayscale} = (0.299 * R) + (0.587 * G) + (0.114 * B)$$

2. Tahap Deteksi Wajah

Pada tahap ini, gambar yang sudah dipreprocessing akan discan menggunakan *Haar Cascade Classifier* untuk mendeteksi wajah pada gambar.

3. Tahap Seleksi Wajah

Pada tahap ini, wajah yang terdeteksi pada gambar akan diambil dan disimpan dalam bentuk vektor.

4. Tahap *Training*

Pada tahap ini, vektor-vektor yang sudah disimpan akan dijadikan data pelatihan untuk mengenali wajah.

5. Tahap *Testing*

Pada tahap ini, gambar yang akan dikenali akan discan dan dijadikan vektor. Vektor tersebut kemudian dibandingkan dengan data pelatihan untuk mencari wajah yang cocok.

Metode pengenalan wajah dengan 2D DWT-PCA, KNN-KD Tree merupakan metode pengenalan wajah dengan teknik pengolahan citra digital. Metode ini menggunakan dua tahapan, yaitu:

1. Tahap Ekstraksi Ciri dengan 2D DWT-PCA

Pada tahap ini, citra wajah akan diubah menjadi citra *domain* frekuensi menggunakan 2D *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Kemudian, fitur-fitur yang paling penting akan dipilih menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Hasilnya adalah vektor fitur yang merepresentasikan citra wajah. Berikut adalah rumus atau formula untuk menerapkan DWT pada citra wajah:

$$\text{Citra}_{\text{asli}} = \text{Citra wajah asli}$$

$$LL_1, LH_1, HL_1, HH_1 = \text{Filter Wavelet}(\text{Citra}_{\text{asli}})$$

$$LL_1 = \text{Subband LL pada tingkat dekomposisi 1}$$

$$LH_1 = \text{Subband LH pada tingkat dekomposisi 1}$$

HL_1 = Subband HL pada tingkat dekomposisi 1

HH_1 = Subband HH pada tingkat dekomposisi 1

Filter Wavelet yaitu *filter* yang digunakan pada proses dekomposisi dan memiliki koefisien yang ditentukan oleh jenis *wavelet* yang digunakan. *Filter* ini akan membagi citra menjadi *subband-subband*.

2. Tahap pengenalan wajah dengan KNN-KD Tree

Pada tahap ini, vektor fitur yang sudah dihasilkan akan dibandingkan dengan data pelatihan menggunakan data algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan struktur data KD-Tree. Hasilnya adalah wajah yang paling mirip dengan citra wajah akan dikenali.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada pembahasan ini disajikan tahapan pengujian pengenalan wajah pada citra dengan menggunakan metode *Adaboost* Viola-Jones, 2D DWT-PCA, KNN-KD Tree yang masing-masing dapat dilihat pada proses dan tahapan berikut:

1. Dibawah ini adalah contoh *frame* gambar yang diambil dari perangkat *input*, dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Frame Gambar

2. Proses konversi *frame* gambar dari perangkat input ke dalam bentuk abu-abu atau *grayscale*, dapat dilihat hasilnya pada Gambar 5 dibawah ini.



Gambar 5. Konversi Gambar ke Grayscale

Dari hasil konversi gambar yang awalnya berwarna kemudian dikonversi ke dalam skala abu-abu, sudah berhasil terkonversi.

3. Penerapan *cascade classifier* menggunakan *Adaboost* Viola-Jones untuk mendeteksi wajah dalam gambar, yaitu proses setelah tahap gambar dikonversi ke dalam bentuk *grayscale*. Hasil dapat dilihat pada Gambar 6 berikut, terdapat persegi yang pada wajah yang menandakan bahwa wajah dideteksi. Apabila wajah terdeteksi, pindah ketahap berikutnya. Jika tidak kembali ke tahap awal untuk mengambil *frame* gambar berikutnya.



Gambar 6. Penerapan Cascade Classifier

Dari hasil penerapan *cascade classifier*, didapatkan *frame* gambar wajah yang berhasil dideteksi dengan adanya gambar persegi disekitar area wajah

4. Setelah wajah terdeteksi, lakukan segmentasi untuk mengisolasi bagian wajah dari gambar asli. Hal ini dapat mencakup penggunaan teknik seperti *thresholding* atau pemrosesan citra lainnya untuk memisahkan wajah dari latar belakang. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7. Segmentasi Wajah atau Cropping

Hasil segmentasi atau *cropping* pada *frame* gambar yang dimana wajah berhasil dideteksi, yaitu pada saat dari *cascade classifier* wajah berhasil dideteksi dengan diberikan tambahan persegi disekitar area wajah, kemudian dari wajah yang terdeteksi dan terdapat persegi disekitar wajah lalu dilakukan tahap proses *cropping*.

5. Gunakan 2D DWT untuk merepresentasikan wajah dalam *domain* frekuensi, hasil *output* dari 2D DWT yaitu *subband* LL, *subband* LH, *subband* HL dan *subband* HH. Detail dari masing-masing *subband* dapat dilihat pada Gambar 8 berikut.

```
[[383.5 382. 384. ... 509. 509. 508.5]
 [380. 379.5 381. ... 510. 510. 510. ]
 [376. 376.5 379.5 ... 510. 509. 509.5]
 ...
 [320.5 319. 317.5 ... 340.5 345. 337.5]
 [311. 316.5 322.5 ... 333.5 335. 337.5]
 [330.5 332.5 332.5 ... 329.5 330.5 327. ]]
```

Gambar 8. (a) Subband LL

```
[[ 2.5 2. 2. ... 0. -1. -0.5]
 [ 0. 0.5 0. ... 0. 0. 0. ]
 [ 0. -0.5 -0.5 ... 0. 1. 0.5]
 ...
 [ 0.5 -2. 0.5 ... -3.5 -5. -4.5]
 [-5. -3.5 -2.5 ... -2.5 1. 2.5]
 [-3.5 -2.5 -1.5 ... 4.5 0.5 2. ]]
```

Gambar 9. (b) Subband LH


```
[ [ 0.5  0.  0.  ...  1.  0.  0.5 ]
 [ 0.  -0.5 -1.  ...  0.  0.  0. ]
 [ 0.  -0.5 -0.5 ...  0.  0.  -0.5 ]
 ...
 [ 0.5  1.  0.5 ... -1.5  0.  2.5 ]
 [ 2.  1.5  4.5 ... -1.5 -2.  0.5 ]
 [ 2.5  2.5  5.5 ... -1.5 -0.5  3. ] ]
```

Gambar 10. (c) Subband HL

```
[ [-5.0000000e-01  0.0000000e+00  0.0000000e+00 ...  0.0000000e+00
  0.0000000e+00 -5.0000000e-01]
 [ 0.0000000e+00  5.0000000e-01  0.0000000e+00 ...  0.0000000e+00
  0.0000000e+00  0.0000000e+00]
 [ 0.0000000e+00  5.0000000e-01 -5.0000000e-01 ...  0.0000000e+00
  0.0000000e+00  5.0000000e-01]
 ...
 [ 5.0000000e-01  0.0000000e+00 -5.0000000e-01 ...  5.0000000e-01
  0.0000000e+00  5.0000000e-01]
 [ 0.0000000e+00 -5.0000000e-01 -5.0000000e-01 ...  5.0000000e-01
 -1.01030295e-14 -5.0000000e-01]
 [ 5.0000000e-01 -5.0000000e-01 -5.0000000e-01 ... -5.0000000e-01
 -5.0000000e-01  0.0000000e+00] ]
```

Gambar 11. (d) Subband HH

6. Terapkan PCA pada hasil transformasi untuk mengurangi dimensi fitur dan menyusun fitur-fitur terpenting wajah. Hasil setelah mengurangi dimensi fitur dengan PCA dapat dilihat pada Gambar 9 dibawah ini.

```
PCA Result LL: 22284.47532476

PCA Result LH: 762.32112656

PCA Result HL: 752.82634120

PCA Result HH: 241.52122060
```

Gambar 9. Mengurangi dimensi fitur dengan PCA

Hasil dari proses mengurangi dimensi fitur dengan PCA dan untuk nilai desimal jika dibulatkan sebagai berikut:

PCA LL: 22.284,48

PCA LH: 762, 32

PCA HL: 752,83

PCA HH: 241,52

7. Gunakan fitur-fitur hasil PCA untuk membangun struktur indeks KNN-KD Tree. Struktur KNN-KD Tree memungkinkan pencarian jarak terdekat dengan kompleksitas yang lebih rendah saat mengidentifikasi wajah yang cocok. Hasil dapat dilihat pada Gambar 10 dan dari hasilnya yaitu terdapat 5 indeks. Pada Gambar 11 yaitu hasil dari *classification report* dengan nilai masing-masing dari *average*, *macro avg* dan *weighted avg* pada *precision*, *recall*, *f1-score* dan *support*.

```
Index KNN-KD Tree result: 3,34,41,9,54
```

Gambar 10. Index KNN-KD Tree

```

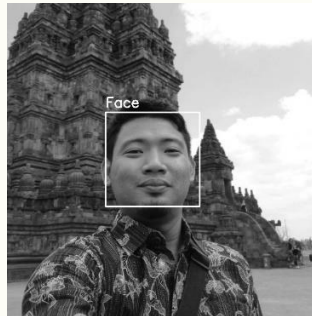
Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

 0.0         0.72     0.68     0.70         19
 1.0         0.73     0.76     0.74         21

 accuracy          0.73         40
 macro avg         0.72     0.72     0.72         40
 weighted avg     0.72     0.72     0.72         40
    
```

Gambar 11. Classification Report

8. Ambil *frame* berikutnya dari perangkat *input*, kemudian lakukan deteksi wajah dengan Adaboost Viola-Jones pada *frame* tersebut. Jika wajah terdeteksi, lakukan segmentasi dan representasi fitur dengan menggunakan 2D DWT-PCA seperti pada tahap sebelumnya. Setelah itu gunakan struktur indeks KNN-KD Tree untuk mencari wajah yang cocok berdasarkan fitur-fitur yang dihasilkan. Jika wajah yang cocok ditemukan, identifikasi individu tersebut dengan nama atau label yang sesuai. Hasil dapat dilihat pada Gambar 12 berikut.





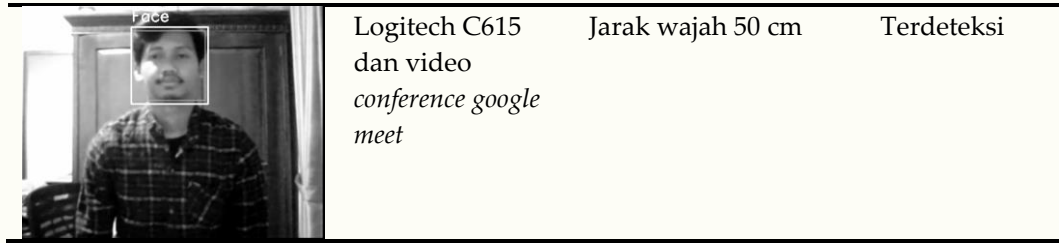
Gambar 12. Hasil deteksi wajah dengan tambahan label

Dari hasil pengenalan wajah *realtime*, didapatkan *frame* gambar wajah yang berhasil dideteksi dengan adanya gambar persegi disekitar area wajah serta ditambahkan label bahwa yang dideteksi berupa objek wajah "Face".

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan dengan pengenalan wajah yang mendeteksi bagian wajah dengan jarak yang bervariasi, pengaruh tingkat pencahayaan terhadap wajah, pengujian dengan posisi kemiringan dari wajah pada kamera dan atribut yang dapat menutupi wajah apakah dapat mempengaruhi pada saat proses pengenalan wajah. Beberapa sampel objek wajah yang dilakukan pengujian dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Pengujian Deteksi Wajah dengan beragam variasi objek

Objek	Kamera	Jenis Variasi	Hasil
	Logitech C615	Jarak 30 cm dan atribut kacamata	Terdeteksi
	Logitech C615	Atribut topi dan posisi wajah lurus ke depan	Terdeteksi



Pengujian penelitian ini dilakukan dalam ruangan dengan pencahayaan beberapa tingkatan dan luar ruangan, juga dengan jarak deteksi antara kamera dengan wajah yaitu 20-300 cm, dan atribut yang dapat menutupi area pada wajah. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui keakuratan pendeteksian wajah dengan perekaman video secara *realtime*.

Untuk mendeteksi tingkat akurasi dalam mendeteksi wajah, maka digunakan rumus sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ data\ benar \times 100}{Jumlah\ keseluruhan\ data}$$

Jumlah data benar = Jumlah objek terdeteksi dengan benar

Jumlah keseluruhan data = Jumlah total sampel pengujian

Berdasarkan dari hasil pengujian dengan beberapa jenis variasi pada saat proses deteksi wajah telah diperoleh hasil dengan variasi jarak wajah, atribut yang menutupi wajah, posisi kemiringan wajah, pencahayaan ruangan maupun cahaya pada wajah, dan pengaruh dari kamera yang digunakan. Kemudian dilakukan perhitungan dengan persamaan dan didapatkan hasil keakuratan pada deteksi wajah sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{63 \times 100}{78} = 80,77\%$$

Dibawah ini adalah hasil dari penelitian sebelumnya yang menjadi pendukung dalam penelitian ini, yaitu pada Tabel 2 sebagai berikut.

Tabel 2. Hasil Penelitian Sebelumnya

Penelitian	Metode	Hasil
Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) (Budi et al., 2016)	PCA	Tingkat akurasi wajah dikenali 80%
<i>Face Identification on Login Security Using Algorithm Combination of Viola-Jones and Cosine Similarity</i> (Azmi et al., 2020)	Viola-Jones, GLCM, Cosine Similarity	Tingkat akurasi identifikasi 77.20%
Implementasi Metode Viola-Jones Untuk Mendeteksi Wajah Manusia (Mahmudi et al., 2019)	Viola-Jones	Tingkat akurasi 88.7%

KESIMPULAN

Kesimpulan tersebut diambil berdasarkan uraian permasalahan penelitian pengenalan atau pendeteksian wajah dengan menggunakan metode *Adaboost* Viola-Jones yang memungkinkan untuk melakukan pengenalan wajah secara cepat dan akurat, 2D DWT-PCA dapat mengurangi dimensi fitur wajah sehingga lebih efisien dan efektif dalam melakukan pengenalan wajah, dan KNN-KD Tree dapat menangani masalah pengenalan wajah dengan jumlah data yang besar dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Dari hasil pengujian dengan beberapa jenis variasi seperti jarak objek dengan kamera, tingkatan pencahayaan ruangan maupun pada wajah, pengaruh kamera yang digunakan, aksesoris pada wajah dan posisi kemiringan wajah, dengan total 78 variasi wajah yang dideteksi didapatkan hasil dengan keakuratan sebesar 80.77%. Saran dalam penelitian untuk mengeksplorasi metode deteksi wajah yang lebih canggih dan efisien, khususnya dalam menghadapi tantangan seperti variasi pose, pencahayaan yang buruk dan penutupan pada wajah. Dalam meneliti penggunaan deteksi wajah dalam konteks yang lebih luas, seperti pengenalan ekspresi wajah, deteksi emosi dan analisis perilaku. Mengembangkan kajian dan etika privasi terkait dengan penggunaan deteksi wajah, karena kemajuan teknologi deteksi wajah dapat mempengaruhi privasi individu dan kebebasan sipil, penting untuk mempertimbangkan implikasi sosial, hukum, dan etika yang terkait dengan penggunaan teknologi ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Ayyavoo, T., & Suseela, J. J. (2018). Illumination Pre-Processing Method for Face Recognition Using 2D DWT and CLAHE. *IET Biometrics*, 7(4), 380-390. <https://doi.org/10.1049/iet-bmt.2016.0092>
- Azmi, F., Saleh, A., & Dharshinni, N. P. (2020). Face Identification on Login Security Using Algorithm Combination of Viola-Jones and Cosine Similarity. *Journal Of Informatics and Telecommunication Engineering*, 4(1), 203-211. <https://doi.org/10.31289/jite.v4i1.3885>
- Bengani, D., & Bahl, V. (2020). Face Detection Using Viola Jones Algorithm. *International Journal for Modern Trends in Science and Technology*, 6(11), 131-134.
- Buana, I. K. S. (2021). Penerapan Pengenalan Wajah Untuk Aplikasi Absensi dengan Metode Viola Jones dan Algoritma LBPH. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(3), 1008-1017. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.3008>
- Budi, A., Suma'inna, S., & Maulana, H. (2016). Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA). *Jurnal Teknik Informatika*, 9(2), 166-175. <https://doi.org/10.15408/jti.v9i2.5608>
- Fachmi, Z., Sudarma, M., & Jasa, L. (2019). Sistem Monitoring Kehadiran Perkuliahan Menggunakan Face Detection Dengan Algoritma Viola Jones. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 18(1), 119-126. <https://doi.org/10.24843/mite.2019.v18i01.p18>
- Ismael, K. D., & Irina, S. (2020). Face recognition using Viola-Jones depending on Python. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 20(3), 1513-1521. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v20.i3.pp1513-1521>
- Kurniadi, D., Sugiyono, A., & Wardaya, L. A. (2021). Pattern Recognition of Human Face with Photos Using KNN Algorithm. *Jurnal Transformatika*, 19(1), 17-25. <https://doi.org/10.26623/transformatika.v19i1.3581>
- Lubis, A. R., Lubis, M., & Al-Khowarizmi. (2020). Optimization of distance formula in k-nearest neighbor method. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(1), 326-338. <https://doi.org/10.11591/eei.v9i1.1464>
- Lukito, Y. (2016). Analisis Kinerja Struktur Data Kd-Tree Pada Metode K-Nearest Neighbors. *Riau Journal of Computer Science*, 2(2), 1-6.

- Madhusoodanan, M., & Cheriyan, J. (2016). Face Recognition using TSF Model and DWT based Multilevel Illumination Normalization. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 5(2), 847-854. <https://doi.org/10.21275/v5i2.nov161283>
- Mahmudi, M., Fatahillah Z, M., & Kusriani, K. (2019). Implementasi Metode Viola Jones Untuk Mendeteksi Wajah Manusia. *Jurnal Informa: Jurnal Penelitian Dan Pengabdian Masyarakat*, 5(1), 54-60.
- Marjan, M. A., Islam, M. R., Uddin, M. P., Afjal, M. I., & Mamun, M. Al. (2021). PCA-based dimensionality reduction for face recognition. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 19(5), 1622-1629. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v19i5.19566>
- Nejrs, S., & Al-Ani, M. (2020). Face Image Classification Based on Feature Extraction. *Solid State Technology*, 63(6), 13515-13526.
- Tabassum, F., Imdadul Islam, M., Tasin Khan, R., & Amin, M. R. (2022). Human face recognition with combination of DWT and machine learning. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(3), 546-556. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.02.002>
- Viola, P., & Jones, M. J. (2004). Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, 57(2), 137-154.
- Yuliana, Y., & Nurhaida, I. (2018). Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Wajah menggunakan Metode Viola-Jones dan Algoritma PCA. *Jurnal Telekomunikasi Dan Komputer*, 8(3), 196-204. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v8i3.3385>
- Zhang, W., & Wang, W. (2022). Broad Learning System for Tackling Emerging Challenges in Face Recognition. *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 134(3), 1597-1619. <https://doi.org/10.32604/cmcs.2022.020517>