

PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN METODE *DEEP NEURAL NETWORKS* DENGAN PERPADUAN METODE *DISCRETE WAVELET TRANSFORM*, *STATIONARY WAVELET TRANSFORM*, DAN *DISCRETE COSINE TRANSFORM*

Afrizal Laksita Akbar¹⁾, Chastine Fatichah²⁾, dan Ahmad Saikhu³⁾

^{1, 2, 3)}Departemen Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya, Indonesia 60111

e-mail: afrizal.la@gmail.com¹⁾, chastine.fatichah@gmail.com²⁾, ahmad89saikhu@gmail.com³⁾

ABSTRAK

Metode pengenalan identitas dilakukan dengan menggunakan wajah, sidik jari, telapak tangan, retina mata, atau suara yang umum dikenal dengan metode biometric. Wajah adalah organ tubuh manusia yang paling sering dijadikan indikasi pengenalan seseorang. Dalam pengembangan sistem pengenalan wajah terdapat beberapa isu yang harus diperhatikan, karena dalam proses pengenalan wajah terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi, yaitu faktor pencahayaan, ekspresi wajah dan perubahan atribut wajah antara lain dagu, kumis, dan aksesoris yang digunakan misalnya kacamata atau syal. Pada penelitian ini, diusulkan penggabungan metode Discrete Wavelet Transform dan Stationary Wavelet Transform untuk meningkatkan kualitas citra khususnya pada gambar berukuran kecil. Sedangkan metode Histogram Equalization dapat memperbaiki citra pada kondisi citra dengan kelebihan atau kekurangan intensitas cahaya. Metode Discrete Cosine Transform digunakan untuk mengubah citra wajah ke dalam bentuk citra frekuensi untuk ekstraksi fitur pada metode klasifikasi Deep Neural Networks. Pengujian dilakukan dengan 10 fold Cross Validation. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggabungan 4 metode yang diusulkan diperoleh tingkat akurasi yang paling baik sebesar 92.73% dibandingkan dengan metode Histogram Equalization 80.73%, Discrete Wavelet Transform 85.85%, Stationary Wavelet Transform 64.27%, Discrete Cosine Transform 89.50%, penggabungan Discrete Wavelet Transform dan Stationary Wavelet Transform 86.89%, penggabungan Histogram Equalization, Discrete Wavelet Transform, dan Stationary Wavelet Transform 69.77%, dan Stationary Wavelet Transform, Discrete Wavelet Transform, dan Histogram Equalization 77.39%.

Kata kunci: Deep Neural Networks, Discrete Cosine Transform, Discrete Wavelet Transform. pengenalan wajah, Stationary Wavelet Transform.

FACE RECOGNITION USING DEEP NEURAL NETWORKS WITH THE COMBINATION OF DISCRETE WAVELET TRANSFORM, STATIONARY WAVELET TRANSFORM, AND DISCRETE COSINE TRANSFORM METHODS

Afrizal Laksita Akbar¹⁾, Chastine Fatichah²⁾, and Ahmad Saikhu³⁾

^{1, 2, 3)}Department of Informatics, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya, Indonesia 60111

e-mail: afrizal.la@gmail.com¹⁾, chastine.fatichah@gmail.com²⁾, ahmad89saikhu@gmail.com³⁾

ABSTRACT

Personal identification can be done by using face, fingerprint, palm prints, eye's retina, or voice recognition which commonly called as biometric methods. Face recognition is the most popular and widely used among those biometric methods. However, there are some issues in the implementation of this method: lighting factor, facial expression, and attributes (chin, mustache, or wearing some accessories). In this study, we propose a combination method of Discrete Wavelet Transform and Stationary Wavelet Transform that able to improve the image quality, especially in the small-sized image. Moreover, we also use Histogram Equalization in order to correct noises such as over or under exposure, Discrete Cosine Transform in order to transform the image into frequency domain, and Deep Neural Networks in order to perform the feature extraction and classify the image. A 10-fold cross-validation method was used in this study. As the result, the proposed method showed the highest accuracy up to 92.73% compared to Histogram Equalization up to 80.73%, Discrete Wavelet Transform up to 85.85%, Stationary Wavelet Transform up to 64.27%, Discrete Cosine Transform up to 89.50%, the combination of Histogram Equalization, Discrete Wavelet Transform, and Stationary Wavelet Transform up to 69.77%, and the combination of Stationary Wavelet Transform, Discrete Wavelet Transform, and Histogram Equalization up to 77.39%.

Keywords: Deep Neural Networks, Discrete Cosine Transform, Discrete Wavelet Transform. face recognition, Stationary Wavelet Transform.

I. PENDAHULUAN

Beberapa tahun ini perkembangan di bidang teknologi semakin cepat. Dalam perkembangan tersebut memudahkan orang dalam melakukan segala kegiatan melalui perangkat lunak atau gawai. Kecenderungan peningkatan tersebut mengakibatkan banyaknya terjadi kejahatan pada dunia digital. Pada kegiatan yang berisiko tinggi akan membutuhkan metode tambahan untuk pengamanan data. Metode pengamanan data melalui identifikasi pengguna dilakukan dengan menggunakan pengenalan wajah, sidik jari, telapak tangan, retina mata, atau suara yang dikenal dengan metode *biometric*.

Wajah adalah organ tubuh manusia yang paling umum dijadikan indikasi pengenalan seseorang atau *face recognition* [1]. Pengenalan wajah dilakukan dengan perbandingan citra wajah seseorang yang akan dikenali dengan citra wajah yang sudah ada. Kualitas citra pada saat melakukan pengenalan wajah dapat menurunkan kinerja. Kualitas citra berkurang dapat disebabkan karena jarak dari kamera atau kualitas citra gambar [2]. Metode pengenalan wajah bergantung pada kondisi pencahayaan [3]. Aktivitas manusia yang berbeda dapat memengaruhi kinerja pengenalan wajah [4]. Di era *big data* dibutuhkan metode yang dapat mengatasi perubahan data yang sering berubah-ubah, tingkat pengenalan wajah yang rendah, peningkatan konsumsi waktu, dan tidak dapat beradaptasi dengan berbagai kondisi pencahayaan [5]. Dalam pengenalan wajah memiliki tingkat kesulitan tertentu diantaranya ekspresi atau wajah setelah operasi plastik dan gambar wajah menggunakan aksesoris kacamata [6].

Tahap dalam proses pengenalan wajah terdiri atas ekstraksi fitur dan proses klasifikasi. Ekstraksi fitur adalah metode paling mendasar sebelum melakukan pengenalan gambar/citra. Ekstraksi fitur dibagi menjadi dua kategori yaitu, yang berdasarkan tata letak dan statistik [7]. Ekstraksi fitur berdasarkan pada tata letak adalah metode dengan menggunakan jarak, sudut, dan letak komponen wajah antara lain, mata, hidung, dan mulut. Sedangkan pada ekstraksi fitur berdasarkan statistik diperoleh dari hasil perhitungan algoritma. Algoritma yang digunakan untuk ekstraksi fitur antara lain, *Discrete Wavelet Transform* (DWT), *Stationary Wavelet Transform* (SWT), dan *Discrete Cosine Transform* (DCT). Metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) merupakan metode yang membantu dalam mengubah gambar skala abu-abu ke domain spasial dan frekuensi pada saat yang sama [8]. Metode *Stationary Wavelet Transform* (SWT) merupakan metode yang dirancang untuk mengatasi *translation invariance* dari DWT disebabkan tidak ada *downsampling* [9]. Sedangkan *Discrete Cosine Transform* (DCT) merupakan metode yang mengubah sinyal apa pun dalam komponen frekuensi dasar [10].

Tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi yang bertujuan untuk pengelompokan atau membuat segmentasi mengenai data yang saling berkaitan atau homogen. Hasil dari tahap ini adalah ekstraksi fitur dan dilakukan klasifikasi. Algoritma klasifikasi digunakan untuk proses pengenalan menggunakan data dengan target/kelas/label berupa nilai kategori. Metode klasifikasi pada pengenalan wajah antara lain *Principle Component Analysis* [11], *Support Vector Machine* [12], *Partial face recognition* [13], dan *Neural Network* [14].

Sistem pengenalan wajah digunakan di banyak bidang, antara lain untuk memverifikasi kartu kredit, mengidentifikasi pelaku kejahatan, mengidentifikasi data pribadi, sampai dengan keamanan pintu masuk [15]. Dalam pengembangan sistem pengenalan wajah ada beberapa hal yang harus diperhatikan, di antaranya adalah faktor pencahayaan, ekspresi wajah dan perubahan atribut wajah antara lain dagu, kumis, dan kacamata [16]. Untuk mengatasi masalah pada faktor pencahayaan dilakukan perbaikan citra menggunakan metode *Histogram Equalization*. Metode *Histogram Equalization* dapat digunakan untuk meningkatkan kontras citra dan kualitas citra, sehingga informasi yang ada pada citra yang telah diperbaiki akan terlihat lebih jelas [17]. Untuk mengatasi kualitas citra pada proses pengenalan wajah dapat menggunakan gabungan metode DWT dan SWT, dimana hasil dari kombinasi metode tersebut dapat menghasilkan citra resolusi tinggi [18]. Sedangkan untuk proses pengenalan wajah diperlukan sistem yang efisien dan bisa beradaptasi dengan cara melakukan pembelajaran mandiri.

Deep Learning (DL) adalah metode pembelajaran mesin yang memungkinkan komputer dapat menjalankan aktivitas seperti sifat manusia. Metode DL digunakan untuk mengolah sistem informasi berbasis non-linier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi dengan menggunakan *hidden layer* [19]. Dengan menggunakan metode DL akan meminimalisasi masalah ketika terjadi perubahan pada atribut wajah karena metode ini akan terus belajar mengenali setiap fitur.

Deep Neural Networks (DNNs) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan pengembangan dari metode *Artificial neural networks* (ANN) banyak digunakan pada penelitian terdahulu karena memiliki tingkat akurasi yang relatif tinggi dan memiliki hasil yang signifikan dalam pengenalan citra. Menurut penelitian pada pengenalan wajah dari kombinasi DWT dan CNN didapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 93%, dibandingkan dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) – DWT dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) – DWT dengan nilai akurasi terbaik sebesar 84% dan 85% [20]. Pada penelitian lain dengan menggunakan citra kanker menggunakan metode DCT dengan CNN menghasilkan nilai akurasi 94% dibandingkan dengan kombinasi metode *Cell CNN* (C-CNN) yang menghasilkan akurasi 84,8% [21]. Sedangkan dalam penelitian tentang pengklasifikasian citra otak *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) untuk menentukan tingkatan penyakit

astrositoma didapatkan hasil akurasi 96%, sedangkan metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBF NN) menghasilkan nilai akurasi 86.6% [22].

Dalam penelitian ini diusulkan sebuah pengembangan metode untuk klasifikasi citra wajah dengan kombinasi metode DWT, SWT, dan DCT pada metode klasifikasi DNNs. Metode ini digunakan untuk memperbaiki kualitas citra dan mengekstrak fitur citra menggunakan domain frekuensi dalam mengelompokkan wajah. Metode ini diharapkan hasil akurasi yang lebih tepat dan dalam waktu singkat dibanding dengan metode lainnya.

II. STUDI LITERATUR

A. Histogram Equalization (HE)

Histogram Equalization (HE) adalah teknik paling dasar untuk menyamakan gambar dengan memetakan rentang tingkat intensitas yang sempit ke rentang tingkat intensitas yang lebih luas yang tersedia [23]. Metode *Histogram Equalization* dapat digunakan untuk meningkatkan kontras citra dan kualitas citra, sehingga informasi yang ada pada citra yang telah diperbaiki akan terlihat lebih jelas [17]. Tujuan dari metode HE adalah untuk meratakan citra abu-abu menjadi seragam dengan cara mengubah derajat keabuan sebuah piksel (r) dengan derajat keabuan yang baru (s) dengan fungsi transformasi. Pada penerapannya dapat ditulis secara matematis dengan persamaan $s = T(r)$ sedangkan nilai r didapat dari proses transformasi *inverse* dari s dengan persamaan $r = T^{-1}(s)$ di mana $0 \leq s \leq 1$. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai HE dituliskan pada persamaan (3) dan (4).

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \tag{3}$$

$$r_k = \frac{k}{L-1}, 0 \leq k \leq L-1 \tag{4}$$

Dimana n_k adalah derajat keabuan pada piksel k , dan n adalah jumlah seluruh piksel pada citra. Pada persamaan tersebut dapat derajat keabuan (k) dibatasi dengan nilai dari derajat keabuan ($L-1$) hal tersebut dapat diartikan bahwa jika nilai $r_k = 0$, maka menyatakan nilai 0 begitu juga dengan sebaliknya jika nilai $r_k = 1$, maka pada piksel tersebut berwarna putih dalam skala keabuan.

B. Discrete Wavelet Transform (DWT)

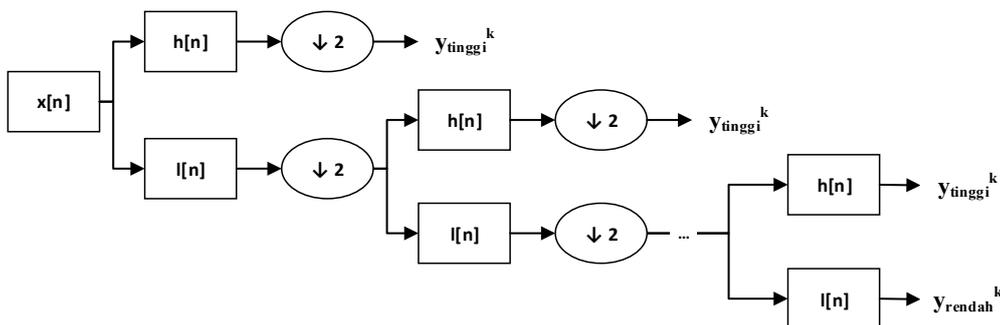
Dasar dari *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dimulai pada tahun 1976 di mana teknik untuk mendekomposisi sinyal waktu diskrit ditemukan [24]. DWT membagi sebuah dimensi sinyal menjadi dua bagian yakni frekuensi tinggi (*highpass filter*) dan frekuensi rendah (*lowpass filter*), yang disebut dengan dekomposisi [25]. Di dalam metode DWT untuk mendapatkan nilai sinyal dalam skala waktu digunakan teknik filterisasi. Di mana dalam prosesnya dua sinyal dengan skala frekuensi yang berbeda untuk di analisa pada filter. Dalam proses filterisasi DWT membagi sebuah dimensi sinyal menjadi dua bagian, yaitu frekuensi tinggi (*highpass filter*) dan frekuensi rendah (*lowpass filter*) [26].

Proses dekomposisi dimulai dengan melewati sinyal asal melewati *highpass filter* dan *lowpass filter*. Misalkan sinyal asal ini memiliki rentang frekuensi dari 0 sampai dengan π rad/s. Dalam melewati *highpass filter* dan *lowpass filter*, rentang frekuensi pada *subsample* dibagi menjadi dua, sehingga rentang frekuensi tertinggi pada masing-masing *subsample* menjadi $\pi/2$ rad/s. Setelah penyaringan, setengah dari *sample* atau salah satu *subsample* dapat dieliminasi berdasarkan aturan Nyquist [25]. Sehingga sinyal dapat selalu di-*subsample* oleh 2 ($\downarrow 2$) dengan cara mengabaikan setiap *sample* yang kedua.

Proses dekomposisi ini dapat melalui satu atau lebih tingkatan. Dekomposisi satu tingkat ditulis dengan ekspresi matematika pada persamaan (5) dan (6).

$$y_{tinggi}^{[k]} = \sum_n x[n] h[2k - n] \tag{5}$$

$$y_{rendah}^{[k]} = \sum_n x[n] l[2k - n] \tag{6}$$



Gambar 1. Dekomposisi *wavelet* tiga tingkat.

$y_{tinggi}^{[k]}$ dan $y_{rendah}^{[k]}$ adalah hasil dari *highpass filter* dan *lowpass filter*, $x(n)$ merupakan sinyal asal, $h(n)$ adalah *highpass filter*, dan $l(n)$ adalah *lowpass filter*. Untuk dekomposisi lebih dari satu tingkat, maka prosedur pada persamaan (5) dan (6) dapat digunakan pada masing-masing tingkatan. Contoh penggambaran dekomposisi dipaparkan pada Gambar 1 dengan menggunakan dekomposisi tiga tingkat.

C. Stationary Wavelet Transform (SWT)

Stationary Wavelet Transform (SWT) memiliki cara kerja yang sama dengan DWT. Pada SWT metode *downsampling* yang terjadi pada metode DWT ditiadakan sehingga jumlah semua koefisiennya pada semua level dekomposisinya tidak berubah [9]. DWT dan SWT bekerja pada gelombang kecil yang memiliki frekuensi yang berbeda. Sama dengan DWT membagi sebuah dimensi sinyal menjadi dua bagian yakni frekuensi tinggi (*highpass filter*) dan frekuensi rendah (*lowpass filter*), frekuensi tinggi (*highpass filter*) menghasilkan frekuensi HL (*high-low frequency*), LH (*low-high frequency*), dan HH (*high-high frequency*) sedangkan frekuensi rendah (*lowpass filter*) menghasilkan frekuensi LL (*low-low frequency*). Perbedaannya adalah citra pada *subband* LL menghasilkan citra yang sama dengan citra asli tidak ada *downsampling*. Maka dari itu metode SWT merupakan bentuk transformasi *wavelet* yang dirancang untuk mengatasi kekurangan pada metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) [27].

D. Discrete Cosine Transform (DCT)

Discrete Cosine Transform (DCT) adalah sebuah teknik yang mengubah sinyal ke dalam komponen frekuensi dasar adalah algoritma yang digunakan untuk membuat kompresi (*lossy compression*) yaitu penempatan data di mana tidak ada satu *byte* pun data yang hilang sehingga data tersebut utuh dan disimpan sesuai dengan aslinya [10].

Pada Gambar 2 distribusi frekuensi pada citra 8x8 blok dari domain spasial ke domain DCT. DCT dibagi menjadi 2, yaitu DCT-1 Dimensi dan DCT-2 dimensi. DCT-1 dimensi adalah sederet bilangan real $d(x)$, di mana $x = 1, 2, \dots, n-1$, dapat dirumuskan pada persamaan (7) [29].

$$d(x) = \left(\frac{2}{N}\right)^{\frac{1}{2}} \sum_{x=0}^{n-1} d(u) C(u) \cos\left(\frac{(2x+1)u}{2n}\right) \quad (7)$$

di mana $u = 0, 1, 2, 3, \dots, n-1$, sedangkan $C(u) = 2 - \frac{1}{2}$ untuk $u = 0$

Sedangkan DCT-2 dimensi dapat diperoleh dengan rumus berikut, dapat dirumuskan pada persamaan (8) [28].

$$C(u, v) = \frac{2}{\sqrt{MN}} \alpha(u) \alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right) \cos\left(\frac{\pi(2y+1)v}{2M}\right) \quad (8)$$

di mana C adalah koefisien pada indek ke- u . M merupakan ukuran tinggi matriks, sedangkan N merupakan ukuran lebar matriks. Sedangkan x adalah indeks baris dan y adalah indeks kolom dari citra 2 dimensi yang dicari nilainya.

E. Deep Neural Networks (DNNs)

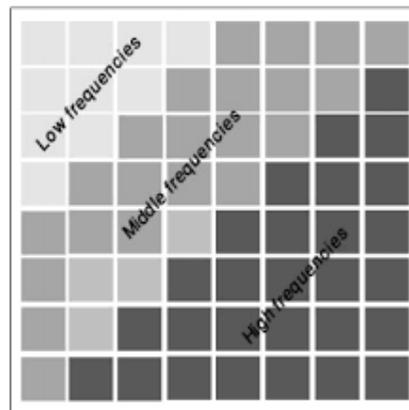
DNNs adalah *Neural Networks* (NN) dengan banyak lapisan (*layer*) atau bisa disebut dengan *Multilayer Perceptron* (MPL). DNNs merupakan salah satu algoritma berbasis jaringan saraf yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. DNNs adalah teknik dalam *neural network* yang menggunakan teknik tertentu seperti *Restricted Boltzmann Machine* (RBM) untuk mempercepat proses pembelajaran dalam *Neural Network* yang menggunakan banyak lapisan [30]. Lapisan pada DNNs terdiri atas tiga bagian yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*.

Pada *hidden layer* dapat dibuat berlapis, hal tersebut dapat mengurangi nilai eror pada hasil *output*. Maka dari itu penambahan lebih banyak lapisan menjadikan model yang dihasilkan semakin mewakili citra tersebut. Dengan semakin bertambah banyaknya lapisan yang digunakan akan mempengaruhi besar data, kecepatan, dan akurasi. Pada prinsipnya metode DNNs sering digunakan dalam penelitian tentang *big data*.

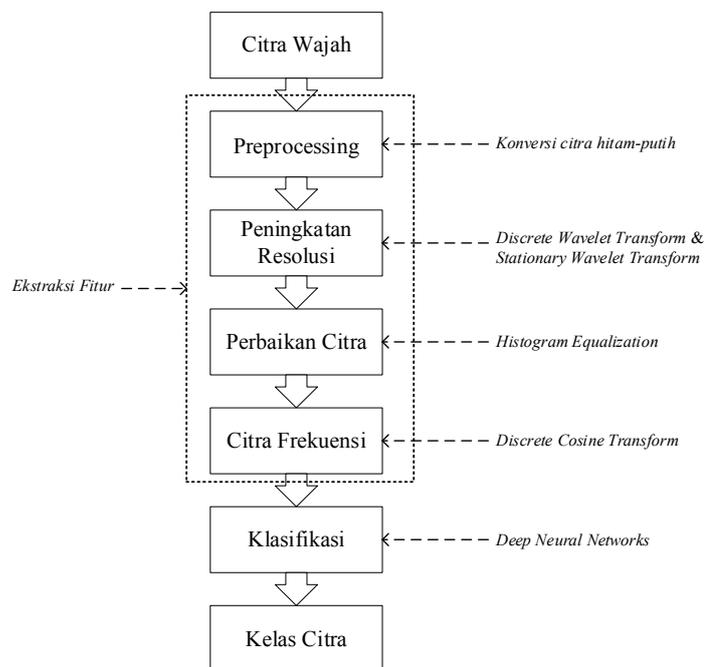
Dengan berkembangnya waktu hal tersebut dapat memicu berkembangnya DNNs di mana dalam satu model dapat berdiri dari beberapa *layer* untuk melakukan transformasi data sebelum data diolah menggunakan metode klasifikasi. Maka dari itu jumlah *layer* pada DNNs tidak memiliki aturan universal dan berlaku, hal tersebut tergantung dengan *dataset* yang digunakan. Karena hal tersebut, jumlah *layer* pada jaringan serta jumlah neuron pada masing-masing *layer* dianggap sebagai *hyperparameter* dan di optimasi menggunakan pendekatan *searching*.

III. METODE PENELITIAN

Desain metode penelitian ditunjukkan pada Gambar 3, dimana alur kerja dari sistem ini terdiri dari 5 tahapan, yaitu: *preprocessing*, peningkatan resolusi, perbaikan citra, citra frekuensi, dan klasifikasi.



Gambar 2. Distribusi frekuensi pada blok DCT [28].



Gambar 3. Desain metode penelitian.



Gambar 4. Citra pada AR Face Database (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah *AR Face Database* di mana data tersebut memiliki total 100 orang yang berbeda. Di mana terdapat 26 citra yang berbeda untuk setiap orang, dengan total citra wajah sebanyak 2600. Pada *AR Face Database* memiliki jenis citra yang berbeda, misalnya: intensitas cahaya, ekspresi wajah, dan ada aksesoris yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4 [31][32].

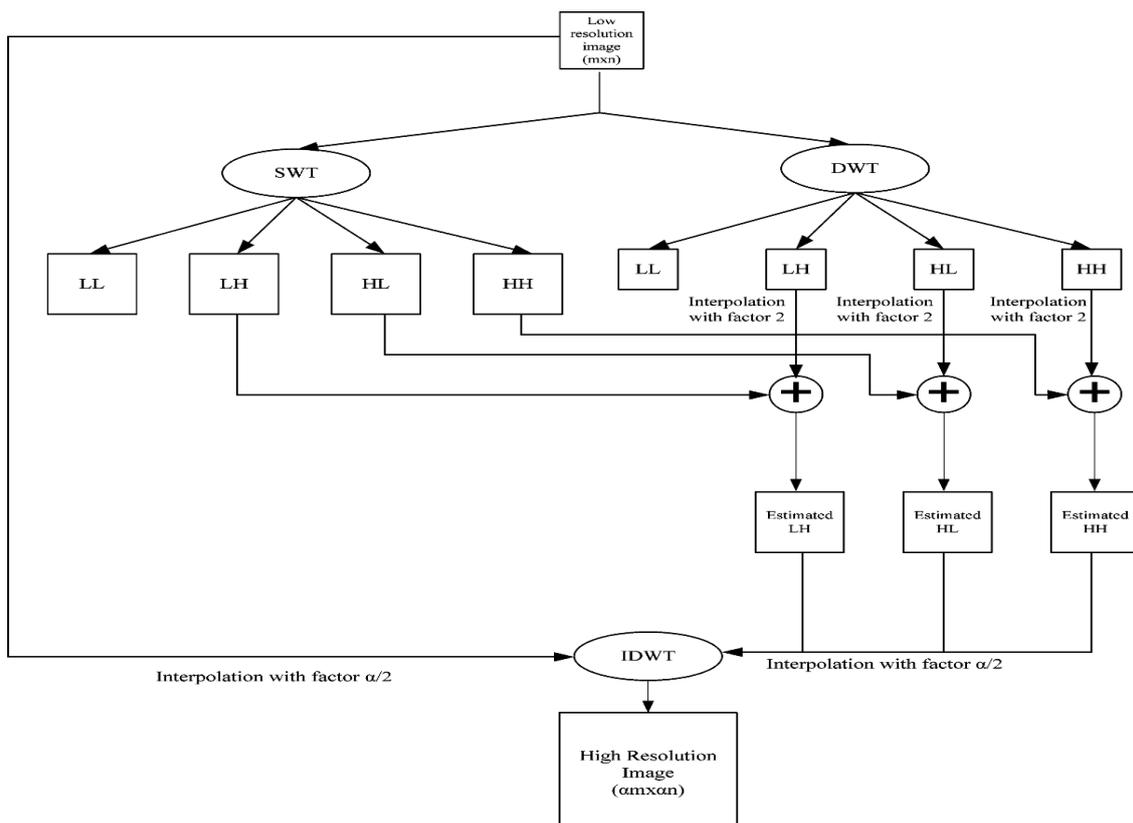
Untuk menguji keakuratan dari produk yang dihasilkan sistem, maka dilakukan pengujian *K-Fold Cross Validation* sebanyak 10 *fold*, di mana pada setiap *fold* akan dilakukan perulangan sebanyak *epoch* pada saat proses klasifikasi. Sedangkan untuk menentukan jumlah *epoch* yang optimal maka akan di uji dengan jumlah *epoch* sebanyak 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, dan 50 kali dengan menggunakan data uji *fold* ke-1. Sedangkan pada pengujian tahap ekstraksi fitur akan dilakukan uji coba pada setiap metode yang digunakan, antara lain HE, DWT, SWT, DCT, dan kombinasi metode DWT-SWT, DWT-SWT-HE, HE-DWT-SWT, dan DWT-SWT-HE-DCT. Dari beberapa metode yang digunakan akan dicari nilai akurasi dari keseluruhan *fold* dan waktu yang digunakan dalam proses klasifikasi.

A. Preprocessing

Citra wajah akan mengalami proses *preprocessing* sebelum dilakukan proses klasifikasi. Tahap pertama yang dilakukan adalah mengambil citra wajah, di mana pada tahap ini citra digital masih dalam format RGB (*Red, Green, Blue*) atau berwarna. Tahap selanjutnya adalah mengubah citra digital menjadi format *grayscale* atau format abu-abu di mana hanya terdapat nilai hitam dan putih. Menggunakan format *grayscale*, karena mode warna ini lebih tahan terhadap serangan *steganalysis* [33]. *Steganalysis* adalah ilmu yang mempelajari karakteristik penyembunyian suatu data pada media.

B. Peningkatan Resolusi

Untuk mengatasi kualitas citra pada proses pengenalan wajah dapat menggunakan gabungan metode DWT dan SWT, dimana hasil dari kombinasi metode tersebut dapat meningkatkan resolusi citra [18]. Kelemahan dari metode DWT adalah adanya *downsampling* pada sebuah citra. proses *downsampling* adalah proses yang digunakan untuk memperkecil resolusi dari sebuah citra dengan menghilangkan sebagian piksel, hal itu mempengaruhi pada kualitas citra yang dihasilkan. *Downsampling* pada masing-masing sub-DWT menyebabkan hilangnya informasi pada masing-masing *subsample*. Sedangkan pada metode SWT *downsampling* yang terjadi pada DWT ditiadakan sehingga jumlah semua koefisiennya pada semua level dekomposisinya tidak berubah. Akan tetapi untuk menggabungkan hasil dari DWT dengan SWT diperlukan metode interpolasi karena dimensi hasil dari SWT dan DWT berbeda. Langkah pertama adalah melakukan interpolasi 2 pada frekuensi tinggi (*highpass filter*), yaitu frekuensi HL (*high-low frequency*), LH (*low-high frequency*), dan HH (*high-high frequency*). Kelemahan dari tahap interpolasi adalah garis tepi pada citra akan memudar. Oleh karenanya diperlukan penambahan frekuensi tinggi (*highpass filter*) pada SWT akan memperbaiki memudarnya garis tepi pada hasil interpolasi 2. Setelah melakukan penambahan maka akan dilakukan interpolasi $\alpha/2$, di mana α adalah berapa kali dilakukan interpolasi pada tahap sebelumnya. Sedangkan untuk frekuensi rendah (*lowpass filter*) tidak digunakan, tetapi digunakan citra asli dan kemudian dilakukan interpolasi $\alpha/2$. Selanjutnya dilakukan *Inverse DWT* atau mengembalikan metode DWT ke dalam bentuk citra awal. Dengan frekuensi rendah (*lowpass filter*) dari citra asli yang di interpolasi $\alpha/2$, dan pada frekuensi tinggi (*highpass filter*) adalah hasil penambahan HL (*high-low frequency*), LH (*low-high frequency*), dan HH (*high-high frequency*) dari DWT dan SWT kemudian dilakukan interpolasi $\alpha/2$. Alur dalam peningkatan resolusi citra bisa dilihat pada Gambar 5. *Low Resolution Image* adalah citra *grayscale*. Sedangkan untuk filter yang digunakan pada DWT dan SWT adalah *wavlet Haar*. *Pseudocode* alur kerja pada proses perbaikan citra menggunakan gabungan metode DWT dengan SWT dapat dilihat pada Gambar 6 dan 7.



Gambar 5. Alur perbaikan citra [34].

C. Perbaikan Citra

Setelah melakukan peningkatan resolusi pada citra wajah maka langkah selanjutnya adalah mengatasi masalah pada faktor pencahayaan/intensitas cahaya pada citra. Metode *Histogram Equalization* dapat digunakan untuk meningkatkan kontras citra dan kualitas citra, sehingga informasi yang ada pada citra yang telah diperbaiki akan terlihat lebih jelas [17]. Proses ini digunakan untuk memperbaiki citra wajah dengan intensitas cahaya yang kurang dengan meratakan derajat keabuan citra tersebut. *Pseudocode* alur kerja pada proses ekstraksi fitur menggunakan metode HE dapat dilihat pada Gambar 8.

Input	train_data, test_data
Output	train_data, test_data

```

# DWT
TrainDWT = dwt(train_data, 'haar')
TrainLL, (TrainLH, TrainHL, TrainHH) = TrainDWT
TestDWT = dwt(test_data, 'haar')
TestLL, (TestLH, TestHL, TestHH) = TestDWT
# SWT
TrainSWT = swt(train_data, 'haar', 1)
sTrainLL, (sTrainLH, sTrainHL, sTrainHH) = TrainSWT
TestSWT = swt(test_data, 'haar', 1)
sTestLL, (sTestLH, sTestHL, sTestHH) = TestSWT

# Interpolasi 2
Inter = 2
rTrainLL = resize(TrainLL, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
rTrainLH = resize(TrainLH, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
rTrainHL = resize(TrainHL, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
rTrainHH = resize(TrainHH, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)

rTestLL = resize(TestLL, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
rTestLH = resize(TestLH, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
rTestHL = resize(TestHL, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
rTestHH = resize(TestHH, axisX = Inter, axisY = Inter, interpolation = INTER_CUBIC)
    
```

Gambar 6. *Pseudocode* gabungan DWT dan SWT.

```

# Penambahan
rsTrainLH = sTrainLH + rTrainLH
rsTrainHL = sTrainHL + rTrainHL
rsTrainHH = sTrainHH + rTrainHH

rsTestLH = sTestLH + rTestLH
rsTestHL = sTestHL + rTestHL
rsTestHH = sTestHH + rTestHH

# Interpolasi a/2
a = 1
Inter2 = a/2
TrainImg = resize(train_data, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)
iTrainLH = resize(rsTrainLH, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)
iTrainHL = resize(rsTrainHL, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)
iTrainHH = resize(rsTrainHH, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)

TestImg = resize(test_data, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)
iTestLH = resize(rsTestLH, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)
iTestHL = resize(rsTestHL, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)
iTestHH = resize(rsTestHH, axisX = Inter2, axisY = Inter2, interpolation = INTER_CUBIC)

# Inverse DWT
TrainIDWT = TrainImg, (iTrainLH, iTrainHL, iTrainHH)
train_data = idwt(TrainIDWT, 'haar')
TestIDWT = TestImg, (iTestLH, iTestHL, iTestHH)
test_data = idwt(TestIDWT, 'haar')

return train_data, test_data
    
```

Gambar 7. *Pseudocode* gabungan DWT dan SWT.

Input	train_data, test_data
Output	train_data, test_data

```

x = train_data
y = test_data

EH_dataTrain = equalizeHist(x)
EH_dataTest = equalizeHist(y)

return EH_dataTrain, EH_dataTest
    
```

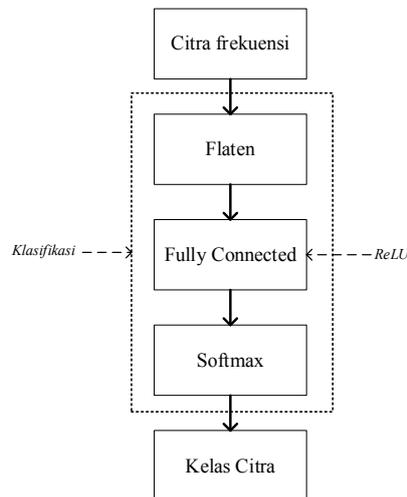
Gambar 8. *Pseudocode* HE.

D. Transformasi Citra dengan DCT

Pada tahapan ini citra hasil dari HE akan di rubah menjadi bentuk frekuensi 2 dimensi menggunakan metode DCT. Metode DCT merupakan metode yang dapat mengubah sinyal apa pun dalam komponen frekuensi dasar dan algoritma yang digunakan untuk membuat kompresi (*lossy compression*) [10]. *Pseudocode* alur kerja pada proses perubahan citra menjadi bentuk frekuensi menggunakan metode DCT dapat dilihat pada Gambar 9.

Input	train data, test data
Output	train data, test data
<pre> x = train_data y = test_data imageDctTrain = dct2(x) imageDctTest = dct2(y) return imageDctTrain, imageDctTest </pre>	

Gambar 9. *Pseudocode* DCT.



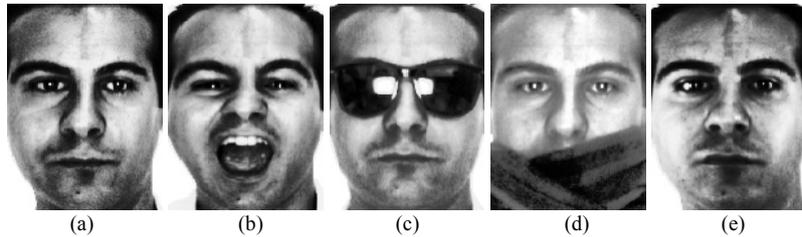
Gambar 10. Arsitektur *Deep Neural Networks* (DNNs).

Input	train data, test data
Output	train data, test data
<pre> x = train_data y = test_data train_x, test_x =x(i,j) rain_y, test_y =y(i,j) img_width, img_height = train_x.shape model = Sequential([Flatten(input_shape=(img_width, img_height)), Dense(256, activation='relu'), Dense(128, activation='relu'), Dense(num_classes, activation='softmax')]) model.compile(optimizer='adam') model.fit(train_x, train_y, epochs=epochs) test_acc = model.evaluate(test_x, test_y) return test_acc </pre>	

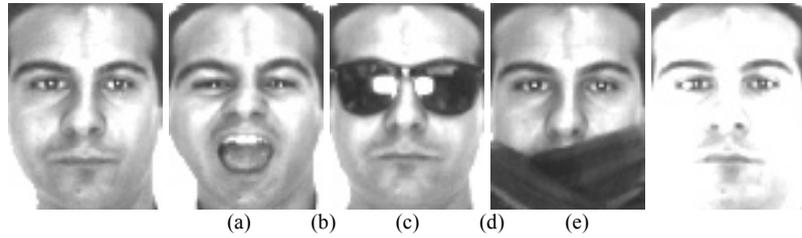
Gambar 11. *Pseudocode* DNNs.



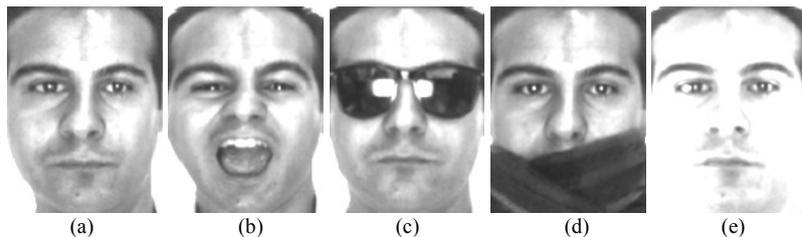
Gambar 12. *Preprocessing* pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



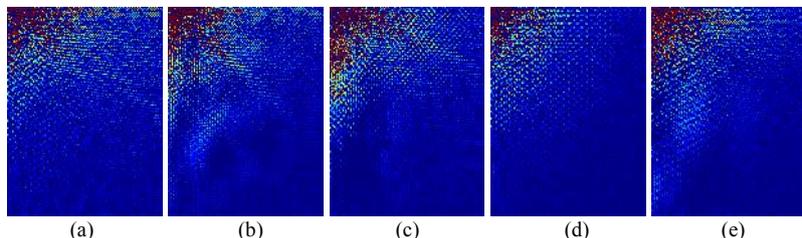
Gambar 13. HE pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



Gambar 14. DWT pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



Gambar 15. SWT pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



Gambar 16. DCT pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



Gambar 17. DWT - SWT pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.

E. Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi metode yang digunakan adalah *Deep Neural Networks* (DNNs), di mana tahapan yang dilakukan adalah *flatten*, *fully connected*, dan *softmax*. Menggunakan metode DNNs bertujuan untuk mempercepat proses pembelajaran dalam *Neural Network* [30]. Pada Gambar 10 dapat dilihat bahwa aktivasi yang digunakan adalah ReLU. Di mana jumlah *fully connected* yang digunakan bisa lebih dari satu dan jumlah neuron yang terhubung setiap *layer* bisa berbeda. *Pseudocode* alur kerja pada proses DNNs dapat dilihat pada Gambar 11, dengan arsitektur 2 *fully connected* yang terdiri dari 256 dan 128 neuron, dan menggunakan metode optimasi *Adam*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian Hasil Preprocessing dan Ekstraksi Fitur

Citra yang dihasilkan dari proses *preprocessing* untuk setiap orang tanpa menggunakan metode ekstraksi fitur bisa dilihat pada Gambar 12. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang sebelumnya berwarna berubah menjadi citra *grayscale*. Citra yang dihasilkan dari proses metode HE untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 13. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan memiliki kontras citra dan kualitas citra yang lebih baik

dibandingkan dengan hasil citra *preprocessing*. Citra yang dihasilkan dari proses metode DWT untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 14. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan memiliki ukuran yang lebih kecil dibandingkan dengan hasil citra *preprocessing*, hal tersebut disebabkan hasil dari *downsampling* [9].

Citra yang dihasilkan dari proses metode SWT untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 15. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan memiliki ukuran yang sama dengan hasil citra *preprocessing*, hal tersebut berbeda dengan hasil dari DWT disebabkan hasil dari SWT tidak melakukan *downsampling* [9]. Citra yang dihasilkan dari proses metode DCT untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 16. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra frekuensi, hal tersebut disebabkan metode DCT merubah citra digital ke dalam bentuk citra frekuensi [10].

Citra yang dihasilkan dari proses kombinasi metode DWT dan SWT untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 17. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan lebih detail dan menjadi lebih gelap, hal tersebut disebabkan proses penggabungan metode DWT dan SWT terjadi penambahan nilai setiap piksel [34].

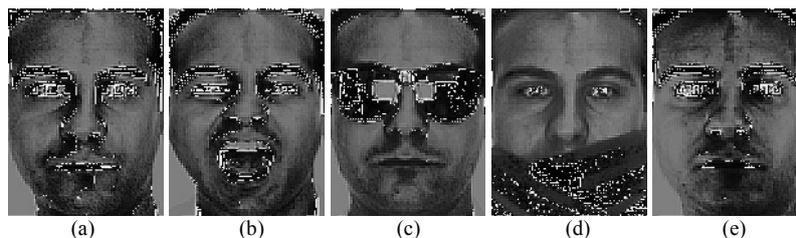
Citra yang dihasilkan dari proses kombinasi metode HE, DWT, dan SWT untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 18. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan memiliki intensitas yang berlebihan. Hal tersebut disebabkan metode HE meningkatkan kontras citra dan kualitas citra sebelum melakukan peningkatan resolusi yang mengakibatkan terjadinya perubahan informasi yang ada pada citra sebelum diperbaiki [17].

Citra yang dihasilkan dari proses kombinasi metode DWT, SWT, dan HE untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 19. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan memiliki ketajaman dan intensitas yang baik, hal tersebut disebabkan setelah melakukan peningkatan resolusi kemudian dilakukan perbaikan kontras citra dan kualitas citra.

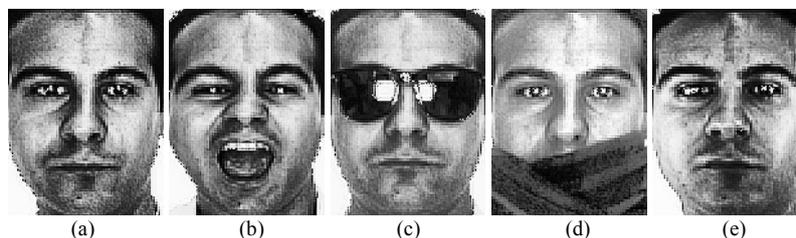
Citra yang dihasilkan dari proses kombinasi metode DWT, SWT, HE, dan DCT untuk setiap orang bisa dilihat pada Gambar 20. Dari hasil tersebut dapat dilihat citra yang dihasilkan memiliki bentuk frekuensi yang berbeda dibanding dengan hasil DCT, hal tersebut disebabkan informasi yang terdapat pada citra sebelum diubah ke dalam bentuk frekuensi berbeda.

B. Pengujian Jumlah Epoch

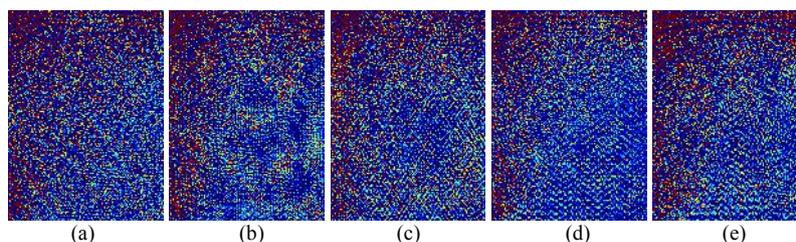
Jumlah *epoch* yang akan di uji adalah 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, dan 50, hasil akurasi yang didapatkan pada setiap *epoch* dapat dilihat pada Tabel I. Jumlah *epoch* yang optimal adalah 35 dengan akurasi sebesar 90%. Dimana jumlah *epoch* lebih dari 35 akan mengakibatkan *overfitting*. Jumlah *epoch* dengan nilai akurasi tertinggi yang akan digunakan pada tahap pengujian selanjutnya.



Gambar 18. HE - DWT - SWT pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



Gambar 19. DWT - SWT - HE pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.



Gambar 20. DWT - SWT - HE - DCT pada (a) wajah normal, (b) berekspresi, (c) aksesoris kacamata, (d) aksesoris syal, dan (e) intensitas cahaya.

C. Perbandingan Hasil Prediksi Setiap Model

Pada tahap ekstraksi fitur, dilakukan uji coba pada setiap metode yang digunakan, seperti *Histogram Equalization* (HE), *Discrete Wavelet Transform* (DWT), *Stationary Wavelet Transform* (SWT), *Discrete Cosine Transform* (DCT), dan kombinasi metode DWT-SWT, DWT-SWT-HE, HE-DWT-SWT, dan DWT-SWT-HE-DCT. Dari pengujian beberapa metode yang digunakan hasil akurasi yang dapat dilihat pada Tabel II dan Gambar 21, sedangkan waktu yang digunakan dalam proses klasifikasi dapat dilihat pada Tabel III.

Pada uji coba data SWT waktu yang digunakan untuk proses klasifikasi adalah 33:48 menit atau lebih lama dibandingkan dengan menggunakan metode DWT. Hal tersebut karena metode SWT merupakan metode yang dirancang untuk mengatasi *translation invariance* dari DWT disebabkan tidak adanya *downsampling* [9].

Pada uji coba data DCT dihasilkan akurasi yang menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan citra normal yaitu sebesar 89.5% sedangkan akurasi citra normal sebesar 76.12%. Sedangkan waktu yang digunakan untuk proses klasifikasi adalah 33:50 menit atau lebih cepat dibandingkan dengan menggunakan data normal yaitu 34:01 menit. Hal tersebut karena metode DCT merupakan algoritma yang digunakan untuk membuat kompresi (*lossy compression*) yaitu penempatan data di mana tidak ada satu *byte* pun data yang hilang sehingga data tersebut utuh dan disimpan sesuai dengan aslinya [10].

Pada uji coba data DWT dan SWT menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan citra normal yaitu sebesar 86.89% sedangkan akurasi citra normal sebesar 76.12%. Hal ini terjadi karena gabungan metode DWT dan SWT dapat menghasilkan citra resolusi tinggi [18].

Pada uji coba penempatan metode HE dilakukan perbandingan hasil akurasi pada penempatan metode HE sebelum dan sesudah dilakukan penggabungan metode DWT dan SWT. Di mana hasil dari penempatan metode HE setelah dilakukan penggabungan metode DWT dan SWT menghasilkan akurasi yang lebih tinggi 77.39%, jika dibandingkan dengan menggunakan metode HE di awal yaitu sebesar 69.77%. Hal ini karena metode HE digunakan untuk meningkatkan kontras citra dan kualitas citra, sehingga terjadinya perubahan informasi yang ada pada citra yang telah diperbaiki [17].

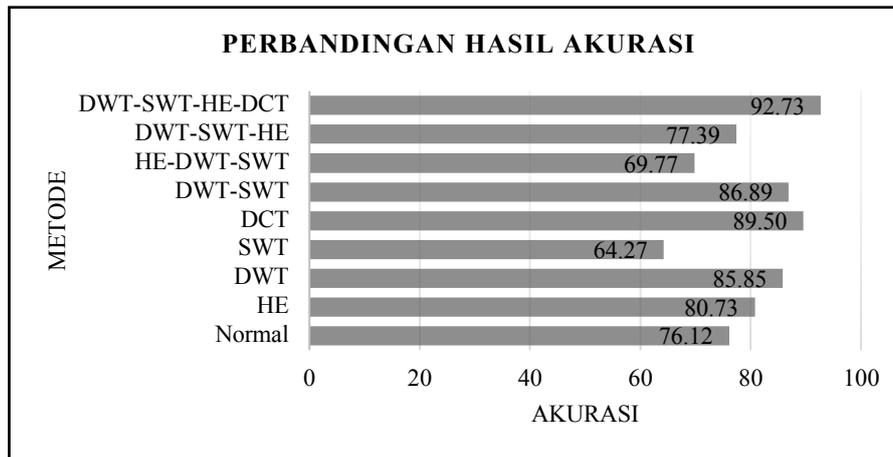
Pada uji coba dengan metode yang diusulkan terjadinya perbaikan hampir di seluruh *fold*. Akan tetapi masih terdapat 4 *fold* yang memiliki akurasi yang kurang baik dibandingkan dengan metode lain yaitu, pada *fold* 1, 2, 5, dan 7. Pada *fold* 1 gabungan metode DWT, SWT, dan HE dipengaruhi oleh hasil DCT. Pada *fold* 2 metode HE dipengaruhi oleh hasil DCT. Pada *fold* 5 metode DCT dipengaruhi oleh hasil gabungan metode DWT, SWT, dan HE. Pada *fold* 7 metode HE dan gabungan metode DWT dan SWT dipengaruhi oleh hasil gabungan metode DWT, SWT, dan HE.

TABEL I
HASIL UJI EPOCH.

Epoch	Akurasi (%)
5	31.92
10	74.62
15	75
20	82.69
25	86.15
30	86.54
35	90
40	87.69
45	89.62
50	65

TABEL II
PERBANDINGAN HASIL AKURASI SETIAP METODE.

Fold	Normal	HE	DWT	SWT	DCT	DWT SWT	HE DWT SWT	DWT SWT HE	DWT SWT HE DCT
1	91.54	94.62	89.62	90.77	90.38	92.31	85	95.77	93.85
2	86.92	93.08	87.69	81.54	80.38	87.69	86.92	88.08	89.23
3	98.08	98.85	96.92	17.69	98.46	97.31	91.15	99.23	99.62
4	83.08	81.54	86.15	59.23	87.31	80.77	10.77	85	93.08
5	29.23	59.23	66.92	61.15	85.77	73.08	37.31	59.62	85.38
6	95.38	96.15	94.23	76.92	95.77	94.62	96.54	96.15	96.54
7	85	92.31	90.38	91.15	87.69	92.31	87.69	20.38	90.77
8	97.31	57.69	97.31	94.23	95.38	96.15	90	97.31	98.46
9	90.77	88.46	86.92	0.77	89.23	82.69	70.38	67.31	93.08
10	3.85	45.38	62.31	69.23	84.62	71.92	41.92	65	87.31
Jumlah	76.12	80.73	85.85	64.27	89.50	86.89	69.77	77.39	92.73



Gambar 21. Grafik perbandingan hasil akurasi setiap metode.

TABEL III
PERBANDINGAN WAKTU PROSES KLASIFIKASI.

Metode	Waktu (menit)
Normal	34:01
HE	33:51
DWT	08:36
SWT	33:48
DCT	33:50
DWT-SWT	33:42
HE-DWT-SWT	33:03
DWT-SWT-HE	33:08
DWT-SWT-HE-DCT	33:56

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa metode yang diusulkan dapat meningkatkan proses pengenalan wajah yaitu dengan akurasi sebesar 92.73%, dibanding menggunakan metode HE yaitu sebesar 80.73%, DWT sebesar 85.85%, SWT sebesar 64.27%, DCT sebesar 89.5%, dan gabungan metode DWT dan SWT sebesar 86.89%. Sedangkan untuk estimasi waktu yang digunakan pada metode yang diusulkan menghasilkan adalah 33:56 menit, dibanding dengan data normal yaitu 34:01 menit. Akan tetapi masih lebih lambat dibandingkan dengan metode HE yaitu 33:51 menit, DWT yaitu 08:36 menit, SWT yaitu 33:48 menit, DCT yaitu 33:50 menit, dan gabungan metode DWT dan SWT yaitu 33:42 menit.

Pada penelitian ini dapat dilakukan penelitian lebih lanjut dalam menggunakan perbandingan ukuran citra melalui pemilihan nilai interpolasi dalam mempengaruhi hasil klasifikasi pada tahap peningkatan resolusi atau dengan menggunakan metode-metode lain yang dapat meningkatkan resolusi citra *digital*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. W. Marti, "Pemanfaatan GUI dalam Pengembangan Perangkat Lunak Pengenalan Citra Wajah Manusia menggunakan Metode Eigenface," dipresentasikan di *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, hal. 11-16, Yogyakarta, Indonesia, 19 Juni 2010.
- [2] G. Gao, Y. Yu, M. Yang, P. Huang, Q. Ge, dan D. Yue, "Multi-scale patch based representation feature learning for low-resolution face recognition," *Applied Soft Computing Journal*, hal. 1-17, 2020. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106183>
- [3] L. Zhou, W. Li, Y. Du, B. Lei, dan S. Liang, "Adaptive illumination-invariant face recognition via local nonlinear multi-layer contrast feature," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, hal. 1-13, 2019. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.102641>
- [4] D. Manju dan V. Radha, "A Novel Approach for Pose Invariant Face Recognition in Surveillance Videos", dipresentasikan di *International Conference on Computational Intelligence and Data Science*, hal. 890-899, 2019.
- [5] X. Qu, T. Wei, C. Peng, dan P. Dua, "A Fast Face Recognition System Based on Deep Learning", dipresentasikan di *International Symposium on Computational Intelligence and Design*, hal. 289-292, 2018.
- [6] I. U. W. Mulyono, D. R. I. M. Setiadi, A. Susanto, E. H. Rachmawanto, A. Fahmi, dan Muljono, "Performance Analysis of Face Recognition using Eigenface Approach", dipresentasikan di *International Seminar on Application for Technology of Information and Communication*, hal. 12-16, 2019.
- [7] M. Wang, H. Jiang, dan Y. Li, "Face Recognition based on DWT/DCT and SVM," dipresentasikan di *International Conference on Computer Application and System Modeling*, hal. 507-510, 2010.
- [8] V. P. Vishwakarma, S. Dalal, dan V. Sisaudia, "Efficient Feature Extraction using DWT-DCT for Robust Face Recognition under varying Illuminations," dipresentasikan di *IEEE International Conference on Intelligent Control and Energy Systems*, hal. 982-987, 2018.
- [9] A. Syahdeini, "Klasifikasi Emosi Dari Data Sinyal EEG Menggunakan Independent Component Analysis (ICA), Wavelet Denoising dan Multiple Discriminant Analysis (MDA)," *tesis magister, Jurusan Teknik Informatika, ITS*, Surabaya, Indonesia, 2015.
- [10] R. Krasmla, A. Budimansyah, dan U. T. Lenggana, "Kompresi Citra Dengan Menggabungkan Metode Discrete Cosine Transform (DCT) dan Algoritma Huffman," *Jurnal Online Informatika*, vol. 2, no. 1, hal. 1-9, 2017. Tersedia: <https://join.if.uinsgd.ac.id/index.php/join/article/view/v2i1/50>
- [11] N. N. Mohammed, M. I. Khaleel, M. Latif, dan Z. Khalid, "Face Recognition Based on PCA with Weighted and Normalized Mahalanobis distance," dipresentasikan di *Intelligent Informatics and Biomedical Sciences*, hal. 267-267, 2018.
- [12] R. Senthilkumar dan R. K. Gnanamurthy, "Performance improvement in classification rate of appearance based statistical face recognition methods using SVM classifier," dipresentasikan di *International Conference on Advanced Computing and Communication Systems*, hal. 1-7, 2017.

- [13] M. R. Reshma dan B. Kannan, "Approaches on Partial Face Recognition: A Literature Review," dipresentasikan di *International Conference on Trends in Electronics and Informatics*, hal. 538-544, 2018.
- [14] S. Khan, E. Ahmed, M. H. Javed, S. A. A. Shah, dan S. U. Ali, "Transfer Learning of a Neural Network Using Deep Learning to Perform Face Recognition," dipresentasikan di *International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering*, hal. 1-5, 2019.
- [15] F. Mahmud, M. T. Khatun, S. T. Zuhori, S. Afroge, M. Aktar, dan B. Pal, "Face recognition using Principle Component Analysis and Linear Discriminant Analysis," dipresentasikan di *International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology*, hal. 1-4, 2015.
- [16] S. Ravi dan S. Nayeem, "A Study on Face Recognition Technique based on Eigenface," *International Journal of Applied Information Systems*, vol. 5, no. 4, hal. 57-62, 2013. Tersedia: <https://www.ijais.org/archives/volume5/number4/440-0902>
- [17] S. D. B. Mau, "Pengaruh Histogram Equalization Untuk Perbaikan Kualitas Citra Digital," *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 1, hal. 177-182, 2016. Tersedia: <https://jurnal.umk.ac.id/index.php/simet/article/view/502>
- [18] M. Hemalatha, S. Varadarajan, dan Y. M. M. Babu, "Comparison of DWT, DWT-SWT, and DT-CWT for low resolution satellite images enhancement," dipresentasikan di *International Conference on Algorithms, Methodology, Models and Applications in Emerging Technologies*, hal. 1-5, 2017.
- [19] L. Deng dan D. Yu, *Deep Learning: Methods and Applications* 7(3-4), hal. 197-387, 2014. [Online]. Tersedia: <https://nowpublishers.com/article/DownloadSummary/SIG-039>
- [20] F. Tabassuma, M. I. Islama, R. T. Khan, dan M. R. Ami, "Human face recognition with combination of DWT and machine learning," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, hal. 1-11, 2020. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.02.002>
- [21] S. Gehlot, A. Gupta, dan R. Gupta, "SDCT-AuxNet0: DCT augmented stain deconvolutional CNN with auxiliary classifier for cancer diagnosis," *Medical Image Analysis*, vol. 61, hal. 1-15, 2020. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.media.2020.101661>
- [22] S. Suja, N. George, dan A. George, "Classification of Grades of Astrocytoma Images from MRI Using Deep Neural Network", dipresentasikan di *International Conference on Trends in Electronics and Informatics*, 2018.
- [23] R. C. Gonzalez dan R. E. Woods, "Histogram Processing," dalam *Digital Image Processing*, edisi ketiga, New Jersey: Prentice-Hall. Inc, 2008, hal 142-165.
- [24] D. Sripathi, "Efficient Implementations of Discrete Wavelet Transform using FPGAs," *tesis magister, Department of Electrical and Computer Engineering, Florida State University, Florida, USA, 2003*.
- [25] N. Terzija, "Robust Digital Image Watermarking Algorithms for Copyright Protection," *disertasi doctor, Faculty of Engineering Sciences, Universität Duisburg, Essen, Jerman, 2006*.
- [26] S. Gani dan B. Setiyono, "Teknik Invisible Watermarking Digital Menggunakan Metode DWT (Discrete Wavelet Transform)," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 7, no. 2, hal. 24-30, 2018. Tersedia: <http://dx.doi.org/10.12962/j23373520.v7i2.29845>
- [27] F. Umar dan H. Darwis, "Watermarking Citra Digital Berwarna Menggunakan Stationary Wavelet Transform (SWT)," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 11, no. 1, hal. 1-10, 2018. Tersedia: <https://doi.org/10.33096/ilkom.v11i1.409.1-10>
- [28] A. A. Faruqi dan I. F. Rozi, "Implementasi Steganography Menggunakan Algoritma Discrete Cosine Transform," *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 2, no. 1, hal. 35-39, 2015. Tersedia: <https://doi.org/10.33795/jip.v2i1.52>
- [29] A. B. Watson, "Image Compression Using the Discrete Cosine Transform," *Mathematica Journal*, vol. 4, no. 1, hal. 81-88, 1994. Tersedia: http://sites.apam.columbia.edu/courses/ap1601y/Watson_MathJour_94.pdf
- [30] M. Tanaka dan M. Okutomi, "A novel inference of a restricted boltzmann machine", dipresentasikan di *International Conference on Pattern Recognition*, hal. 1526-1531, 2014.
- [31] A.M. Martinez dan R. Benavente, "The AR Face Database," *CVC Technical Report*, 1998
- [32] A. M. Martinez dan A. C. Kak, "PCA versus LDA", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 2, hal. 228-233, 2001.
- [33] J. Fridrich, M. Goljan, dan D. Soukal, "Higher-order statistical steganalysis of palette images," dalam *Proc. SPIE Security Watermarking Multimedia Contents*, hal. 131-142, 2003.
- [34] H. Demirel dan G. Anbarjafari, "Image Resolution Enhancement by Using Discrete and Stationary Wavelet Decomposition," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 5, hal. 1458- 1460, 2010. Tersedia: <https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2087767>