

Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network* dan *Gabor Filter*

Sudirman Melangi
Prodi Teknik Informatika
Universitas Ichsan Gorontalo
Gorontalo, Indonesia
oedhie.lidy@gmail.com

Diterima : Juni 2020

Disetujui : Juli 2020

Dipublikasi : Juli 2020

Abstrak—Pengklasifikasian kelompok usia dibangun berdasarkan ciri-ciri dari fitur wajah. klasifikasi usia berdasarkan citra wajah perlu dilakukan dengan lebih akurat agar dapat berguna dalam sistem pengenalan usia manusia. Beberapa kesulitan dalam pengenalan wajah yang sering muncul karena variabilitas wajah seperti ekspresi, penuaan, variasi kumis dan sebagainya. Metode filter gabor dikenal sebagai detektor ciri yang sukses serta memiliki kemampuan mengeliminasi parameter variabilitas wajah yang pada metode lainnya sering mengganggu dalam proses pengenalan. Dengan menggunakan metode *Gabor filter* yang terbukti handal digunakan untuk memecahkan masalah agar pengenalan usia berdasarkan wajah dapat dilakukan dengan lebih akurat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan metode *Gabor Filter* dan *Artificial Neural Network* pada masalah pengenalan usia berdasarkan citra wajah berhasil mendapatkan akurasi yaitu sebesar 83% dengan menggunakan pengujian Confusion Matrix. Dengan demikian penerapan metode *Gabor Filter* dan *Artificial Neural Network* pada masalah pengenalan usia berdasarkan citra wajah cukup akurat, dan dapat diimplementasikan.

Kata kunci: Klasifikasi Usia, Wajah, ANN, Gabor Filter.

Abstract— *Classification of age groups is built on the characteristics of facial features. Age classifications based on facial images need to be done more accurately in order to be useful in the human age recognition system. Some difficulties in facial recognition that often arise due to facial variability such as expression, aging, mustache variations and so on. Gabor filter method is known as a successful feature detector and has the ability to eliminate facial variability parameters which in other methods often interfere in the recognition process. By using the Gabor filter method which is proven to be reliable it is used to solve problems so that face recognition based on faces can be done more accurately. The results showed that the application of the Gabor Filter and Artificial Neural Network method on the problem of age recognition based on face images managed to get an accuracy of 83% using the Confusion Matrix test. Thus the application of the Gabor Filter and Artificial Neural Network method to the problem of age recognition based on face images is quite accurate, and can be implemented.*

Keywords: *Age Classification, Face, ANN, Gabor Filter*

I. PENDAHULUAN

Beberapa tahun terakhir ini banyak yang mengakses konten dewasa. Berdasarkan berita yang dilansir oleh jawapos.com, Indonesia menunjukkan ranking kedua mengakses pornografi setelah India pada tahun 2015 dan 2016. Sekitar 74 persen adalah generasi muda, selebihnya generasi tua [1]. Dari data di atas menunjukkan jumlah mengakses konten dewasa didominasi oleh anak di bawah umur. Untuk meminimalisir hal itu dibutuhkan teknologi yang dapat mengklasifikasikan usia seseorang agar bisa diimplementasikan dalam melakukan *filtering* akses konten dewasa. Usia seseorang bisa diprediksi dari wajah [2].

Wajah memiliki struktur yang sangat kompleks dan memiliki karakteristik masing-masing. Dari karakteristik tersebut, wajah manusia menyimpan informasi penting yang dapat digunakan untuk memprediksi gender, ras, usia, dll [3]. Masing-masing tahap usia perkembangan manusia dikelompokkan menjadi empat, yaitu anak-anak, remaja, dewasa dan lansia [3]. Seiring bertambahnya usia, wajah manusia juga mengalami perubahan mendasar seperti semakin banyak kerutan, perubahan tulang pipi dan jarak antar ciri utama wajah seperti mata, hidung dan mulut [4].

Beberapa kesulitan dalam pengenalan wajah yang sering muncul karena variabilitas wajah seperti ekspresi, penuaan, variasi kumis dan sebagainya [5]. Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk melakukan pengenalan wajah. Salah satu metode yang mampu menghitung fitur vektor dari sebuah citra yaitu filter gabor [5]. Metode filter gabor dikenal sebagai detektor ciri yang sukses serta memiliki kemampuan mengeliminasi parameter variabilitas wajah yang pada metode lainnya sering mengganggu dalam proses pengenalan. Keunggulan filter gabor lainnya yaitu mampu merepresentasikan citra ke dalam skala orientasi

sudut dan frekuensi, sehingga ekstraksi ciri yang dihasilkan akan lebih merepresentasikan citra wajah yang diekstrak [5].

Adapun metode lain yang dapat digunakan untuk klasifikasi adalah algoritma *artificial neural network* (ANN). ANN merupakan salah satu sistem yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya [6]. ANN memiliki keunggulan seperti kemampuan belajar, komputasi paralel, kemampuan untuk memodelkan fungsi *non linier* dan sifat *fault tolerance* [6].

Berikut ini beberapa penelitian terdahulu yang dijadikan sebagai referensi:

“Klasifikasi Kelompok Umur Manusia Berdasarkan Analisis Dimensi Fraktal Box Counting Dari Citra Wajah Dengan Deteksi Tepi Canny”. Nilai akurasi paling optimal yaitu 98,33% [3].

“Deteksi Kelompok Usia Manusia Berdasarkan Fitur Wajah menggunakan Filter Gabor 2 D”. Hasil pegujian diperoleh akurasi tertinggi sebesar 79% dengan rata-rata akurasi sebesar 70.00% [4].

“Klasifikasi Usia Berdasarkan Pola Citra Wajah Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Cascade-Correlation”. akurasi tertinggi yang pernah dicapai adalah 92,78% [5].

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. USIA

Salah satu informasi yang terkandung pada wajah adalah usia. Usia manusia sebagai sifat pribadi yang dapat disimpulkan oleh indra penglihatan manusia dengan melihat pola yang berbeda dari wajah. Seiring bertambahnya usia, wajah manusia mengalami perubahan mendasar seperti semakin banyak kerutan-kerutan, perubahan tulang pipi dan jarak antar ciri utama wajah seperti mata, hidung dan mulut [4].

Usia manusia dapat dibagi menjadi beberapa rentang atau kelompok seperti tabel 1 dimana masing-masing kelompok menggambarkan tahap pertumbuhan manusia tersebut. Salah satu pembagian kelompok umur atau kategori umur dikeluarkan oleh Departemen Kesehatan RI (2009) dalam situs resminya yaitu depkes.go.id sebagaimana pada tabel 1 [3]:

Tabel 1. Kategori Usia [3].

No	Kategori Usia	Usia
1	Massa balita	0 - 5 tahun
2	Massa Kanak – Kanak	5 – 11 tahun
3	Massa Remaja Awal	12 – 16 tahun
4	Massa Remaja Akhir	17 – 25 tahun
5	Massa Dewasa Awal	26 – 35 tahun
6	Massa Dewasa Akhir	36 – 45 tahun
7	Massa Lansia Awal	46 – 55 tahun
8	Massa Lansia Akhir	56 – 65 tahun
9	Masa Manula	65 – sampai ke atas

A. Citra

Citra digital adalah sebuah fungsi 2D, $f(x,y)$, yang merupakan fungsi intensitas cahaya, dimana nilai x dan y

merupakan koordinat spasial dan nilai fungsi di setiap titik (x,y) merupakan tingkat keabuan citra pada titik tersebut [7].

Citra digital dinyatakan dengan sebuah matriks dimana baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau piksel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Matriks dari citra digital berukuran $N \times M$ (tinggi x lebar), dimana:

N = jumlah baris $0 < y = N - 1$

M = jumlah kolom $0 = x = M - 1$

L = derajat keabuan $0 = f(x,y) = L - 1$

Berikut ini adalah persamaan 1 matriks dari citra digital:

$$f(x,y) \approx \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \dots\dots(1)$$

Dimana indeks baris (x) dan indeks kolom (y) menyatakan suatu koordinat titik pada citra, sedangkan $f(x,y)$ merupakan intensitas (derajat keabuan) pada titik (x,y) [7].

B. PENGOLAHAN CITRA DIGITAL

Pengolahan citra digital adalah salah satu bentuk pemrosesan informasi dengan inputan berupa citra (*image*) dan keluaran yang juga berupa citra atau dapat juga bagian dari citra tersebut. Tujuan dari pemrosesan ini adalah memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau mesin komputer [7].

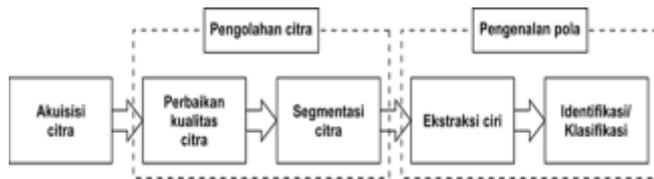
Sebuah citra kaya akan informasi, namun seringkali citri yang kita miliki mengalami penurunan mutu (degradasi), misalnya mengandung cacat atau noise, warna terlalu kontras, kurang tajam, kabur dan sebagainya tentu saja citra semacam ini menjadi lebih sulit diimplemenstasikan karena informasi yang disampaikan oleh citra tersebut menjadi kurang [8].

Operasi-operasi pada pengolahan citra digital secara umum dapat diklasifikasikan sebagai berikut [7]:

1. Perbaikan kualitas citra (*image enhancement*), contohnya perbaikan kontras gelap/terang, penajaman (*sharpening*), dan perbaikan tepian objek (*edge enhancement*).
2. Restorasi citra (*image restoration*), contohnya penghilangan kesamaran (*deblurring*).
3. Pemampatan citra (*image compression*).
4. Segmentasi citra (*image segmentation*).
5. Pengorakan citra (*image analysis*), contohnya pendeteksian tepi objek (*edge enhancement*) dan ekstraksi batas (*boundary*).
6. Rekonstruksi citra (*image reconstruction*).

C. PENGENALAN POLA (PATTERN RECOGNITION)

Dalam *Computer Vision*, pengenalan pola (*pattern recognition*) merupakan tahapan yang dilakukan setelah pengolahan citra (*image processing*) seperti yang di tunjukan Gambar 1 [9].



Gambar 1. Tahapan Pengenalan Pola [9]

Selanjutnya disesuaikan dengan prosedur deteksi wajah *Viola-Jones* mengklasifikasikan gambar berdasarkan pada nilai fitur sederhana. Terdapat banyak alasan untuk menggunakan fitur daripada piksel secara langsung. Alasan yang paling umum adalah bahwa fitur dapat digunakan untuk mengkodekan pengetahuan *domain ad-hoc* yang sulit dalam pembelajaran terhadap data latih yang terbatas jumlahnya. Alasan penting kedua untuk menggunakan fitur adalah sistem fitur berbasis operasi jauh lebih cepat daripada sistem berbasis pixel [10]

D. FILTER GABOR

Gabor Filter adalah filter linier yang digunakan dalam pengextrasian fitur wajah sebagai detektor ciri. *Gabor Filter* dikenal sebagai detektor ciri yang sukses karena memiliki kemampuan menghilangkan variabilitas yang disebabkan oleh iluminasi kontras dan sedikit pergeseran serta deformasi citra, *output Gabor Filter* telah digunakan dengan sukses untuk pengenalan wajah [6]. Untuk membangkitkan kernel *Gabor* digunakan persamaan 2 [6]:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\{2\pi \cdot i(u \cdot x \cdot \cos\theta + u \cdot y \cdot \sin\theta)\} \dots\dots\dots(2)$$

dengan:

- $i = \sqrt{-1}$
- u adalah frekuensi dari gelombang *Sinusoidal*
- θ adalah Kontrol terhadap orientasi dari fungsi *Gabor*
- σ standar deviasi *Gaussian Envelope*
- x, y adalah koordinat dari *Gabor Filter*

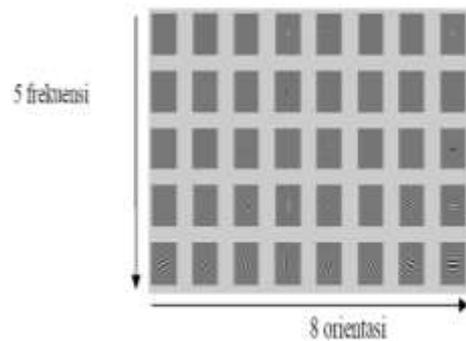
Persamaan untuk *Gabor Filter* 2-D di atas dibentuk dari dua komponen, yaitu *Gaussian envelope* dan gelombang *Sinusoidal* dalam bentuk kompleks. Fungsi *Gaussian envelop* dari persamaan 2 adalah

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \dots\dots\dots(3)$$

Sedangkan gelombang *Sinusoidal* pada persamaan 3 ditunjukkan oleh:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \exp\{2\pi \cdot i(u \cdot x \cdot \cos\theta + u \cdot y \cdot \sin\theta)\}$$

Frekuensi yang digunakan ada lima, yaitu ($u = 0, 1, 2, 3, 4$) dan Sudut orientasi yang digunakan ada delapan, yaitu ($\theta = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$) sehingga menghasilkan 40 *Gabor Response (Magnitude Response)*, seperti yang diperlihatkan pada Gambar 2 *Gabor kernel*.



Gambar 2. *Gabor Kernel* [6]

Response yang dihasilkan berupa kumpulan bilangan real dan bilangan imajiner, yang digabungkan dan menghasilkan bilangan kompleks seperti persamaan 4.

$$output = \sqrt{\text{imajiner}^2 + \text{real}^2} \dots\dots\dots(4)$$

Setelah mendapatkan ciri *Gabor* maka dapat dilakukan ekstraksi ciri. Seleksi ciri memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas obyek secara baik. Ekstraksi ciri mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel. Ekstraksi ciri yaitu salah satu ciri yang dapat dipilih adalah ciri energi yaitu mencari nilai rata tekstur dari *Magnitude Response*, yang didefinisikan seperti persamaan 5 berikut [6].

$$e(x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |x(m, n)|^2 \dots\dots\dots(5)$$

Dimana:

- M adalah panjang citra
- N adalah lebar citra

E. ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Artificial Neural Network (ANN) adalah suatu jaringan yang memodelkan sistem saraf otak manusia (yang disebut *neuron*) dalam melaksanakan tugas pengenalan pola, khususnya klasifikasi [11]. ANN merupakan salah satu algoritma komputasi cerdas pada bidang *machine learning*. Algoritma ini terdistribusi paralel, terbuat dari unit-unit yang sederhana, dan memiliki kemampuan untuk menyimpan pengetahuan yang diperoleh secara eksperimental dan siap pakai untuk berbagai tujuan [12]. ANN meniru otak manusia dari sudut:

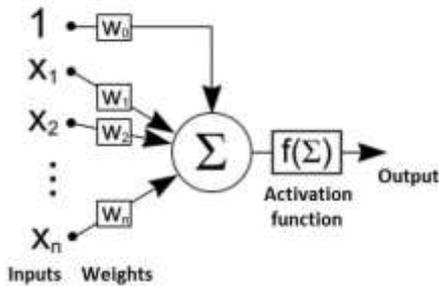
1. Pengetahuan diperoleh oleh *network* dari lingkungan, melalui suatu proses pembelajaran.
2. Kekuatan koneksi antar unit yang disebut *synaptic weights*, berfungsi untuk menyimpan pengetahuan yang telah diperoleh oleh *network* tersebut.

Pada tahun 1943, Mc. Culloch dan Pitts memperkenalkan model matematika yang merupakan penyederhanaan dari struktur sel saraf yang sebenarnya pada persamaan 6 [12].

$$y = f(\sum_{i=1}^n X_i W_i) \dots\dots\dots(6)$$

Korelasi antara ketiga komponen pada persamaan 6 yaitu: Signal x berupa vektor berdimensi n (x_1, x_2, \dots, x_n) y akan mengalami penguatan oleh *synapse* w (w_1, w_2, \dots, w_n) y . Selanjutnya akumulasi dari penguatan tersebut akan

mengalami transformasi oleh fungsi aktivasi f . Fungsi f ini akan memonitor, bila akumulasi penguatan signal itu telah melebihi batas tertentu, maka sel *neuron* yang semula berada dalam kondisi “0”, akan mengeluarkan signal “1”. Berdasarkan nilai *output* tersebut (y), sebuah *neuron* dapat berada dalam dua status: “0” atau “1”. *Neuron* disebut dalam kondisi *firing* bila menghasilkan output bernilai “1”.

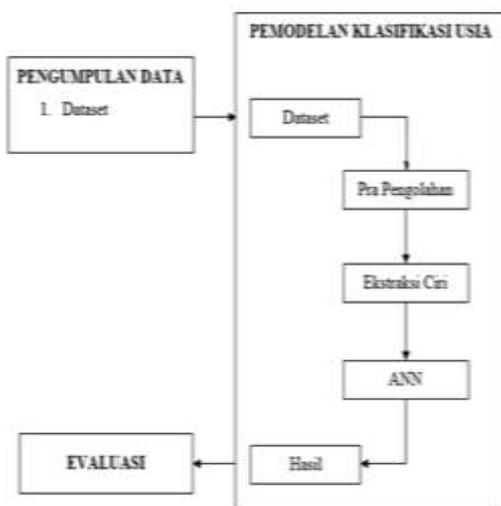


Gambar 3. Model Neural Network [12]

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode penelitian *eksperimen*. Dengan demikian jenis penelitian ini adalah penelitian *eksperimental*.

A. DESAIN PENELITIAN



Gambar 4. Desain Penelitian

Keterangan Gambar 4 untuk desain Penelitian sebagai berikut:

1) Pengumpulan Data

Data primer penelitian ini adalah citra wajah yang dikumpulkan menggunakan teknik observasi. Data primer merupakan data public yang diambil dari sebuah penyedia dataset citra wajah yaitu FG-NET.

2) Pra Pengolahan

Sebelum data diolah, terlebih dahulu dilakukan proses segmentasi. hal ini dilakukan untuk *memisahkan antara objek yang dikehendaki dan objek yang tidak dikehendaki*.

3) Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri berfungsi sebagai pendeteksi ciri dari suatu citra. Ciri yang dapat digunakan untuk membedakan citra satu dengan citra lainnya, di antaranya adalah ciri bentuk, ciri ukuran, ciri geometri, ciri tekstur, dan ciri warna. Pada penelitian ini digunakan ekstraksi ciri tektur menggunakan *gabor filter*. Masing-masing citra diekstrak cirinya berdasarkan parameter-parameter tertentu dan dikelompokkan pada kelas tertentu. Nilai dari parameter-parameter tersebut kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses identifikasi/klasifikasi.

4) ANN

Training menggunakan ANN dilakukan dengan menjadikan data *training* sebagai input untuk menemukan model yang tepat. Arsitektur dari algoritma ANN akan dilakukan secara eksperimen untuk menentukan komposisi jumlah layer dan neuron yang tepat guna mendapatkan hasil kinerja terbaik.

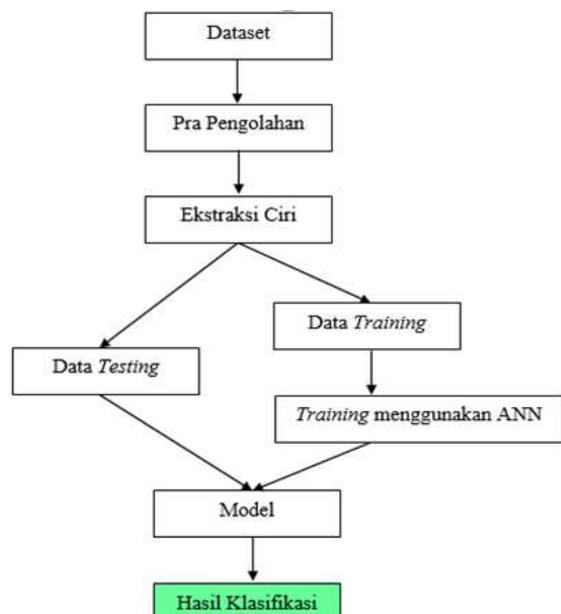
5) Hasil

Hasil klasifikasi merupakan hasil *output* pada data *testing* yang didapatkan dari proses klasifikasi yang dilakukan oleh algoritma ANN berdasarkan model yang diperoleh dari hasil *training*.

6) Evaluasi

Evaluasi bertujuan untuk mengetahui kinerja dari metode tekstur analisis yang digunakan. Proses evaluasi dilakukan pada seluruh data *testing* kemudian target output yang dihasilkan akan dipetakan ke dalam *Confusion Matrix* untuk dihitung nilai akurasi.

B. PEMODELAN



Gambar 5. Pemodelan Klasifikasi

Keterangan Gambar 5 pemodelan klasifikasi sebagai berikut:

- Dataset: dalam hal ini citra wajah yang dikumpulkan menggunakan teknik observasi yakni data public yang diambil dari sebuah penyedia dataset citra wajah yaitu FG-NET.
- Pra Pengolahan: Sebelum data diolah, terlebih dahulu

dilakukan proses segmentasi. hal ini dilakukan untuk memisahkan antara objek yang dikehendaki dan objek yang tidak dikehendaki.

- Ekstraksi ciri berfungsi sebagai pendeteksi ciri dari suatu citra. Ciri yang dapat digunakan untuk membedakan citra satu dengan citra lainnya, di antaranya adalah ciri bentuk, ciri ukuran, ciri geometri, ciri tekstur, dan ciri warna. Pada penelitian ini digunakan ekstraksi ciri tektur menggunakan *gabor filter*. Masing-masing citra diekstrak cirinya berdasarkan parameter-parameter tertentu dan dikelompokkan pada kelas tertentu. Nilai dari parameter-parameter tersebut kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses identifikasi/klasifikasi.
- Data *training* merupakan kumpulan data yang telah terekstraksi cirinya yang selanjutnya akan dilatih menggunakan algoritma *artificial neural network*. Algoritma ini akan menentukan/mencari bobot yang terbaik. Data *training* berupa ciri dari hasil ekstraksi *gabor filter* terhadap citra wajah manusia.
- *Training* menggunakan ANN dilakukan dengan menjadikan data *training* sebagai input untuk menemukan model yang tepat. Arsitektur dari algoritma ANN akan dilakukan secara eksperimen untuk menentukan komposisi jumlah layer dan neuron yang tepat guna mendapatkan hasil kinerja terbaik.
- Data *testing* merupakan data yang telah terekstraksi cirinya yang digunakan untuk menguji data yang telah dilatih. Data *testing* digunakan untuk mengukur sejauh mana *classifier* berhasil melakukan klasifikasi dengan benar. Karena itu, data yang ada pada data *testing* seharusnya tidak boleh ada pada data *training* sehingga dapat diketahui apakah model *classifier* sudah pintar dalam melakukan klasifikasi. Data *testing* berupa ciri dari hasil ekstraksi *gabor filter* terhadap citra wajah manusia.
- Model merupakan hasil dari proses *training* algoritma ANN menggunakan data *training*.
- Hasil klasifikasi merupakan hasil *output* pada data *testing* yang didapatkan dari proses klasifikasi yang dilakukan oleh algoritma ANN berdasarkan model yang diperoleh dari hasil *training*.

IV. HASIL PENGUMPULAN DATA

Data set diambil dari FG-Net. Kemudian data dikelompokkan berdasarkan kelompok usia yang terdiri dari anak-anak, remaja, dewasa. Berikut beberapa sample citra wajah berdasarkan kategori usia yang diperlihatkan pada Gambar 6, Gambar 7 dan Gambar 8.

1) Anak-Anak



Gambar 6. Citra Wajah Anak-Anak

2) Remaja



Gambar 7. Citra Wajah Remaja

3) Dewasa



Gambar 8. Citra Wajah Dewasa

V. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. PRA PENGOLAHAN

Viola Jones digunakan untuk mendeteksi posisi wajah dari citra seperti yang diperlihatkan pada Gambar 9. Pendeteksian posisi wajah ini menggunakan library dari OpenCv dengan sintaks:

```
face_cascade =
cv.CascadeClassifier('haarcascade_frontalface_default.xml')
faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.3, 5)
```



Gambar 9. sebelum dan sesudah proses Viola Jones

B. MEMBANGUN CIRI GABOR FILTER

Pada pembentukan matriks filter digunakan penetapan nilai matriks dengan pusat (center) koordinat x,y tersebut bernilai 0,0 dan pembagian kedua matriks bernilai negatif dan positif. Penetapan size filter 7x7 akan membentuk koordinat nilai x,y yang akan dijelaskan pada tabel 2.

Tabel 2. Tabel Penetapan Koordinat (x,y) Filter

X,y	0	1	2	3	4	5	6
0	-3,-3	-3,-2	-3,-1	-3,0	-3,1	-3,2	-3,3
1	-2,-3	-2,-2	-2,-1	-2,0	-2,1	-2,2	-2,3
2	-1,-3	-1,-2	-1,-1	-1,0	-1,1	-1,2	-1,3
3	0,-3	0,-2	0,-1	0,0	0,1	0,2	0,3
4	1,-3	1,-2	1,-1	1,0	1,1	1,2	1,3
5	2,-3	2,-2	2,-1	2,0	2,1	2,2	2,3
6	3,-3	3,-2	3,-1	3,0	3,1	3,2	3,3

Berikut contoh perhitungan membangun filter Gabor untuk piksel pertama dimana koordinat (x,y) = (-3,-3) dengan $f = 1$, $\theta=0$, $\sigma=4$ dengan menggunakan persamaan 2 berikut.

$$G(x, y, f, \theta, \sigma) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2 \cdot \sigma^2}\right) \cos[2 \cdot \pi \cdot f(x \cos \theta + y \sin \theta)]$$

$$G(-3, -3, 1, 0, 4) = \frac{1}{2 \cdot (3.14) \cdot (4)^2} \exp\left(-\frac{(-3)^2 + (-3)^2}{2 \cdot (4)^2}\right) \cos[2 \cdot (3.14) \cdot (1) \cdot ((-3) \cos 0 + (-3) \sin 0)]$$

$$G(-3, -3, 0.2, 0, 4) = (0,00995) \cdot \exp(-0,56) \cdot \cos[6.28 \cdot (1) \cdot (-3)]$$

$$G(-3, -3, 0.2, 0, 4) = -0,00568$$

Kemudian untuk koordinat selanjutnya dilakukan dengan proses yang sama yaitu dimana x,y = (-3,-2)

$$G(-3, -2, 1, 0, 4) = \frac{1}{2 \cdot (3.14) \cdot (4)^2} \exp\left(-\frac{(-3)^2 + (-2)^2}{2 \cdot (4)^2}\right) \cos[2 \cdot (3.14) \cdot (1) \cdot ((-3) \cos 0 + (-2) \sin 0)]$$

Perulangan dilakukan hingga piksel terakhir, sehingga membentuk filter Gabor 7x7.

Berikut merupakan filter yang digunakan dalam penelitian ini, yang ditunjukkan oleh tabel 3.

Tabel 3. Kernel Gabor Filter

NO	FILTER	GAMBAR
1	2.19662e-07, -1.68638e-06, -4.35724e-06, ..., -4.35724e-06, -1.68638e-06, 2.19662e-07	
2	4.01117e-07, -6.39271e-06, 4.61905e-05, ..., 4.61905e-05, -6.39271e-06, 4.01117e-07	
3	-6.90663e-05, -0.000398602, -0.000643551, ..., -0.000643551, -0.000398602, -6.90663e-05	
4	7.3688e-05, 8.20082e-05, -0.00206959, ..., -0.00206959, 8.20082e-05, 7.3688e-05	
5	2.19662e-07, 6.44139e-07, 1.66432e-06, ..., 1.66432e-06, 6.44139e-07, 2.19662e-07	
6	4.01117e-07, 6.39271e-06, 4.61905e-05, ..., 4.61905e-05, 6.39271e-06, 4.01117e-07	

Konvolusi Citra Digital

Korelasi:

x,y	0	1	3	4	125	126	127
0	5	3	3	0	4	0	5
1	4	2	1	3	0	5	1
2	6	3	0	1	2	3	0
....
125	7	4	5	1	6	3	2
126	7	4	5	5	7	6	2
127	6	0	1	4	0	7	2

Hasil korelasi adalah:

$$(1 \times 5) + (0 \times 3) + (1 \times 3) + (0 \times 4) + (2 \times 2) + (0 \times 1) + (-1 \times 6) + (0 \times 3) + (-2 \times 0) = 6$$

2 diganti oleh 6, tempatkan pada matrik yang baru, hasilnya adalah

x,y	0	1	3	4	125	126	127
0	5	3	3	0	4	0	5
1	4	6						
2	6							
....							
125	7							
126	7							
127	6							

Geser f(x,y) ukuran 3x3 satu piksel ke kanan, kemudian hitung korelasinya dengan filter g(x,y).

x,y	0	1	3	4	125	126	127
0	5	3	3	0	4	0	5
1	4	2	1	3	0	5	1
2	6	3	0	1	2	3	0
....
125	7	4	5	1	6	3	2
126	7	4	5	5	7	6	2
127	6	0	1	4	0	7	2

Hasil korelasi adalah:

$$(1 \times 3) + (0 \times 3) + (1 \times 0) + (0 \times 2) + (2 \times 1) + (0 \times 3) + (-1 \times 3) + (0 \times 0) + (-2 \times 1) = 0$$

1 diganti oleh 0, tempatkan pada matrik yang baru, hasilnya adalah

x,y	0	1	3	4	125	126	127
0	5	3	3	0	4	0	5
1	4	6	0					1
2	6							0
....
125	7							2
126	7							2
127	6	0	1	4	0	7	2

Mean Konvolusi

Nilai mean mendeskripsikan nilai rata-rata dari sebuah citra. Nilai mean akan dijadikan acuan untuk proses klasifikasi. Pencarian nilai mean didapat dari nilai piksel (Pi,j) pada matriks (MxN) citra dua dimensi berdasarkan persamaan 7 berikut:

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \dots \dots \dots (7)$$

$$\mu = \frac{5+3+3+\dots+1+6+\dots+1+0+0}{128 \times 128} = \frac{300}{16.384} = 0,01831$$

Jadi rata-rata dari konvolusi adalah 0,01831

Berikut salah satu contoh hasil dari rata-rata konvolusi citra grayscale seperti terlihat pada tabel 4:

Tabel 4. Salah satu hasil rata-rata konvolusi citra grayscale

No	Gambar	Ciri (rata-rata konvolusi)
1		23.6616, 12.5874, 13.8378, 5.52081

Training Menggunakan ANN

Bobot terbaik *Artificial Neural Network* seperti pada tabel 5.

Tabel 5. Bobot Terbaik *Artificial Neural Network*

No	Hidden Layer	Bobot	Total
1	Input-HL 1	-0.417235, -0.17078, ..., ..., 0.233997, -0.552754	192
2	HL 1 – HL 2	-0.746244, 0.742711 ..., ..., 0.460869, 0.663808	768
3	HL 2 - Output	-0.913714, -0.114649 ..., ..., -0.851235, 0.707778	71

Testing menggunakan algoritma ANN:

1. inputan menerima sinyal *input* dan menyebarkan sinyal tersebut ke *hidden layer*:

$$v_1 = x_1 \cdot w_{11} + x_2 \cdot w_{21} + \dots + x_5 \cdot w_{191.1} + x_6 \cdot w_{192.1} + 1 \cdot w_{01}$$

$$= 37 * (-0.41) + 31 * (-0.17) + \dots + 33 * 0.23 + 27 * (-0.55) + 1 * 0.1$$

$$= 17.70$$

$$y_1(1) = \frac{1}{1 + e^{-17.70}} = \frac{1}{1 + 2.71828^{-17.70}} = 1$$

2. Setiap *hidden unit* akan menjumlahkan sinyal-sinyal *input* yang sudah berbobot, termasuk biasnya

$$v_{33}(1) = y_1(1) \cdot w_{1.33} + 1 \cdot w_{0.33}$$

$$= (1 * (-0.74)) + (1 * 0.1) = 0,074$$

$$y_{33}(1) = \frac{1}{1 + e^{-0.074}} = 0,5501$$

3. Setiap *hidden unit* akan menjumlahkan sinyal-sinyal yang sudah berbobot ke *output*, termasuk biasnya

$$v = y_1 \cdot w_{34.1} + 1 \cdot w_{0.34}$$

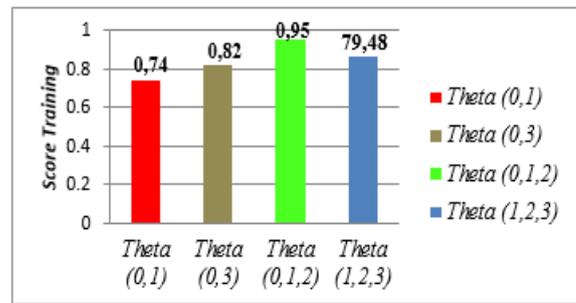
$$= (1 * (-0.9)) + (1 * 0.1) = 0,8$$

$$y = \frac{1}{1 + e^{-0.8}} = 0,89$$

Jadi hasil dari $y = 0,89$ diklasifikasi sebagai dewasa

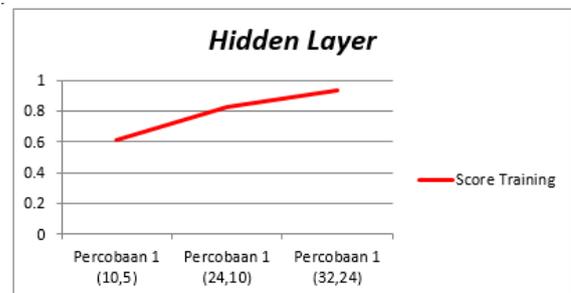
C. PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penelitian data yang diambil terdiri dari tiga kategori usia yaitu anak-anak, remaja dan dewasa. Sebelum pengolahan data dilakukan terlebih dahulu peneliti melakukan pra pengolahan menggunakan *viola jones*, hal ini bertujuan untuk memisah citra yang dibutuhkan yaitu citra wajah, selanjutnya citra wajah diekstraksi ciri menggunakan *Gabor filter*. Sebelum mendapatkan hasil terbaik dari ekstraksi ciri peneliti melakukan percobaan seperti yang digambarkan pada Gambar 10:



Gambar 10. Grafik Percobaan *Gabor Filter*

Jadi Untuk mengekstraksi ciri dilakukan dengan cara membangkitkan kernel dengan orientasi (0,1,2) dan frekuensi (0.2,0.5) yang menghasilkan 6 kernel atau *filter*. Setiap kernel akan dikonvolusi dengan citra wajah yang akan menghasilkan 1 ciri, sehingga akan menghasilkan 6 ciri dalam 1 citra wajah. Setelah didapatkan ciri dari citra wajah selanjutnya *training* menggunakan *artificial neural network*. Untuk menghasilkan klasifikasi terbaik dilakukan percobaan menggunakan hidden layer seperti Gambar 11.



Gambar 11. Percobaan *Hidden Layer*

Jadi hidden layer yang digunakan pada artikel ini yaitu (32,24).

Dari hasil pengujian data testing dihasilkan klasifikasi usia berdasarkan citra wajah tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Citra wajah

NO	CITRA	FITUR						HASIL KLASIFI KASI
		X1	X2	X3	X4	X5	X6	
1		2,7	1,09	0,83	0,03	1,88	1,54	Anak-anak
2		35,1	30,17	30,35	18,9	32,26	31,8	Anak-anak
3		2,27	1,33	0,28	0,00018	3,75	2,11	Dewasa
4		19,1	15,28	10,01	7,18	16,88	17,25	Anak-anak
5		19,1	15,28	10,01	7,18	16,88	17,25	Anak-anak
12		2,84	1,55	2,29	0,46	4,40	2,81	Remaja
13		4,08	2,84	0,21	0,31	1,25	2,11	Dewasa
14		41,91	29,15	25,28	14,5	30,13	22,83	Remaja
15		2,84	1,43	2,29	0,28	4,28	2,42	Dewasa
16		2,84	1,55	2,29	0,46	4,40	2,81	Dewasa
17		6,09	2,54	0,1	0,03	1,35	2,43	Dewasa

Evaluasi Model

Artikel ini menggunakan confusion matrix sebagai metode untuk mengukur seberapa besar akurasi dari sebuah algoritma untuk melakukan klasifikasi. Berikut merupakan tabel *confusion matrix*:

		Prediksi		
		Anak-anak	Remaja	Dewasa
Aktual	Anak-anak	5	0	1
	Remaja	0	5	1
	Dewasa	0	1	5

$$\text{Total data} = 18$$

$$TFN_i = \sum_{j=1}^n x_{ij}$$

$$TFP_i = \sum_{j=1}^n x_{ij}$$

$$TTN_i = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n x_{jk}$$

$$TTP_{all} = \sum_{j=1}^n x_{ij}$$

1. Mencari nilai Total False Negatif

$$TFN_{\text{anak-anak}} = 0 + 1 = 1$$

$$TFN_{\text{Remaja}} = 0 + 1 = 1$$

$$TFN_{\text{Dewasa}} = 0 + 1 = 1$$

2. Mencari nilai Total False Positif

$$TFP_{\text{Anak-anak}} = 0 + 0 = 0$$

$$TFP_{\text{Remaja}} = 0 + 1 = 1$$

$$TFP_{\text{Dewasa}} = 1 + 1 = 2$$

3. Mencari nilai Total True Negatif

$$TTN_{\text{Anak-anak}} = 0 + 1 + 0 + 5 + 1 + 0 + 1 + 5 = 13$$

$$TTN_{\text{Remaja}} = 5 + 1 + 1 + 0 + 1 + 5 = 13$$

$$TTN_{\text{Dewasa}} = 5 + 0 + 0 + 5 = 10$$

4. Mencari Nilai Total True Positif (TTP)

$$TTP_{\text{Anak-anak}} = 5$$

$$TTP_{\text{Remaja}} = 5$$

$$TTP_{\text{Dewasa}} = 5$$

5. Mencari nilai *precision (P)*, *recall (R)*, and *specificity(S)*

$$Precision_{\text{Anak-anak}} = \frac{TTP_{\text{Anak-anak}}}{TTP_{\text{Anak-anak}} + TFP_{\text{Anak-anak}}} =$$

$$\frac{5}{5+0} = 1$$

$$Precision_{\text{Remaja}} = \frac{TTP_{\text{Remaja}}}{TTP_{\text{Remaja}} + TFP_{\text{Remaja}}} = \frac{5}{5+1} = 0,83$$

$$Precision_{\text{Dewasa}} = \frac{TTP_{\text{Dewasa}}}{TTP_{\text{Dewasa}} + TFP_{\text{Dewasa}}} = \frac{5}{5+2} = 0,71$$

$$Recall_{\text{Anak-anak}} = \frac{TTP_{\text{Anak-anak}}}{TTP_{\text{Anak-anak}} + TFN_{\text{Anak-anak}}} = \frac{5}{5+1} =$$

$$0,83$$

$$Recall_{\text{Remaja}} = \frac{TTP_{\text{Remaja}}}{TTP_{\text{Remaja}} + TFN_{\text{Remaja}}} = \frac{5}{5+1} = 0,83$$

$$Recall_{\text{Dewasa}} = \frac{TTP_{\text{Dewasa}}}{TTP_{\text{Dewasa}} + TFN_{\text{Dewasa}}} = \frac{5}{5+1} = 0,83$$

$$Specificity_{\text{Anak-anak}} = \frac{TTN_{\text{Anak-anak}}}{TTN_{\text{Anak-anak}} + TFP_{\text{Anak-anak}}} =$$

$$\frac{13}{13+0} = 1$$

$$Specificity_{\text{Remaja}} = \frac{TTN_{\text{Remaja}}}{TTN_{\text{Remaja}} + TFP_{\text{Remaja}}} = \frac{13}{13+1} =$$

$$0,93$$

$$Specificity_{\text{Dewasa}} = \frac{TTN_{\text{Dewasa}}}{TTN_{\text{Dewasa}} + TFP_{\text{Dewasa}}} = \frac{10}{10+2} = 0,83$$

6. Mencari nilai akurasi

$$TTP_{all} = 5 + 5 + 5 = 15$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TTP_{all}}{\text{Total data}}$$

$$\text{Akurasi} = \frac{15}{18} = 0,83$$

V. KESIMPULAN

Berdasarkan proses pembangunan sistem yang telah dilakukan dalam artikel ini maka dapat disimpulkan bahwa: Hasil pengujian *Gabor Filter* dalam mendeskripsikan fitur wajah untuk proses klasifikasi sudah cukup baik, hal ini ditunjukkan dari hasil pengujian citra wajah menggunakan algoritma *artificial neural network* sudah mampu mengklasifikasikan usia berdasarkan citra wajah. Akurasi dari hasil klasifikasi dihitung menggunakan *confusion matrix* dan menghasilkan akurasi sebesar 83%.; Kinerja dan efektifitas klasifikasi usia berdasarkan citra wajah sudah cukup memadai dilihat dari waktu proses yang tidak terlalu lama dan dilihat dari hasil pengujian algoritma *artificial neural network* sudah mampu mengklasifikasikan usia berdasarkan citra wajah.

Berdasarkan hasil artikel ini, peneliti mengajukan beberapa saran: Untuk penggunaan *Gabor filter* pada klasifikasi usia disarankan tidak menggunakan terlalu banyak ciri, karena akan mempengaruhi hasil klasifikasi; Perlu diadakan penelitian lebih lanjut, dengan penggunaan metode lainnya terutama pada metode ekstraksi ciri citra wajah sebagai perbandingan untuk mendapatkan hasil terbaik.

REFERENSI

- [1] I. Safutra, "Miris! Indonesia Jadi Juara Negara Pengakses Situs Konten Dewasa," 06 Februari 2018, [Online]. Available: <https://www.jawapos.com/nasional/06/02/2018/miris-indonesia-jadi-juara-negara-pengakses-situs-konten-dewasa>. [Accessed 13 November 2018].
- [2] M.A Amin and D. Juniati, "Klasifikasi Kelompok Umur Manusia Berdasarkan Analisis Dimensi Fraktal Box Counting dari Citra Wajah Dengan Deteksi Tepi Canny," *Jurnal Ilmiah Matematika*, Vol. 2, No.6, ISSN 2301-9115.
- [3] N. Hayatin, "Klasifikasi Kelompok Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Neural Network Dengan Fitur Face Anthropometry dan Kedalam Kerutan," *Teknologi*, Vol. 6, No. 2, eISSN: 2527-3671, Desember 2016.
- [4] Ranita, A. Rizal and R. D. Atmaja, "Deteksi Kelompok Usia Manusia Berdasarkan Fitur Wajah Menggunakan Filter Gabor 2D," 2012.
- [5] A. Budi, Suma'inna, and H. Maulana, "Pengenalan Citra Wajah Sebagai *Identifier* Menggunakan Metode *Principal Component Analysis (PCA)*," *Teknik Informatika*, Vol. 9, No. 2, Oktober 2016.
- [6] H. Arman, "Analisa Performance Metode Gabor Filter untuk Pengenalan Wajah," Skripsi, Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Riau, Indonesia, 2012.
- [7] Kiki and S. Kusumadewi, "Analisis Jaringan Saraf Tiruan dengan Metode Backpropagation Untuk Mendeteksi Gangguan Psikologi," 2004.
- [8] Suyanto, *Data Mining*, Bandung: Informatika Bandung, 2017.
- [9] A. Pamungkas, "Pengenalan Pola," [Online]. Available: <https://pemrogramanmatlab.com/pengenalan-pola-citra-digital-menggunakan-matlab/>. [Accessed 13 November 2018].
- [10] Viola, P., Jones, M. J., "Rapid Object Detection Using A Boosted Cascade of Simple Features", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Jauai, Hawaii, 2001.
- [11] Intan, "Klasifikasi Kelayakan Pembelian Mobil Menggunakan Algoritma C4.5," Skripsi, Teknik Informatika, Universitas Ichsan Gorontalo, Gorontalo, Indonesia, 2018.
- [12] B. Kurniawan, R. Rumani and M. Nasrun, "Implementasi Metode Gabor Dan Jaringan Syaraf Tiruan Pada Sistem Pengenalan Wajah," *e-Proceeding of Engineering*, Vol. 2, No. 2, Agustus 2018.