

Classification of Human Age Groups Based on Facial Image Using the Gabor Filter and Artificial Neural Network (ANN) Method

Munawir¹, Nopita Ramadhana^{2*}, Khairul Muttaqin³

^{1,2,3} Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Samudra, Langsa, 24416, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima : 15 Mei 2025
Revisi : 10 Juni 2025
Publikasi : 20 Juni 2025

Kata Kunci:

Klasifikasi Kelompok Usia
Wajah
Filter Gabor
HOG
Artificial Neural Network (ANN)

ABSTRAK

Teknologi pengolahan citra wajah berkembang pesat dan digunakan dalam berbagai bidang, salah satunya untuk klasifikasi kelompok usia manusia. Seiring bertambahnya usia, wajah mengalami perubahan seperti kerutan, struktur tulang, dan proporsi wajah. Proses pengenalan ini menghadapi tantangan, seperti variasi tekstur, pencahayaan, ekspresi, serta kerutan halus yang sulit terdeteksi secara otomatis. Diperlukan metode ekstraksi fitur yang optimal untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kelompok usia. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan kelompok usia berdasarkan citra wajah menggunakan sistem komputer, serta mengetahui akurasi secara *realtime* dan *input* foto. Metode yang digunakan yaitu Filter Gabor dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) sebagai ekstraksi fitur dan *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai algoritma klasifikasi. Sistem dirancang untuk beroperasi secara *realtime* maupun *input* foto, dengan hasil klasifikasi yang cepat dan efisien. Dataset terdiri dari 2.500 citra wajah, dibagi ke dalam lima kelompok usia, masing-masing berjumlah 500 citra. Sebanyak 50 citra dari tiap kelompok usia digunakan sebagai data uji. Sistem mengklasifikasikan citra ke dalam lima kelompok usia, yaitu balita, anak-anak, remaja, dewasa, dan lansia. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 74% untuk sistem *realtime* dan 76% untuk sistem *input* foto.

ABSTRACT

Facial image processing technology is developing rapidly and is used in various fields, one of which is for human age group classification. As we age, the face experiences changes such as wrinkles, bone structure, and facial proportions. This recognition process faces challenges, such as variations in texture, lighting, expression, and fine wrinkles that are difficult to detect automatically. An optimal feature extraction method is needed to improve the accuracy of age group classification. This study aims to classify age groups based on facial images using a computer system, as well as to determine the accuracy in real time and photo input. The methods used are Gabor Filter and Histogram of Oriented Gradients (HOG) as feature extraction and Artificial Neural Network (ANN) as a classification algorithm. The system is designed to operate in real time and photo input, with fast and efficient classification results. The dataset consists of 2,500 facial images, divided into five age groups, each consisting of 500 images. A total of 50 images from each age group are used as test data. The system classifies images into five age groups, namely toddlers, children, adolescents, adults, and the elderly. The research results showed an accuracy of 74% for the real-time system and 76% for the photo input system.

This is an open-access article under the [CC BY-SA](#) license



*Penulis Koresponden

Email: nopitaramadhana13@gmail.com

Cara sitasi IEEE::

Munawir, N. Ramadhana, dan K. Muttaqin, "Classification of Human Age Groups Based on Facial Image Using the Gabor Filter and Artificial Neural Network (ANN) Method," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 2, p. 743-758, Juni 2025. doi: [jaise.v5i2.6935](https://doi.org/10.26418/jaise.v5i2.6935)

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi dalam beberapa dekade terakhir telah membawa dampak besar pada berbagai bidang, termasuk bidang pengolahan citra digital. Salah satu bidang aplikasi yang berkembang pesat adalah sistem pengenalan wajah (face recognition), yang kini tidak hanya digunakan untuk mengenali identitas seseorang, tetapi juga untuk mengekstraksi informasi lain dari wajah manusia, seperti emosi, jenis kelamin, dan kelompok usia. Di antara berbagai jenis informasi tersebut, prediksi kelompok usia dari citra wajah memiliki nilai yang sangat penting dalam berbagai sektor, mulai dari keamanan, pemasaran, kesehatan, pendidikan, hingga layanan publik berbasis usia [1], [2], [3]. Klasifikasi kelompok usia dapat dimanfaatkan, dalam sistem keamanan otomatis yang membatasi akses berdasarkan usia, dalam sistem rekomendasi produk yang disesuaikan dengan kategori usia pengguna, atau dalam sistem pelayanan publik seperti antrian pelayanan kesehatan dan pengawasan usia dalam distribusi konten digital. Di sektor ritel dan pemasaran, data demografis seperti usia juga digunakan untuk menganalisis perilaku konsumen secara lebih spesifik. Oleh karena itu, klasifikasi kelompok usia berbasis citra wajah menjadi salah satu topik penting dalam penelitian pengenalan pola dan kecerdasan buatan. Namun demikian, klasifikasi kelompok usia berbasis wajah bukanlah tugas yang mudah. Proses ini menghadapi sejumlah tantangan teknis yang cukup kompleks. Salah satu tantangan utama adalah perubahan tekstur kulit akibat proses penuaan, yang bervariasi antara individu satu dengan yang lain. Selain itu, faktor-faktor eksternal seperti pencahayaan yang tidak seragam, *pose* atau orientasi wajah, ekspresi wajah, serta resolusi citra dapat menyebabkan penurunan akurasi klasifikasi. Variasi biologis dan etnis juga membuat karakteristik wajah sangat beragam. Bahkan, dalam beberapa kasus, penggunaan kosmetik atau prosedur perawatan wajah dapat menyamarkan tanda-tanda penuaan, sehingga menyulitkan sistem untuk mengklasifikasikan usia secara visual dengan akurat [4].

Untuk mengatasi tantangan tersebut, banyak penelitian telah mengusulkan pendekatan berbasis *deep learning*, khususnya menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN terbukti mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari citra wajah dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi kelompok usia [5]. Namun, pendekatan ini memiliki beberapa kekurangan, di antaranya adalah kebutuhan akan dataset pelatihan yang besar dan seimbang, waktu pelatihan yang cukup lama, serta ketergantungan pada perangkat keras dengan kemampuan komputasi tinggi. Selain itu, model CNN yang telah dilatih sebelumnya seperti VGG16, meskipun akurat, sering kali tidak efisien dalam implementasi praktis karena ukuran model yang besar dan kompleksitas struktur jaringannya [6]. Hal ini menyulitkan penerapan model CNN dalam sistem *realtime* atau perangkat dengan keterbatasan sumber daya seperti *embedded system* dan *mobile devices*.

Sebagai alternatif dari pendekatan CNN yang kompleks, metode ekstraksi fitur manual yang lebih ringan mulai dikembangkan kembali, salah satunya adalah penggunaan Filter Gabor. Filter ini dikenal efektif dalam mengekstraksi pola tekstur dari wajah, terutama fitur frekuensi tinggi seperti kerutan dan pori-pori, serta tahan terhadap variasi pencahayaan dan rotasi lokal [7]. Selain itu, fitur seperti *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) juga telah digunakan secara luas dalam pengenalan pola karena kemampuannya dalam merepresentasikan tepi dan kontur wajah dengan baik. Kombinasi metode ekstraksi fitur seperti Gabor dan HOG, jika diintegrasikan dengan model klasifikasi ringan seperti *Artificial Neural Network* (ANN), berpotensi menjadi solusi yang lebih efisien dan cepat dibanding CNN, khususnya untuk aplikasi *realtime* dan sistem dengan keterbatasan perangkat keras.

Sejauh ini masih sangat sedikit penelitian yang secara khusus mengeksplorasi penggunaan kombinasi Filter Gabor dan HOG dengan ANN dalam sistem klasifikasi kelompok usia berbasis wajah, terutama yang mendukung dua mode *input* sekaligus yaitu *input* citra foto manual dan *input realtime* melalui webcam. Sebagian besar penelitian masih fokus pada CNN atau hanya menggunakan metode tunggal untuk ekstraksi fitur. Selain itu, belum banyak sistem yang secara menyeluruh mengintegrasikan proses ekstraksi fitur, klasifikasi, dan tampilan antarmuka pengguna (GUI) dalam satu kesatuan aplikasi yang efisien dan mudah digunakan.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian yang telah diuraikan, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kelompok usia manusia berbasis citra wajah dengan pendekatan yang lebih ringan namun tetap akurat. Sistem ini dirancang menggunakan kombinasi Filter Gabor dan HOG sebagai metode ekstraksi fitur, dan *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai metode klasifikasi. Selain itu, sistem ini dilengkapi dengan antarmuka pengguna yang mendukung dua jenis *input*, yaitu *input* foto secara manual dan *input realtime* menggunakan webcam. Fokus utama dari sistem ini adalah efisiensi komputasi, kemudahan implementasi, serta ketahanan terhadap variasi wajah dan kondisi lingkungan.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah penerapan pendekatan kombinasi ekstraksi fitur Filter Gabor dan HOG yang ringan dan informatif untuk klasifikasi kelompok usia. Selain itu, mengintegrasikan metode klasifikasi *Artificial Neural Network* (ANN) yang efisien dan dapat bekerja dengan baik pada data hasil ekstraksi fitur, mengembangkan sistem klasifikasi kelompok usia berbasis wajah yang mendukung dua mode *input* (foto manual dan realtime) dalam satu platform serta memberi solusi sistem klasifikasi kelompok usia yang praktis dan adaptif, yang dapat diterapkan pada berbagai kondisi nyata tanpa memerlukan sumber daya komputasi tinggi seperti CNN. Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem yang dikembangkan mampu memberikan kinerja yang baik dalam akurasi maupun kecepatan, serta dapat diandalkan untuk berbagai keperluan praktis yang berkaitan dengan klasifikasi kelompok usia berdasarkan citra wajah.

2. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari metode ekstraksi fitur *Filter Gabor* dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk klasifikasi kelompok usia berdasarkan wajah.

2.1. Usia

Usia merupakan informasi penting yang dapat diperkirakan melalui karakteristik wajah. Seiring bertambahnya usia, wajah mengalami perubahan seperti munculnya kerutan, perubahan bentuk tulang pipi, dan pergeseran posisi fitur wajah, seperti mata, hidung, dan mulut [7]. Berdasarkan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (KEMENKES), kelompok usia dibagi menjadi beberapa kategori, yaitu muda, dewasa, dan tua [2].

Tabel 1. Kategori Kelompok Usia

| NO. | Kategori Usia | Usia |
|-----|---------------|-------------|
| 1 | Balita | <5 tahun |
| 2 | Anak-anak | 5-9 tahun |
| 3 | Remaja | 10-18 tahun |
| 4 | Dewasa | 19-59 tahun |
| 5 | Lansia | 60> tahun |

2.2. Wajah

Wajah merupakan bagian tubuh yang penting sebagai identitas diri, selain berperan dalam penampilan dan ekspresi. Setiap wajah memiliki karakteristik unik yang dapat diidentifikasi menggunakan sistem biometrik [8]. Seiring bertambahnya usia, wajah mengalami perubahan seperti munculnya kerutan dan perubahan bentuk tulang pipi. Proses pengenalan wajah menghadapi tantangan akibat variasi yang disebabkan oleh ekspresi, penuaan [7]. Adapun ciri-ciri yang menjadi tolak ukur dari citra wajah yaitu:

1. Balita (0–5 tahun), wajah cenderung bulat dengan pipi penuh, kulit halus, dan mata besar.
2. Anak-anak (5–9 tahun) menunjukkan perubahan bentuk wajah, pipi lebih ramping, muncul garis halus, serta kulit lebih berminyak.
3. Remaja (10–18 tahun) memiliki struktur wajah lebih tegas, tulang pipi menonjol, kulit berminyak, dan kerutan mulai tampak akibat perubahan hormon.
4. Dewasa (19–59 tahun) ditandai dengan kerutan lebih jelas, kulit kehilangan elastisitas, dan mata tampak lebih kecil.
5. Lansia (>65 tahun) menunjukkan kerutan menyeluruh, kehilangan lemak wajah, kulit sangat kering, serta mata dan bibir tampak sayu [9].

2.3. Ekstraksi Fitur

2.3.1. Filter Gabor

Filter Gabor adalah jenis filter yang dirancang untuk meniru cara sistem penglihatan manusia bekerja, dengan memisahkan frekuensi dan orientasi tertentu dalam gambar [10]. Filter ini sangat efektif dalam mendeteksi ciri-ciri karena kemampuannya mengurangi pengaruh perubahan pencahayaan dan sedikit pergeseran atau perubahan bentuk pada gambar. Untuk menghasilkan efek ini, digunakan persamaan (1) untuk membuat kernel Gabor [2]:

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

Keterangan:

$$i = \sqrt{-1}$$

u = frekuensi dari gelombang Sinusoidal

θ = kontrol terhadap orientasi dari fungsi Gabor

σ = standar deviasi Gaussian Envelope

x, y = koordinat dari Gabor Filter

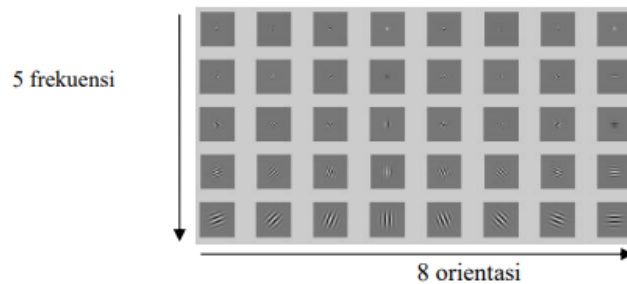
Persamaan untuk Gabor Filter 2- D di atas dibentuk dari dua komponen, yaitu Gaussian envelope dan gelombang Sinusoidal dalam bentuk kompleks. Fungsi Gaussian envelop dari persamaan (2) adalah:

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

Sedangkan gelombang Sinusoidal ditunjukkan oleh:

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

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 seperti yang diperlihatkan pada Gambar 1. Kernel Gabor [11].



Gambar 1. Kernel Gabor

Response yang dihasilkan berupa kumpulan bilangan *real* dan bilangan imajiner, yang digabungkan dan menghasilkan bilangan kompleks seperti persamaan (3):

$$\text{Output} = \sqrt{\text{imajiner}^2 + \text{real}} \quad (3)$$

Setelah mendapatkan ciri dari Filter Gabor, langkah selanjutnya adalah melakukan ekstraksi ciri. Proses ini melibatkan seleksi ciri, yaitu memilih informasi yang paling relevan dari hasil analisis, sehingga dapat membedakan setiap kelas objek dengan baik [12]. Ekstraksi ciri bertujuan untuk menghitung nilai kuantitatif dari setiap ciri pada piksel gambar. Salah satu metode ekstraksi yang dapat digunakan adalah dengan menghitung energi tekstur, yaitu rata-rata nilai tekstur dari Magnitude Response [7]. Energi tekstur dihitung menggunakan rumus yang dijelaskan pada persamaan (4):

$$G(x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |x(m, n)|^2 \quad (4)$$

2.3.2. Histogram Of Oriented Gradients (HOG)

Histogram of Oriented Gradients (HOG) digunakan untuk mengambil ciri-ciri atau fitur penting dari sebuah gambar, terutama dalam pengenalan objek seperti manusia. Langkah pertama dalam proses HOG adalah mengubah gambar berwarna (RGB) menjadi gambar hitam putih (grayscale). Setelah itu, sistem menghitung perubahan tingkat kecerahan (gradien) di setiap piksel. Nilai gradien ini menunjukkan arah dan seberapa besar perubahan warna di sekitar piksel tersebut. HOG menggunakan arah perubahan warna (gradien) sebagai dasar pembuatan histogram. Ini membuat HOG lebih efektif dalam mengenali bentuk dan struktur objek dalam gambar [13].

2.4. Artificial Neural Network (ANN)

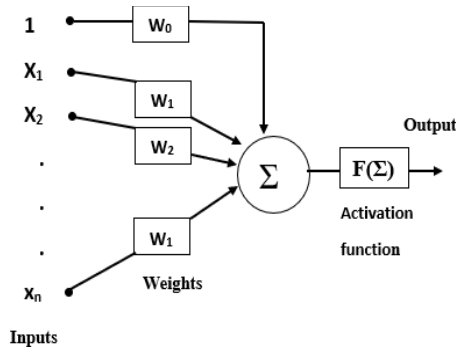
Artificial Neural Network (ANN) adalah metode pengolahan informasi yang terinspirasi dari cara kerja sistem saraf manusia, khususnya otak manusia dalam mengolah informasi. ANN terdiri dari banyak unit pemrosesan informasi (disebut neuron) yang saling terhubung dan bekerja bersama untuk menyelesaikan masalah tertentu, seperti klasifikasi atau prediksi. ANN memiliki sifat adaptif, yang artinya dapat menyesuaikan struktur dan kemampuannya berdasarkan informasi yang diterima, baik dari luar maupun dari dalam sistem [14]. ANN dapat meniru cara kerja otak manusia dari sudut:

1. Pengetahuan diperoleh dari *network* lingkungan, melalui pembelajaran.
2. Kemampuan koneksi antar unit, berfungsi untuk menyimpan pengetahuan yang telah diperoleh oleh *network* tersebut.

Pada tahun 1943, Mc. Culloch dan Pitts mengenalkan model matematika yang sudah disederhanakan dari pengelompokan sel saraf yang sebenarnya pada persamaan (5) [15].

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n x_j y_j\right) \quad (5)$$

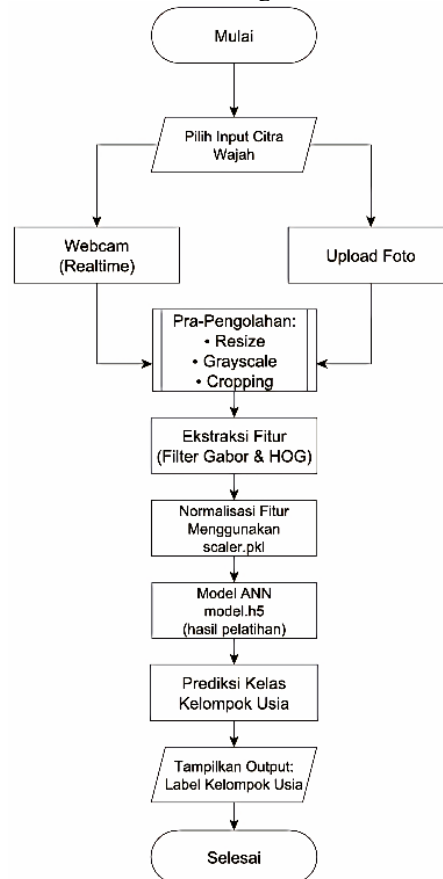
Korelasi antara ketiga komponen dalam persamaan (5) dapat dijelaskan sebagai berikut: signal x adalah sebuah vektor dengan n dimensi (X_1, X_2, \dots, X_n). Signal ini diperkuat oleh synapse w , yang juga merupakan vektor dengan n dimensi (W_1, W_2, \dots, W_n). Hasil penguatan ini kemudian dijumlahkan, dan akumulasi tersebut diproses oleh fungsi aktivasi F . Fungsi aktivasi F bertugas memantau apakah akumulasi tersebut telah melampaui ambang batas tertentu. Jika batas tersebut terlampaui, *neuron* yang awalnya berada dalam kondisi "0" akan menghasilkan *output* bernilai "1". Berdasarkan *output* nya (y), sebuah *neuron* hanya dapat memiliki dua status: "0" (tidak aktif) atau "1" (aktif). *Neuron* dikatakan firing jika *output* nya adalah "1" [7].



Gambar 2. Model *Neural Network*

2.5. Perancangan Sistem

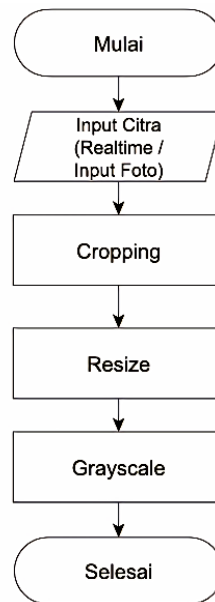
Berikut ini merupakan *flowchart* untuk membangun sistem:



Gambar 3. *Flowchart* Rancangan sistem

Sistem klasifikasi kelompok usia yang dirancang untuk *input* foto wajah dan secara *realtime*. Citra yang diperoleh diproses melalui tahapan pra-pengolahan, meliputi *resize* menjadi 150×150 piksel, konversi ke *grayscale*, dan *cropping*. Fitur wajah kemudian diekstraksi menggunakan *Filter Gabor* untuk tekstur dan HOG untuk bentuk. Hasil ekstraksi dinormalisasi menggunakan *scaler* yang telah dilatih, lalu diproses oleh model *Artificial Neural Network* (ANN) yang disimpan dalam file *model.h5*. Model memberikan prediksi kelompok usia dalam lima kelas, yaitu balita, anak-anak, remaja, dewasa, dan lansia, yang ditampilkan pada *userinterface* pengguna.

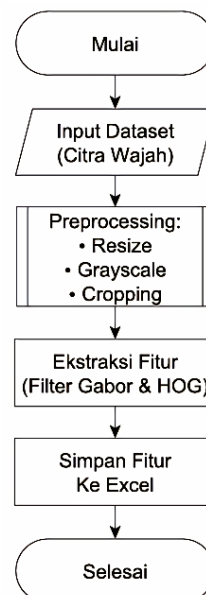
2.6. Flowchart Pre-processing Citra Wajah



Gambar 4. Flowchart Pre-processing Citra Wajah

Tahapan *Pre-processing* Citra Wajah dimulai dengan *Input Citra (Realtime / Input Foto)*, *Input* citra dilakukan secara *realtime* menggunakan webcam atau dengan cara mengunggah foto dari perangkat pengguna. Selanjutnya sistem melakukan proses *cropping*, yaitu memotong citra agar hanya menyisakan bagian wajah saja. Citra hasil *cropping* kemudian diubah ukurannya menjadi 150×150 piksel. Ukuran ini dipilih agar seluruh citra wajah memiliki ukuran yang sama, sehingga memudahkan proses ekstraksi fitur dan pelatihan atau prediksi model. Gambar kemudian dikonversi dari gambar berwarna menjadi gambar *grayscale*. citra wajah dikonversi agar fitur-fitur seperti tekstur dan bentuk wajah dapat ditangkap dengan baik tanpa warna.

2.7. Flowchart Ekstraksi

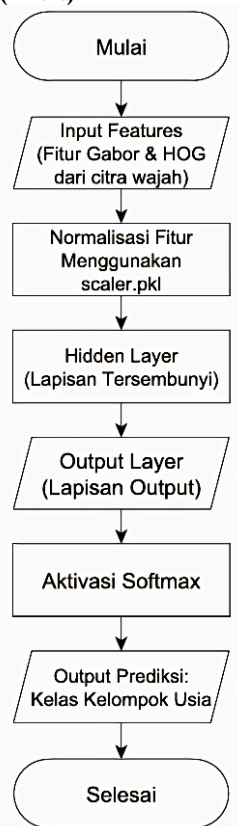


Gambar 5. Flowchart Ekstraksi

Pada tahapan ekstraksi dataset diatas, terdapat beberapa langkah-langkah. *Input Dataset (Citra Wajah)*: Dataset berupa citra wajah dimasukkan ke dalam sistem. Dataset ini terdiri dari 5 kelompok usia balita, anak-anak, remaja, dewasa, dan lansia. *Preprocessing (resize, grayscale, cropping)*: Setiap citra wajah dalam dataset diproses melalui beberapa tahap pra-pengolahan. Tahap pertama adalah *resize* mengubah ukuran gambar menjadi seragam menjadi 150×150 piksel. Selanjutnya gambar dikonversi menjadi *grayscale* dan *cropping*. *Ekstraksi Fitur (Filter Gabor & HOG)*: Sistem akan mengekstraksi fitur dari citra wajah yaitu menggunakan *Filter Gabor* dan HOG. *Simpan Fitur ke Excel*: Hasil ekstraksi fitur citra wajah kemudian

disimpan dalam file Excel. Setiap baris di file Excel mewakili satu citra wajah beserta nilai-nilai fitur hasil ekstraksi.

2.8. Flowchart Artificial Neural Network (ANN)

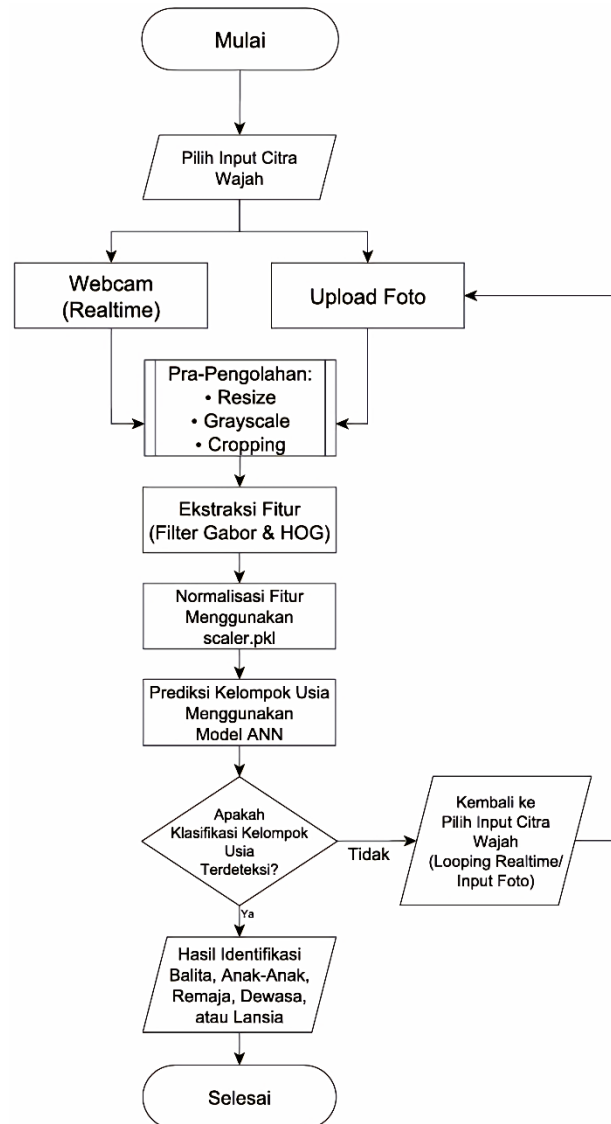


Gambar 6. Flowchart Artificial Neural Network (ANN)

Input Features (Fitur Gabor & HOG dari citra wajah): Sistem menerima data fitur yang telah diekstraksi menggunakan Filter Gabor dan HOG. Fitur ini mewakili ciri-ciri penting dari wajah, seperti tekstur, pola, dan bentuk yang berguna untuk mengidentifikasi kelompok usia. *Normalisasi Fitur Menggunakan scaler.pkl*: Fitur yang telah dimasukkan kemudian dinormalisasi menggunakan objek *scaler.pkl* yang sudah dilatih. *Hidden Layer* (lapisan tersembunyi): Fitur masuk ke dalam *hidden layer* dalam model ANN. Fitur akan dikalikan dengan bobot dan ditambahkan bias, lalu diproses menggunakan fungsi aktivasi *ReLU* (Rectified Linear Unit). *Output Layer* (Lapisan Output): Nilai dari *hidden layer* kemudian diteruskan ke lapisan *output*. Setiap *neuron* di lapisan ini mewakili satu kelas kelompok usia. Pada tahap ini, dilakukan lagi proses perhitungan bobot dan bias untuk menghasilkan skor akhir dari masing-masing kelas kelompok usia. *Aktivasi Softmax*: Skor yang dihasilkan dari *output layer* kemudian diproses menggunakan fungsi aktivasi Softmax. Fungsi ini mengubah semua skor menjadi nilai probabilitas. *Output Prediksi*: Dari hasil probabilitas, sistem akan memilih kelas dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai hasil akhir.

2.9. Flowchart Sistem

Sistem klasifikasi kelompok usia berdasarkan citra wajah dimulai dengan pemilihan *input* citra melalui webcam *realtime* atau unggahan foto. Citra yang diperoleh diproses melalui *resize* (150×150 piksel), konversi ke *grayscale*, dan *cropping*. Fitur wajah diekstraksi menggunakan Filter Gabor untuk tekstur dan HOG untuk bentuk. Hasil ekstraksi dinormalisasi dengan *scaler.pkl* agar fitur berada dalam skala yang konsisten. Fitur yang dinormalisasi kemudian diprediksi oleh model *Artificial Neural Network* (ANN) yang telah dilatih. Hasil prediksi mengklasifikasikan kelompok usia ke dalam lima kelas: balita, anak-anak, remaja, dewasa, atau lansia. Jika klasifikasi gagal, sistem mengulang proses hingga identifikasi berhasil.



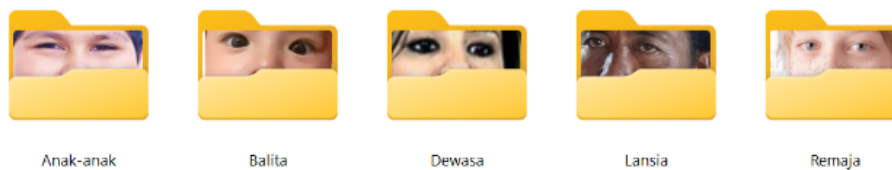
Gambar 7. Flowchart Sistem

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data Penelitian

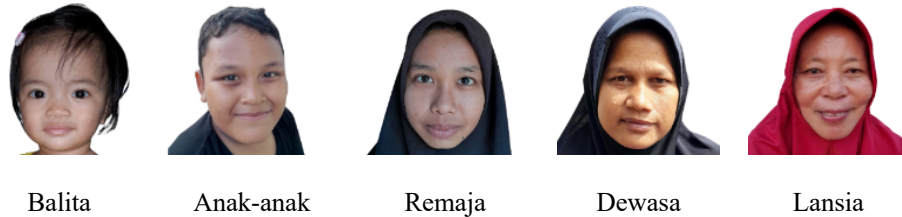
Pengumpulan data dalam penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kelompok usia berdasarkan citra wajah. Data yang digunakan berupa citra wajah, terdiri dari 2.500 citra wajah, dibagi ke dalam 5 kelompok usia dengan masing-masing kelompok berisi 500 citra wajah. Dari setiap kelompok usia, 50 citra wajah digunakan sebagai data uji, sehingga setiap kelompok memiliki 10 data uji.

Proses pelabelan data dilakukan dengan memberikan nama pada setiap citra agar mudah diidentifikasi. Setiap subfolder diberi nama sesuai dengan kelompok usia. Berikut folder data citra wajah manusia berdasarkan kelompok usia ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Data Yang Sudah Diberi Label

Kelompok usia yang digunakan ada 5 yaitu balita, kanak-kanak, remaja, dewasa, lansia. Contoh data citra kelompok usia pada Gambar 9.



Gambar 9. Citra Wajah Kelompok Usia

3.2. Preprocessing

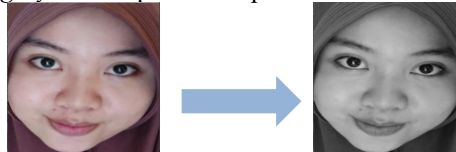
3.2.1. Cropping

Proses *cropping* gambar dilakukan untuk fokus pada bagian wajah dan menghilangkan objek lain di dalam gambar. Hal ini penting karena tanpa *cropping*, komputer akan menganalisis seluruh objek dalam gambar. Langkah ini diperlukan karena tujuan penelitian adalah memprediksi kelompok usia berdasarkan wajah. Contoh *cropping* dapat dilihat pada Gambar 10.

Gambar 10. Proses *cropping*

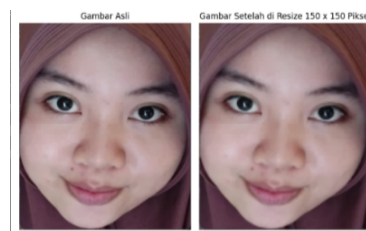
3.2.2. Grayscale

Grayscale adalah teknik yang digunakan untuk mengubah gambar berwarna menjadi gambar abu-abu. Pada gambar *grayscale*, warna abu-abu dihasilkan dari komponen warna merah, hijau, dan biru yang memiliki intensitas yang sama dalam ruang warna RGB. Ini berarti hanya satu nilai intensitas yang diperlukan untuk mewakili setiap piksel, dibandingkan dengan gambar berwarna yang membutuhkan tiga nilai intensitas (merah, hijau, dan biru). Contoh *grayscale* dapat dilihat pada Gambar 11.

Gambar 11. Proses *Grayscale*

3.2.3. Resize

Resize adalah proses mengubah ukuran gambar secara vertikal maupun horizontal dalam satuan piksel. Proses ini dilakukan untuk menyamakan ukuran data gambar yang sebelumnya berbeda-beda. Penyesuaian ukuran ini penting karena pada tahap *full connected layers*, semua data gambar harus memiliki dimensi *array* yang sama. Selain itu, *resize* juga dapat mempercepat waktu pelatihan model. Ukuran gambar hasil *resize* bisa menjadi lebih kecil atau lebih besar dibandingkan file aslinya. Dalam penelitian ini, semua gambar diubah ukurannya menjadi panjang 150 piksel dan lebar 150 piksel. Contoh *resize* dapat dilihat pada Gambar 12.

Gambar 12. Proses *Resize*

3.3. Ekstraksi Fitur

3.3.1. Filter Gabor

Metode *Filter Gabor* digunakan dalam penelitian ini untuk mengekstraksi tekstur dari citra wajah. *Filter Gabor* mampu menangkap karakteristik tekstur seperti kerutan dan pola permukaan kulit wajah. Secara umum, tahapan proses ekstraksi tekstur wajah dengan *Filter Gabor* meliputi:

1. Mengonversi citra wajah ke format *grayscale*.
2. Memproses citra dengan beberapa *Filter Gabor* yang memiliki variasi orientasi dan skala untuk memperoleh fitur tekstur yang beragam.

3.3.2. Histogram of Oriented Gradients (HOG)

Histogram of Oriented Gradients (HOG) digunakan untuk menangkap informasi bentuk serta arah garis dan tepi pada citra wajah. Tahapan proses ekstraksi fitur dengan metode HOG meliputi:

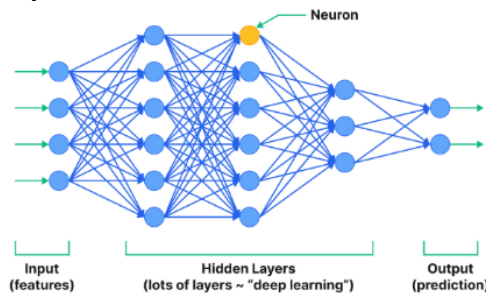
1. Mengonversi citra wajah ke format *grayscale*.
2. Menghitung Magnitudo dan orientasi gradien.
3. Menghitung Histogram orientasi gradien sebagai representasi fitur.

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Yang Sudah Dinormalisasi

| HOG1 | HOG2 | HOG3 | ... | HOG50 | Gabor1 | Gabor2 | Gabor3 | ... | Gabor8 |
|---------|--------|--------|-----|---------|--------|--------|--------|-----|--------|
| -0,6158 | 0,9903 | 0,2764 | ... | -0,2208 | 2,0485 | 2,2788 | 1,1618 | ... | 1,9498 |

3.4. Artificial Neural Network (ANN)

Pembentukan model jaringan ANN sangat memengaruhi hasil loss yang diperoleh dari model. Arsitektur jaringan *Artificial Neural Network* (ANN) dalam penelitian ini terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*.



Gambar 13. Model Jaringan *Artificial Neural Network* (ANN)

Input layer adalah lapisan pertama yang menerima data masukan (fitur) dari citra wajah, seperti tekstur, dan bentuk wajah. *Input layer* terdiri atas 58 *neuron* yang merupakan hasil gabungan dari 8 fitur tekstur menggunakan Filter Gabor dan 50 fitur bentuk menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). *Hidden layer* adalah beberapa lapisan di tengah yang melakukan proses pembelajaran. Setiap *neuron* dalam *hidden layer*, menerima sinyal dari *neuron* sebelumnya, mengolahnya dengan bobot dan fungsi aktivasi, lalu mengirimkan hasilnya ke *neuron* berikutnya. *Hidden layer* pertama memiliki 64 *neuron* dengan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit). Dan *hidden layer* kedua terdiri dari 32 *neuron* dan juga menggunakan fungsi aktivasi ReLU. *Output layer* memiliki 5 *neuron* dengan fungsi aktivasi *Softmax*, yang mewakili lima kelas usia yaitu balita, anak-anak, remaja, dewasa, dan lansia.

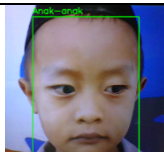
Model ini dilatih menggunakan parameter sebagai berikut: optimizer yang digunakan adalah Adam, dengan fungsi loss Categorical Crossentropy. Proses pelatihan dilakukan selama 100 epoch dengan ukuran batch (batch size) sebesar 32, serta menggunakan validation split sebesar 20% dari total data pelatihan. Sebelum pelatihan, data fitur terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan StandardScaler dari pustaka scikit-learn untuk memastikan distribusi data berada pada skala yang seragam.




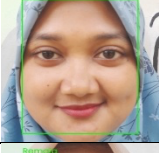
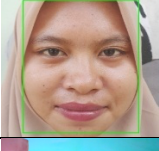




3.5. Hasil Pengujian

3.5.1. Hasil Pengujian Sistem Kelompok Usia Sistem *Realtime*

Berdasarkan hasil pengujian sistem klasifikasi kelompok usia secara *realtime* dengan 2.500 citra wajah, dibagi ke dalam 5 kelompok usia dengan masing-masing kelompok usia berisi 500 citra. Dari setiap kelompok usia, 50 citra wajah digunakan sebagai data uji, sehingga setiap kelompok memiliki 10 data uji. Contoh hasil dari uji coba ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil Pengujian Sistem *Realtime*

| No. | Data Uji | Kelompok Usia | Hasil Pengujian | Keterangan |
|-----|---|---------------|-----------------|------------|
| 1. |  | Anak-anak | Anak-anak | TP |

| | | | | |
|-----|---|-----------|-----------|----|
| 2. |  | Anak-anak | Anak-anak | TP |
| 3. |  | Balita | Balita | TP |
| 4. |  | Balita | Balita | TP |
| 5. |  | Remaja | Lansia | FN |
| 6. |  | Remaja | Remaja | TP |
| 7. |  | Dewasa | Remaja | FN |
| 8. |  | Dewasa | Dewasa | TP |
| 9. |  | Lansia | Dewasa | FN |
| 10. |  | Lansia | Lansia | TP |

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3. dapat diketahui bahwa hasil yang diperoleh dalam pengujian dapat dilihat pada *Confusion Matrix* di Tabel 4.

Tabel 4. *Confusion Matrix*

| Akurasi 100% | True Class | | | | |
|-----------------|------------|-----------|--------|--------|--------|
| | Balita | Anak-anak | Remaja | Dewasa | Lansia |
| Balita | 7 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| Anak-anak | 0 | 9 | 0 | 0 | 1 |
| Remaja | 0 | 0 | 8 | 0 | 2 |
| Dewasa | 0 | 0 | 1 | 6 | 3 |
| Lansia | 0 | 0 | 0 | 3 | 7 |

1. Menghitung presisi = $TP/(TP+FP)$

Tabel 5. Menghitung Presisi

| | Balita | Anak | Remaja | Dewasa | Lansia |
|---------|-----------------|--------------------|--------------------|--------------------|------------------------|
| TP | 7 | 9 | 8 | 6 | 7 |
| FP | 0 | 3 | 1 | 3 | 3+2+1 |
| Presisi | $7/(7+0)$ =1 | $9/(9+3)$ =0,75 | $8/(8+1)$ =0,88 | $6/(6+3)$ =0,66 | $7/(7+3+2+1)$ =0,53 |

Rata-rata Presisi =

$$\frac{P. Balita + P. Anak + P. Remaja + P. Dewasa + P. Lansia}{Jumlah Kelas}$$

$$Presisi = \frac{1 + 0,75 + 0,88 + 0,66 + 0,53}{5} \times 100\%$$

$$Presisi = \frac{3,82}{5} \times 100\%$$

$$Presisi = 76,4 \%$$

2. Menghitung recall = $TP/(TP+FN)$

Tabel 6. Menghitung Recall

| | Balita | Anak | Remaja | Dewasa | Lansia |
|--------|-------------------|-------------------|-------------------|---------------------|-------------------|
| TP | 7 | 9 | 8 | 6 | 7 |
| FN | 3 | 1 | 2 | 1+3 | 3 |
| Recall | $7/(7+3)$ =0,7 | $9/(9+1)$ =0,9 | $8/(8+2)$ =0,8 | $6/(6+1+3)$ =0,6 | $7/(7+3)$ =0,7 |

Rata-rata recall =

$$\frac{R. Balita + R. Anak + R. Remaja + R. Dewasa + R. Lansia}{Jumlah Kelas}$$

$$Recall = \frac{0,7 + 0,9 + 0,8 + 0,6 + 0,7}{5} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{3,7}{5} \times 100\%$$

$$Recall = 74 \%$$

3. Menghitung Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Akurasi = \frac{37 + 0}{37 + 0 + 0 + 13} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{37}{50} \times 100\%$$

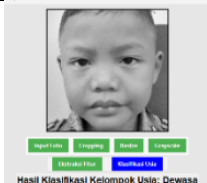
$$Akurasi = 74 \%$$










Berdasarkan hasil pengujian yang ditampilkan dalam *confusion matriks*, diperoleh nilai akurasi total sebesar 74% dari 50 data uji, dengan nilai presisi 76,4% dan recall 74% dalam mengenali kelompok usia.

3.5.2. Hasil Pengujian Sistem Kelompok Usia Sistem *Input Foto*

Berdasarkan hasil pengujian sistem klasifikasi kelompok usia secara *input foto* dengan 2.500 citra wajah, dibagi ke dalam 5 kelompok usia dengan masing-masing kelompok usia berisi 500 citra. Dari setiap kelompok usia, 50 citra wajah digunakan sebagai data uji, sehingga setiap kelompok memiliki 10 data uji. Contoh hasil dari uji coba ini dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Contoh Hasil Pengujian Sistem *Input Foto*

| No. | Data Uji | Kelompok Usia | Hasil Pengujian | Keterangan |
|-----|---|---------------|-----------------|------------|
| 1. |  | Anak-anak | Dewasa | FN |

| | | | | |
|-----|---|-----------|-----------|----|
| 2. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Remaja | Anak-anak | Remaja | FP |
| 3. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Anak-anak | Balita | Anak-Anak | FP |
| 4. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Balita | Balita | Balita | TP |
| 5. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Dewasa | Remaja | Dewasa | FP |
| 6. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Remaja | Remaja | Remaja | TP |
| 7. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Dewasa | Dewasa | Dewasa | TP |
| 8. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Remaja | Dewasa | Dewasa | TP |
| 9. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Dewasa | Lansia | Dewasa | FP |
| 10. |   Hasil Klasifikasi Kelompok Usia: Lansia | Lansia | Lansia | TP |

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 7. dapat diketahui bahwa hasil yang diperoleh dalam pengujian dapat dilihat pada *Confusion Matrix* di Tabel 8.

Tabel 8. *Confusion Matrix*

| Prediksi | True Class | | | | |
|-----------|------------|-----------|--------|--------|--------|
| | Balita | Anak-anak | Remaja | Dewasa | Lansia |
| Balita | 7 | 2 | 0 | 1 | 0 |
| Anak-anak | 0 | 8 | 1 | 1 | 0 |
| Remaja | 1 | 0 | 8 | 1 | 0 |
| Dewasa | 1 | 0 | 1 | 8 | 0 |
| Lansia | 1 | 1 | 1 | 0 | 7 |

- Menghitung presisi = $TP/(TP+FP)$

Tabel 9. Menghitung Presisi

| | Balita | Anak | Remaja | Dewasa | Lansia |
|---------|----------------------|----------------------|------------------------|------------------------|-----------------|
| TP | 7 | 8 | 8 | 8 | 7 |
| FP | 1+1+1 | 2+1 | 1+1+1 | 1+1+1 | 0 |
| Presisi | $7/(7+1+1)$ =0,77 | $8/(8+2+1)$ =0,72 | $8/(8+1+1+1)$ =0,72 | $8/(8+1+1+1)$ =0,72 | $7/(7+0)$ =1 |

Rata-rata Presisi =

$$\frac{P. Balita + P. Anak + P. Remaja + P. Dewasa + P. Lansia}{Jumlah Kelas}$$

$$Presisi = \frac{0,77 + 0,72 + 0,72 + 0,72 + 1}{5} \times 100\%$$

$$Presisi = \frac{3,93}{5} \times 100\%$$

$$Presisi = 78,6 \%$$

- Menghitung *recall* = $TP/(TP+FN)$

Tabel 10. Menghitung Recall

| | Balita | Anak | Remaja | Dewasa | Lansia |
|--------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|-----------------------|
| TP | 7 | 8 | 8 | 8 | 7 |
| FN | 2+1 | 1+1 | 1+1 | 1+1 | 1+1+1 |
| Recall | $7/(7+2+1)$ =0,7 | $8/(8+1+1)$ =0,8 | $8/(8+1+1)$ =0,8 | $8/(8+1+1)$ =0,8 | $7/(7+1+1+1)$ =0,7 |

Rata-rata *recall* =

$$\frac{R. Balita + R. Anak + R. Remaja + R. Dewasa + R. Lansia}{Jumlah Kelas}$$

$$Recall = \frac{0,7 + 0,8 + 0,8 + 0,8 + 0,7}{5} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{3,8}{5} \times 100\%$$

$$Recall = 76 \%$$

- Menghitung Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Akurasi = \frac{38 + 0}{38 + 0 + 0 + 12} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{38}{50} \times 100\%$$

$$Akurasi = 76 \%$$

Berdasarkan hasil pengujian yang ditampilkan dalam *confusion matrix*s, diperoleh nilai akurasi total sebesar 76% dari 50 data uji, dengan nilai presisi 78,6% dan *recall* 76% dalam mengenali kelompok usia.

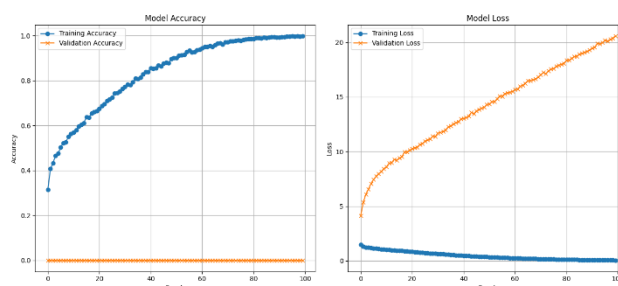
4. HASIL EVALUASI MODEL

4.1. Visualisasi Grafik Akurasi dan Loss

Selain menggunakan *confusion matrix*s untuk mengevaluasi performa model klasifikasi kelompok usia, dilakukan juga visualisasi grafik akurasi dan *loss* selama proses pelatihan. Grafik ini menunjukkan perkembangan kinerja model dalam mengenali pola data pada tiap *epoch*. Gambar 15 grafik sebelah kiri menunjukkan akurasi model pada data pelatihan (*training accuracy*) dan validasi (*validation accuracy*), sedangkan grafik sebelah kanan menunjukkan *loss* model pada data pelatihan (*training loss*) dan validasi (*validation loss*). Dari grafik akurasi, terlihat bahwa nilai akurasi meningkat secara bertahap seiring bertambahnya jumlah *epoch*. Nilai akurasi pelatihan terus meningkat hingga mendekati 1, sedangkan akurasi validasi juga meningkat meskipun dengan laju yang lebih stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu

mempelajari pola data dengan baik dan terjadi proses pembelajaran yang konsisten. Sementara itu, grafik *loss* menunjukkan bahwa nilai *training loss* menurun drastis pada awal pelatihan dan terus menurun secara bertahap seiring bertambahnya *epoch*. *Validation loss* juga menunjukkan penurunan yang stabil dan tidak menunjukkan peningkatan, yang bisa menjadi tanda terjadinya *overfitting*. Kondisi ini mengindikasikan bahwa proses pelatihan berjalan secara optimal, di mana model tidak hanya cocok terhadap data pelatihan, tetapi juga mampu melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat.

Secara keseluruhan, kedua grafik ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik selama pelatihan. Tidak ditemukan indikasi *overfitting* maupun *underfitting*, sehingga model dapat dikatakan stabil dan andal untuk digunakan dalam proses klasifikasi kelompok usia.



Gambar 14. Grafik Akurasi dan Loss

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai Klasifikasi Kelompok Usia Manusia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan *Filter Gabor*, *Histogram of Oriented Gradients (HOG)* dan *Artificial Neural Network (ANN)*, maka dapat disimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini berhasil mengklasifikasikan kelompok usia manusia berdasarkan citra wajah dengan memanfaatkan metode ekstraksi fitur *Filter Gabor* dan HOG, serta klasifikasi menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)*. Sistem dapat beroperasi baik pada mode *realtime* maupun *input* foto, sesuai dengan tujuan penelitian. Dari pengujian yang dilakukan menggunakan 2.500 data citra wajah sebagai data latih dan 50 data citra wajah sebagai data uji, sistem yang dibangun menghasilkan akurasi klasifikasi kelompok usia sebesar 74% secara *realtime* dan menghasilkan akurasi klasifikasi kelompok usia sebesar 76% secara *input* foto. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan mampu memberikan performa klasifikasi yang cukup baik sesuai dengan target penelitian yang diharapkan.

REFERENSI

- [1] N. Chalista *et al.*, "Identifikasi Pengenalan Wajah Berdasarkan Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 6, no. 1, 2024, doi: 10.37802/joti.v6i1.694.
- [2] A. N. Rohmah, D. Putra Pamungkas, and A. B. Setiawan, "Implementasi Ekstraksi Ciri Filter Gabor Dan Ann Dalam Klasifikasi Citra Wajah," *Semin. Nas. Inov. Teknol.*, no. 2009, pp. 249–254, 2021.
- [3] A. Arifandi, "Identifikasi dan Prediksi Umur Serta Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Terap. Sains Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 89–96, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.unikama.ac.id/index.php/jtst/article/view/6985>
- [4] A. Safrudin, "Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Local Binary Pattern Dan K-Nearest Neighbors," *Univ. Teknol. Yogyakarta*, pp. 1–12, 2020.
- [5] Z. N. Izdihar, S. Y. Prasetyo, S. Philip, and S. M. Isa, "Age Identification Through Facial Images Using Gabor Filter and Convolutional Neural Network (CNN)," *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 164–169, 2023.
- [6] L. Anggraini and Y. Yamasari, "Klasifikasi Citra Wajah Untuk Rentang Usia Menggunakan Metode Artificial Neural Network," *J. Informatics* ..., vol. 05, pp. 185–192, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/56907%0Ahttps://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/download/56907/44692>
- [7] S. Melangi, "Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Gabor Filter," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 60–67, 2020, doi: 10.37905/jjee.v2i2.6956.
- [8] S. Sriani and A. Nabila, "Implementasi Deep Learning Untuk Mengidentifikasi Umur Manusia Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 1836–1843, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4457.
- [9] Z. S. A. Ghrban and N. K. EL Abbadi, "Gender and Age Estimation from Human Faces Based on Deep Learning Techniques: A Review," *Int. J. Comput. Digit. Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 201–220, 2023, doi: 10.12785/ijcds/140118.
- [10] K. Khairunnisa, R. Rismayanti, and R. Alhari, "Analisis Identifikasi Wajah Menggunakan Gabor Filter Dan Skin Model," *J. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 150, 2020, doi: 10.36294/jurti.v2i2.430.
- [11] H. Arman, "Analisa Performance Metode Gabor Filter Untuk Pengenalan Wajah," 2012.
- [12] A. Syarif, A. R. Tanjung, R. Andrian, and F. R. Lumbanraja, "Implementasi Metode Ekstraksi Fitur Gabor Filter dan Probablity Neural Network (PNN) untuk Identifikasi Kain Tapis Lampung," *J. Komputasi*, vol. 8, no. 2, pp. 1–9, 2020, doi: 10.23960/komputasi.v8i2.2641.
- [13] R. Y. Endra, A. Cucus, F. N. Afandi, and M. B. Syahputra, "Deteksi Objek Menggunakan Histogram of Oriented Gradient (Hog) Untuk Model Smart Room," *Explor. J. Sist. Inf. dan Telemat.*, vol. 9, no. 2, 2018, doi: 10.36448/jsit.v9i2.1075.

- [14] M. Rizaldi, R. D. Putri, M. Nur, S. Amin, M. Akli, and N. Setyawan, "Pengaplikasian Artificial Neural Network (ANN) dalam Memprediksi Curah Hujan Menggunakan Python," *Semin. Nas. Fortei7-4*, pp. 369–373, 2021.
- [15] A. Y. Prathama, "Pendekatan Ann (Artificial Neural Network) Untuk Penentuan Prosentase Bobot Pekerjaan Dan Estimasi Nilai Pekerjaan Struktur Pada Rumah Sakit Pratama," *J. Teknosains*, vol. 7, no. 1, p. 14, 2018, doi: 10.22146/teknosains.30139.