

PENGENALAN WAJAH BERMASKER DAN TIDAK BERMASKER MENGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BERDASARKAN HARALICK TEKSTUR ANALISIS

Raihan Arief Bijaksana¹, Bagus Harsiansyah²

¹ Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Surabaya 60118,
Indonesia
bagushardiansyah@untag-sby.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan ketepatan pengenalan wajah, terutama saat menggunakan masker. Dengan menggabungkan fitur tekstur Haralick dan analisis area wajah tanpa masker menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN). Dengan memanfaatkan pengetahuan analisis tekstur mendalam yang dihasilkan oleh Haralick serta pendekatan ANN yang spesifik untuk area wajah. Penelitian ini bertujuan untuk menggabungkan metode baru dalam pengenalan wajah. Manfaat penelitian ini memiliki dua arah: pertama membuka jalan bagi kemajuan dalam teknologi pengenalan pola dan kecerdasan buatan; kedua, mendorong pengembangan produk dan layanan identifikasi wajah yang lebih akurat yang akan memperkuat daya saing perusahaan di pasar yang kompetitif. Penelitian ini menawarkan solusi efektif dan inovatif yang menggabungkan pengetahuan tentang fitur tekstur Haralick dan analisis area tertentu dari wajah manusia melalui ANN. Hasil yang diharapkan adalah sistem pengenalan wajah yang lebih akurat yang akan berdampak positif pada industri keamanan, teknologi, dan masyarakat secara keseluruhan.

Keyword : Pengenalan Wajah, Analisis Tekstur Haralick, *Artificial Neural Network* (ANN), Penggunaan Masker, Akurasi Identifikasi, Keamanan dan Teknologi

PENDAHULUAN

Pada era pandemi COVID-19, penggunaan masker telah menjadi praktik umum di seluruh dunia. Hal ini menimbulkan tantangan baru dalam pengenalan wajah, sebuah teknologi yang telah berkembang pesat dan digunakan dalam berbagai aplikasi keamanan dan layanan masyarakat. Penelitian ini, yang dilakukan oleh Raihan Arief Bijaksana di bawah bimbingan Bagus Hardiansyah, S.Kom., M.Si, dari Program Studi Teknik Informatika Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, bertujuan untuk meningkatkan akurasi pengenalan wajah dengan menggunakan metode yang dapat mengidentifikasi wajah baik bermasker maupun tidak bermasker.

Penelitian ini menggunakan pendekatan yang menggabungkan analisis tekstur Haralick dengan area wajah yang tidak tertutup masker. Dengan menggunakan bahasa pemrograman MATLAB, penelitian ini mengembangkan model *Artificial Neural Network* (ANN) yang diharuskan untuk menangani kompleksitas yang ditambahkan oleh masker pada wajah. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mengekstraksi fitur-fitur yang relevan dari area wajah yang tidak tertutup, yang nantinya dapat digunakan untuk mengidentifikasi wajah individu secara unik.

Tujuannya adalah untuk menunjukkan bahwa dengan menggabungkan pengetahuan analisis tekstur *Haralick* secara mendalam dengan pendekatan spesifik untuk area wajah, metode baru yang dapat mengidentifikasi wajah yang dikembangkan. Penelitian ini tidak hanya

bermanfaat bagi penulis untuk meningkatkan pemahaman ilmiah di bidang pengenalan wajah dan kecerdasan buatan, tetapi juga membuka jalan bagi kemajuan teknologi pengenalan pola dan kecerdasan buatan serta mendorong pengembangan produk dan layanan identifikasi wajah yang lebih akurat.

Penelitian ini didukung oleh beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan teknologi komputer visi dan ANN untuk mendeteksi sifat-sifat seperti kualitas kopi Luwak Hijau. Namun, penelitian ini berfokus pada tantangan khususnya sendiri, yaitu mengidentifikasi wajah manusia dengan mempertimbangkan penggunaan masker.

Penelitian ini memiliki batasan-batasan, termasuk jangka waktu yang terbatas dan penggunaan data yang tersedia selama periode penelitian. Namun, hasil yang diperoleh diharuskan untuk dievaluasi berdasarkan standar industri dan penelitian terkait untuk memastikan relevansi dan efektivitas pendekatan yang diusulkan.

Secara keseluruhan, penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi secara positif pada bidang pengenalan wajah dan kecerdasan buatan, dengan dampak secara langsung pada aplikasi keamanan dan layanan masyarakat.

TINJAUAN PUSTAKA

4.1. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) adalah model komputasi yang didesain untuk meniru fungsi otak manusia dalam memproses informasi dan pembelajaran. ANN terdiri dari jaringan sederhana

yang saling terhubung, yang dikenal sebagai *neuron* atau node buatan, yang bekerja secara paralel untuk mempresentasikan pengetahuan dan memproses data.

Dalam konteks pengenalan wajah, ANN digunakan untuk menganalisis fitur-fitur wajah dan mempelajari pola yang memungkinkan identifikasi individu, baik wajah tersebut bermasker atau tidak. ANN memodifikasi bobot koneksi antar *neuron* untuk mempelajari contoh-contoh data pelatihan. Proses pelatihan ini, yang dikenal sebagai *backpropagation* yang melibatkan pengulangan pengajaran data pelatihan ke jaringan dan pembaruan representasi internal dalam sistem berdasarkan kesalahan prediksi.

ANN kuat dalam menghadapi data yang tidak pasti dan kesalahan pengukuran karena dapat menangani informasi yang tidak tepat dan tidak jelas. Jaringan ini juga mampu menggeneralisasikan pengetahuan yang baru mereka peroleh untuk menangani situasi baru yang belum mereka ketahui sebelumnya.

Dalam penelitian pengenalan wajah, ANN digunakan untuk menganalisis fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan metode *Haralick* dan *Color Co-Occurrence Matrix* (CCM), yang memberikan representasi numerik dari area wajah yang tidak tertutup masker. Dengan menggunakan ANN, penelitian ini berhasil meningkatkan akurasi pengenalan wajah, menunjukkan bahwa ANN adalah alat yang kuat untuk memecahkan masalah pengenalan wajah dalam situasi yang memerlukan penggunaan masker.

4.1. Fitur Warna Haralick

Fitur Warna *Haralick* adalah ukuran statistik yang digunakan untuk menggambarkan hubungan spasial antara corak abu-abu dalam gambar, yang memberikan detail tentang struktur dan tekstur permukaan gambar. Fitur-fitur ini diekstraksi dari matriks ketergantungan spasial warna abu-abu, yang mempresentasikan kemungkinan munculnya pasangan warna abu-abu tertentu pada berbagai sudut dan jarak didalam blok gambar.

Robert M. Haralick memperkenalkan serangkaian 14 karakteristik tekstur, termasuk pengukuran homogenitas, kontras, batas, ketergantungan linear warna abu-abu, dan kompleksitas, yang dapat diturunkan dari masing-masing matriks ini. Elemen-elemen ini mengungkap detail kualitas tekstur gambar, termasuk pola, variasi, dan konfigurasi struktural. Berikut persamaan tekstur *Haralick*.

$$Energy = \sum_i^M \sum_j^N P^2[i, j] \quad (1)$$

$$Entropy = -\sum_i^M \sum_j^N P^2[i, j] \quad (2)$$

$$Contrast = \sum_i^M \sum_j^N (i - j)^2 P[i, j] \quad (3)$$

$$Homogeneity = \sum_i^M \sum_j^N \frac{P[i, j]}{1 + [i, j]} \quad (4)$$

$$Inverse\ Difference\ Moment = \sum_i^M \sum_j^N \frac{P[i, j]}{[i - j]^k} \quad i \neq j \quad (5)$$

$$Correlation = \sum_i^M \sum_j^N \frac{(i - \mu)(j - \mu)P[i, j]}{\sigma^2} \quad (6)$$

$$Sum\ Mean = \frac{1}{2} \sum_i^M \sum_j^N (iP[i, j] + jP[i, j]) \quad (7)$$

$$Variance = \frac{1}{2} \sum_i^M \sum_j^N ((i - \mu)^2 P[i, j] + (j - \mu)^2 P[i, j]) \quad (8)$$

$$Cluster\ Tendency = \sum_i^M \sum_j^N (i + j - 2\mu)^k P[i, j] \quad (9)$$

$$Maximum\ Probability = Max_{i, j}^{M, N} P[i, j] \quad (10)$$

Dimana P(i,j) adalah elemen ke-(i,j) dari matriks kejadian bersama yang dinormalisasi. Dan μ dan σ adalah mean dan deviasi standar elemen piksel yang ditentukan oleh hubungan berikut:

$$P[i, j] = \frac{N(i, j)}{M} \quad (11)$$

$$\mu = \sum_i^M i \sum_j^N P[i, j] \quad (12)$$

$$\sigma = \sum_i^M (i - \mu)^2 \sum_j^N P[i, j] \quad (13)$$

Dimana N(i,j) adalah banyaknya jumlah piksel pada gambar dimana M adalah jumlah total piksel dan i, j, dan k adalah intensitas piksel pada perpindahan satu piksel ke kiri.

Dalam konteks pengenalan wajah, fitur warna *Haralick* digunakan untuk menangkap informasi tekstur dari area wajah yang tidak tertutup oleh masker. Dengan mengubah gambar ke dalam ruang abu-abu, HSL, HSV, dan L*a*b*, fitur-fitur tekstur yang diekstraksi untuk setiap jenis warna, yang mencakup *entropy*, *energy*, *contrast*, *homogeneity*, *correlation*, *sum mean*, *variance*, *maximum probability*, *inverse different moment*, dan *cluster tendency*.

Penggunaan fitur warna *Haralick* telah terbukti efektif dalam menggambarkan tekstur gambar dan telah digunakan secara luas dalam pengolahan gambar. Dengan menggabungkan analisis tekstur dengan penelitian mengenai area tanpa masker, penelitian ini berusaha untuk meningkatkan kemampuan sistem pengenalan wajah dalam

mengidentifikasi secara individu, terlepas dari apa mereka memakai masker atau tidak.

2.3. Color Co-Occurrence Matrix (CCM)

Color Co-Occurrence Matrix (CCM) adalah alat yang digunakan untuk menangkap variansi warna dalam gambar, dengan merekam frekuensi kombinasi warna antara piksel dan piksel yang didekatnya. CCM adalah matrik yang menunjukkan kemungkinan munculnya pasangan warna tertentu pada jarak yang berbagi pada sudut dalam blok gambar.

CCM dipresentasikan sebagai matriks tiga dimensi, dengan dua dimensi pertama menangkap pasangan warna piksel dan dimensi ketiga menangkap jarak spasial antara dua piksel tersebut. Ini memungkinkan CCM untuk mengambil informasi tentang distribusi spasial warna dalam gambar.

Salah satu kelemahan teknik CMM adalah hanya memperhitungkan informasi warna dan mengabaikan informasi secara intensitas. Namun, metode alternatif yang dikenal sebagai *Integrated Color* dan *Intensity Co-Occurrence Matrix* (ICICM) telah disarankan untuk mengatasi masalah ini dengan menggabungkan fluktuasi warna dan intensitas ke dalam satu fitur komposit.

Dalam konteks pengenalan wajah, CCM digunakan untuk menambahkan informasi warna ke dalam analisis tekstur yang cukup membantu dalam membedakan wajah dalam kondisi memakai masker dan tidak memakai masker. Dengan menggunakan CCM, penelitian ini berusaha untuk meningkatkan akurasi pengenalan wajah dengan memahami bagaimana warna dan tekstur area wajah yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi wajah secara individu, terlepas dari apakah sebagian wajah tertutup oleh masker.

METODE PENELITIAN

3.1. Bahasa dan Alat

3.1.1. Bahasa Pemrograman

Bahasa pemrograman yang dipilih untuk melakukan pengidentifikasian dalam pengolahan citra ini adalah MATLAB. MATLAB adalah alat yang digunakan untuk analisis numerik dan pemrograman visual. MATLAB memiliki kemampuan yang kuat untuk melakukan simulasi, analisis statistik, manipulasi matriks, pemodelan matematika, dan visualisasi data.

MATLAB dilengkapi dengan berbagai *toolbox* dan *library* yang menyediakan fungsi dan algoritma khusus untuk berbagai aplikasi, termasuk pengolahan citra, kecerdasan buatan, optimasi, dan lain-lain. Dalam konteks penelitian ini, MATLAB digunakan untuk mengimplementasi algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menganalisis fitur wajah dan memprediksi identifikasi wajah, baik wajah tersebut bermasker atau tidak.

Pemilihan MATLAB sebagai bahasa pemrograman yang didasarkan pada kemampuan yang luas dalam pengolahan citra dan kecerdasan buatan, yang memungkinkan peneliti untuk mengembangkan dan menguji model dan efisiensi. Hal ini memungkinkan penelitian ini untuk mengintegrasikan metode-metode seperti Fitur Warna *Haralick* dan *Color Co-Occurrence Matrix* (CCM) ke dalam model ANN dan CNN (sebagai pembanding model ANN dalam metode *Haralick* dan CCM) untuk meningkatkan akurasi dalam pengenalan wajah.

3.2. Perancangan

3.2.1. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari foto wajah dengan variasi global dan lokal. Dataset dikumpulkan dari platform *kaggle* dengan ras kondisi wajah global dan sumber lain yang disediakan oleh dosen pembimbing dengan ras kondisi wajah lokal.

Penulis pengumpulan sekitar 770 data foto dari sumber *kaggle* dan tambahan 230 data foto dari sumber lokal yang mewakili ras orang Indonesia. Total dataset yang dikumpulkan adalah sebanyak 1000 foto wajah.

Tabel 1. Deskripsi Dataset Foto Bermasker dan Tidak Bermasker dengan Ras Indonesia (Lokal).

Keterangan	Jumlah Data Foto
Data Foto Bermasker	115
Data Foto Tidak Bermasker	115

Tabel 2. Deskripsi Dataset Foto Bermasker dan Tidak Bermasker dengan Ras Campur (Global).

Keterangan	Jumlah Data Foto
Data Foto Bermasker	385
Data Foto Tidak Bermasker	385

Sebelum memproses data, penulis menghapus latar belakang setiap gambar dan menggunakan latar belakang warna hitam dengan dimensi 400 x 600 piksel untuk standarisasi. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa model pengenalan wajah tidak terpengaruh oleh variasi latar belakang yang tidak relevan dan untuk memfokuskan analisis pada fitur wajah itu sendiri.

Dataset ini digunakan untuk melatih dan menguji model *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam tujuan untuk mengklasifikasikan wajah yang bermasker dan tidak bermasker dengan akurasi yang tinggi. Variasi data dalam dataset ini memungkinkan model untuk mempelajari dan mengadaptasi terhadap perbedaan secara individu dan kondisi pengambilan gambar yang berbeda.

3.2.2. Perancangan Proses Sistem

Dalam penelitian ini, menjelaskan alur algoritma yang digunakan untuk melakukan pengenalan wajah dengan menggabungkan metode

Fitur Tekstur *Haralick* dan Color Co-Occurrence Matrix (CCM). Alur algoritma ini dijabarkan sebagai berikut:

1. Kombinasi fitur *Haralick's* Tekstur dan *Color Co-Occurrence Matrix* (CCM), yang dimana kombinasi kedua metode ini memberikan representasi fitur yang memungkinkan model kecerdasan buatan untuk memahami perbedaan secara subjektif dalam wajah.
2. Pengujian model dengan dataset yang terdiri dari variasi wajah ras Indonesia (lokal) dan ras negara lain (global) untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan wajah yang benar.
3. Analisis model secara lanjut untuk mendeteksi masalah potensial seperti *Overfitting* atau *Underfitting* guna untuk menyesuaikan dari hasil analisisnya.

Langkah awal yang dilakukan sebelum mengidentifikasi adalah dengan mengubah data setiap foto menjadi sistem numerik, lalu dilakukan pemilihan atribut dengan aplikasi WEKA. WEKA mendukung fitur lain seperti pemilihan atribut, yang membuatnya menjadi alat yang efektif untuk melakukan penelitian dan eksperimen dalam melakukan *image processing*.

Alur Algoritma ini menggambarkan proses yang sistematis dan terintegrasi yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengembangkan model pengenalan wajah yang baik, dengan memanfaatkan kekuatan dari analisis tekstur mendalam dan pendekatan spesifik untuk area wajah. Hal ini memungkinkan penelitian ini untuk mengusulkan solusi secara efektif dan inovatif untuk pengenalan wajah dalam konteks penggunaan masker.

Dalam penelitian ini, metode *Haralick's Texture Features* digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur tekstur dari gambar wajah, yang merupakan langkah penting dalam meningkatkan akurasi pengenalan wajah. Dua pendekatan utama yang diambil dalam penelitian ini adalah penggunaan *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk menganalisis fitur-fitur yang diekstraksi oleh metode *Haralick*.

ANN digunakan untuk memproses fitur-fitur tekstur yang diekstraksi dan memprediksi identifikasi wajah, baik wajah tersebut bermasker atau tidak. Dengan menggunakan metode *Haralick*, ANN dapat belajar dari pola-pola tekstur yang spesifik dan membuat prediksi yang lebih akurat.

Di sisi lain, PCA digunakan untuk mengurangi dimensi dari data fitur yang diekstraksi oleh metode *Haralick* sebelum dimasukkan ke dalam ANN. Ini membantu dalam mengurangi kompleksitas data dan memungkinkan ANN untuk belajar lebih efisien.

Convolutional Neural Network (CNN) juga digunakan dalam penelitian ini, tetapi tidak secara langsung menggunakan metode *Haralick*. CNN

dirancang untuk menangani data gambar dengan efektif dan digunakan untuk memproses data gambar secara langsung, tanpa menggunakan fitur-fitur tekstur yang diekstraksi oleh metode *Haralick*. CNN bekerja dengan cara yang berbeda, yaitu dengan mengekstraksi fitur-fitur visual langsung dari gambar, yang berguna untuk tugas pengenalan wajah. sehingga menjadi pertimbangan penting dalam membandingkan kinerja dengan ANN.

Dengan membandingkan kinerja masing-masing model seperti ANN dan PCA dengan menggunakan metode *Haralick*, dan CNN. Penelitian ini berusaha untuk mengimplementasikan pendekatan akurasi yang terbaik untuk melakukan pengenalan wajah yang andal, terlepas dari penggunaan masker. Hal ini menunjukkan komitmen penelitian untuk mengevaluasi dan memilih metode yang paling efektif dalam meningkatkan akurasi pengenalan wajah.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Tahapan Melakukan *Features Extraction* dan Pemilihan Atribut

Penelitian ini menjelaskan tahapan melakukan ekstraksi fitur (*feature extraction*) dan pemilihan atribut (*attribute selection*) sebagai langkah-langkah awal dalam proses pengenalan wajah.

Ekstraksi fitur adalah proses dimana ciri-ciri kunci dari wajah, seperti warna, tekstur, dan bentuk yang diekstraksi dari gambar. Ini dilakukan dengan menggunakan metode *Haralick's Texture Features*, yang mengubah gambar menjadi data angka numerik yang mewakili fitur-fitur wajah.

Pemilihan atribut adalah proses penting untuk mencegah terjadinya *Overfitting*, mengurangi waktu dalam pelatihan, dan mempercepat proses pemodelan. Dalam penelitian ini, pemilihan atribut dilakukan dengan menggunakan aplikasi WEKA, yang mendukung berbagai teknik dalam pemilihan atribut seperti *Cfs Subset Evaluator (Best First)*, *Cfs Subset Evaluator (Greedy Stepwise)*, *Correlation Attribute Evaluator*, *One R Attribute Evaluator*, *Relief F Attribute Evaluator*, *Gain Ratio Attribute Evaluator*, dan *Info Gain Attribute Evaluator*.

Setelah fitur-fitur diekstraksi dan atribut-atribut dipilih, data numerik yang mewakili fitur wajah kemudian diolah lebih lanjut dengan menggunakan algoritma ANN untuk melatih model dan memprediksi identifikasi wajah.

Tahapan ini menunjukkan pentingnya proses pra-pemrosesan data dalam pengenalan wajah, dimana ekstraksi fitur yang tepat dan pemilihan atribut yang efektif dapat meningkatkan akurasi model dalam mengidentifikasi wajah, baik wajah tersebut bermasker atau tidak.

4.2. Tahap Pengoperasian MATLAB dengan Model ANN

Setelah proses ekstraksi fitur dan pemilihan atribut, langkah selanjutnya adalah tahap

pengoperasian menggunakan MATLAB, di mana model ANN diterapkan. Pada tahap ini, data numerik yang dihasilkan dari ekstraksi fitur diolah lebih lanjut dengan menggunakan algoritma ANN.

Proses pelatihan model ANN melibatkan penyesuaian bobot koneksi antar neuron berdasarkan data pelatihan yang tersedia. Model ANN yang dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi identifikasi wajah pada data testing.

Hasil dari tahap pengoperasian ini menunjukkan *Plot Confusion Matrix* untuk visualisasi kinerja jaringan berdasarkan data fitur wajah. Dengan menggunakan jumlah data pelatihan sebanyak 800 dan data testing sebanyak 200, penelitian ini menunjukkan hasil validasi yang menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan wajah, baik wajah tersebut bermasker atau tidak.

Tabel 3. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *Cfs Subset Evaluator (Best First)*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	99,2%	0,8%
Data Foto Tidak Bermasker	400	98,5%	1,5%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	98,9%	1,1%

Tabel 4. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *Cfs Subset Evaluator (Best First)*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	91,6%	8,4%
Data Foto Tidak Bermasker	100	97,8%	2,2%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	94,5%	5,5%

Tabel 5. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *Cfs Subset Evaluator (Greedy Stepwise)*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	98%	2%
Data Foto Tidak Bermasker	400	97,8%	2,2%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	97,9 %	2,1%

Tabel 6. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *Cfs Subset Evaluator (Greedy Stepwise)*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	92,1%	7,9%
Data Foto Tidak Bermasker	100	92,9%	7,1%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	92,5 %	7,5%

Tabel 7. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *Correlation Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	99,5%	0,5%
Data Foto Tidak Bermasker	400	94,5%	5,5%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	96,9%	3,1%

Tabel 8. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *Correlation Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	97%	3%
Data Foto Tidak Bermasker	100	97%	3%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	97%	3%

Tabel 9. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *One R Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	99,5%	0,5%
Data Foto Tidak Bermasker	400	95%	5%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	97,1%	2,9%

Tabel 10. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *One R Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	96%	4%
Data Foto Tidak Bermasker	100	97%	3%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	96,5%	3,5%

Tabel 11. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *Relief F Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	98,5%	1,5%
Data Foto Tidak Bermasker	400	85%	14,5%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	91%	9%

Tabel 12. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *Relief F Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	97%	3%
Data Foto Tidak Bermasker	100	98%	2%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	97,5%	2,5%

Tabel 13. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *Gain Ratio Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	99,7%	0,3%
Data Foto Tidak Bermasker	400	95,5%	4,5%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	97,5%	2,5%

Tabel 14. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *Gain Ratio Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	97%	3%
Data Foto Tidak Bermasker	100	96%	4%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	96,5%	3,5%

Tabel 15. Hasil Training ANN dengan Pemilihan Atribut *Info Gain Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	99,2%	0,8%
Data Foto Tidak Bermasker	400	96,1%	3,9%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	97,6%	2,4%

Tabel 16. Hasil Testing ANN dengan Pemilihan Atribut *Info Gain Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	95,1%	4,9%
Data Foto Tidak Bermasker	100	97,9%	2,1%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	96,5%	3,5%

Dalam Visualisasi ini dapat dibuktikan bahwa pemilihan atribut dengan akurasi yang paling tinggi adalah *Relief F Attribute Evaluator* bahwa 97,5% dinyatakan benar dan 2,5% dinyatakan salah. Dengan ini bahwa, tahap pengoperasian dalam MATLAB dengan model ANN ini menunjukkan efektivitas dalam pendekatan ANN dalam memproses fitur-fitur wajah yang diekstraksi dan memprediksi identifikasi wajah dengan tingkat akurasi yang cukup memuaskan.

4.3. Tahap Pengoperasian dalam MATLAB dengan Model CNN

Penelitian ini juga menjelaskan tahap pengoperasian dalam MATLAB menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk pengenalan wajah.

Tahap pengoperasian dengan CNN melibatkan pelatihan model dengan menggunakan dataset foto wajah pada testing. Penelitian ini menggunakan jumlah data pelatihan sebanyak 800 dan data uji sebanyak 200.

Tabel 17. Hasil Testing CNN

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	90,9%	9,1%
Data Foto Tidak Bermasker	100	100%	0%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	95%	5%

Tahap pengoperasian dalam MATLAB dengan model CNN ini menunjukkan kemampuan CNN dalam menangani data gambar dan memprediksi identifikasi wajah dengan tingkat akurasi yang cukup baik, dan memberikan alternatif lain dalam pendekatan pengenalan wajah selain ANN.

4.4. Tahap PCA Sebelum Pengoperasian dalam MATLAB dengan Model ANN

Penelitian ini juga menjelaskan tahap penggunaan *Principal Component Analysis (PCA)* sebelum pengoperasian dalam MATLAB dengan model ANN.

Tahap PCA ini melibatkan proses standarisasi data, perhitungan matriks kovarian, *eigen decomposition* untuk mendapatkan nilai dan *vector eigen*, dan proyeksi data asli ke ruang komponen utama yang dipilih. Setelah PCA, metode pemilihan atribut dengan *Relief F Attribute Evaluator* di WEKA.

Tabel 18. Hasil *Training* ANN dengan PCA Dalam Atribut *Relief F Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	400	85,8%	14,2%
Data Foto Tidak Bermasker	400	79,3%	20,7%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	800	82,2%	17,8%

Tabel 19. Hasil *Testing* ANN dengan PCA Dalam Atribut *Relief F Attribute Evaluator*

Keterangan	Jumlah Data Foto	Benar	Salah
Data Foto Bermasker	100	66,7%	33,3%
Data Foto Tidak Bermasker	100	61,3%	38,7%
Keseluruhan Data Foto Bermasker dan Tidak Bermasker	200	63,5%	36,5%

Hasil dari tahap PCA sebelum pengoperasian dalam MATLAB dengan model ANN menunjukkan bahwa 63,5% adalah benar dan 36,5% adalah salah. Penggunaan PCA ini dapat mengurangi kompleksitas data dan memungkinkan model ANN untuk mempelajari model yang lebih efisien. Namun, hasil uji validasi ini menunjukkan bahwa penggunaan PCA sebelum pengeoperasian ANN tidak selalu meningkatkan akurasi pengenalan wajah secara signifikan dibandingkan dengan penggunaan ANN tanpa PCA.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa penggunaan metode *Haralick's Texture Features* dan *Color Co-Occurrence Matrix* (CCM) dalam model *Artificial Neural Network* (ANN) dapat meningkatkan akurasi dan kecepatan dalam pengenalan wajah, terutama dalam situasi penggunaan masker, dengan hasil validasi yang hampir sempurna. Kesimpulan utama menunjukkan pengaruh positif dari metode *Haralick* dan CCM dalam pengembangan teknologi pengenalan wajah yang cukup canggih dan efektif, serta keunggulan model ANN dibandingkan CNN dan PCA dalam akurasi pengenalan wajah.

Penelitian ini mengusulkan beberapa arah untuk penelitian selanjutnya. Penelitian ini menyarankan untuk terus mengembangkan model

ANN dengan mempertimbangkan penggunaan metode lain seperti CNN dan PCA untuk meningkatkan performa dalam model yang dikembangkan dalam menganalisis area wajah secara luas, tidak hanya berfokus pada pengenalan wajah dalam konteks penggunaan masker. Ini menunjukkan komitmen untuk melakukan eksplorasi lebih lanjut dalam pengembangan teknologi pengenalan wajah yang lebih akurat dan dapat diterapkan dalam berbagai konteks.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. AlQaisi, M. AlTarawneh, Z. A. Alqadi, and A. A. Sharadqah, "Analysis of color image features extraction using texture methods," *Telkonnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 17, no. 3, pp. 1220–1225, 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.V17I3.9922.
- [2] A. K. Jain, J. Mao, and K. M. Mohiuddin, "Artificial neural networks: a tutorial," *Computer (Long. Beach. Calif.)*, vol. 29, no. 3, pp. 31–44, 1996, doi: 10.1109/2.485891.
- [3] A. Piscini, E. Carboni, F. Del Frate, and R. G. Grainger, "A Neural Network Algorithm to Detect Sulphur Dioxide Using IASI Measurements," *Adv. Remote Sens.*, vol. 03, no. 04, pp. 246–259, 2014, doi: 10.4236/ars.2014.34017.
- [4] A. Vadivel, S. Sural, and A. K. Majumdar, "An Integrated Color and Intensity Co-occurrence Matrix," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 28, no. 8, pp. 974–983, 2007, doi: 10.1016/j.patrec.2007.01.004.
- [5] F. Firdaus and R. Munir, "Masked face recognition using deep learning based on unmasked area," in *2022 Second International Conference on Power, Control and Computing Technologies (ICPC2T)*, IEEE, 2022, pp. 1–6.
- [6] I. Philipp and T. Rath, "Improving plant discrimination in image processing by use of different colour space transformations," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 35, no. 1, pp. 1–15, 2002.
- [7] J. A. Anderson and E. Rosenfeld, Eds., *Neurocomputing: Foundations of research*. Cambridge, MA, US: The MIT Press, 1988.
- [8] K. D. Manley, J. C. K. Chan, and G. L. Wells, "Improving face identification of mask-wearing individuals," *Cogn. Res. Princ. Implic.*, vol. 7, no. 1, Dec. 2022, doi: 10.1186/s41235-022-00369-7.
- [9] M. H. Hassoun, *Fundamentals of artificial neural networks*. MIT press, 1995.
- [10] M. Subrahmanyam, Q. M. Jonathan Wu, R. P. Maheshwari, and R. Balasubramanian, "Modified color motif co-occurrence matrix for image indexing and retrieval," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 39, no. 3, pp. 762–774, 2013, doi:

- <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2012.11.023>.
- [11] N. Ullah, A. Javed, M. Ali Ghazanfar, A. Alsufyani, and S. Bourouis, "A novel DeepMaskNet model for face mask detection and masked facial recognition," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 10, pp. 9905–9914, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.12.017.
- [12] R. G. Morris, "D.O. Hebb: The Organization of Behavior, Wiley: New York; 1949.," *Brain Res. Bull.*, vol. 50, no. 5–6, p. 437, 1999, doi: 10.1016/s0361-9230(99)00182-3.
- [13] R. J. Schalkoff, *Artificial neural networks*. McGraw-Hill Higher Education, 1997.
- [14] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, no. 6, pp. 610–621, 1973.
- [15] S. Haykin, *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR, 1998.
- [16] S.-O. Shim and T.-S. Choi, "Image indexing by modified color cooccurrence matrix," in *2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings.(ICASSP'03).*, IEEE, 2003, pp. III–577.
- [17] Y. Hendrawan, S. Widyaningtyas, and S. Sucipto, "Computer vision for purity, phenol, and pH detection of Luwak coffee green bean," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 17, no. 6, pp. 3073–3085, Dec. 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v17i6.12689.