PENGENALAN WAJAH DENGAN PROGRESI USIA MENGGUNAKAN METODE *HYBRID FEATURE* PADA FITUR TEKSTUR DAN FITUR GEOMETRI WAJAH

Oleh:

Diah Septiani

Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Universitas Gadjah Mada

Abstract

Facial recognition is a crucial technology in security and personal identification, but it faces unique challenges when considering age progression due to the dynamic changes in facial texture and geometry. This research focuses on age progression in facial recognition, utilizing Local Binary Pattern Histogram (LBPH) and Histogram of Oriented Gradients (HOG) for texture features, and Facial Landmarks and Facial Animation Parameters (FAP) for geometric features. The dataset is meticulously curated to include age progression variations while intentionally excluding factors such as hairstyle changes. This study comprises four main stages: pre-processing, feature extraction, feature fusion, and classification. The pre-processing stage includes converting images to grayscale, face detection, face cropping, and resizing. Feature extraction focuses on combining various feature types, such as LBPH with HOG, LBPH with facial landmarks, HOG with facial landmarks, and the

combination of all three (LBPH, HOG, and facial landmarks). The FGNET dataset, consisting of 82 subjects or classes, is used as a comprehensive evaluation basis for testing these methods. The primary goal of this research is to propose a hybrid approach to improve facial recognition accuracy based on age progression by integrating texture and geometric features. The results show that the combination of HOG and facial landmarks achieves the best performance with an accuracy of 64%, a precision of 69%, recall of 64%, and an F1-score of 63%. This feature integration is expected to enhance system performance in handling complex age variations. This study makes a significant contribution to more accurate facial recognition by leveraging the FGNET dataset and Support Vector Machine (SVM). The hybrid approach effectively captures facial changes that occur with aging, thereby improving the performance of facial recognition systems.

***Keywords**: Face Recognition, Age Progression, Hybrid Feature, Facial Texture, Facial Geometry, Support Vector Machine (SVM)*

JEL Classified : *C45(Machine Learning),O33(Technological Changes)*

I.Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Pengenalan wajah telah menjadi teknologi krusial dalam bidang keamanan dan identifikasi biometrik. Namun, tantangan signifikan muncul ketika sistem ini harus mengenali individu yang mengalami progresi usia, di mana terjadi perubahan dinamis pada tekstur dan geometri wajah. Perubahan tersebut meliputi munculnya kerutan, perubahan distribusi tekstur kulit, serta pergeseran struktur tulang dan jaringan lunak wajah seiring waktu. Dalam konteks aplikasi praktis seperti e-KTP, di mana foto diambil sekali dan

digunakan untuk jangka panjang, kemampuan sistem untuk mengenali wajah yang menua menjadi sangat penting untuk menjaga validitas dan keamanan dokumen identitas.

Penelitian sebelumnya telah mengembangkan berbagai metode untuk menangani tantangan ini, termasuk penggunaan fitur tekstur seperti *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), serta fitur geometri seperti *facial landmarks*. Namun, sedikit penelitian yang secara khusus menggabungkan kedua jenis fitur ini dalam sebuah pendekatan hybrid untuk menangani variasi usia. Berdasarkan latar belakang ini, penelitian ini bertujuan untuk mengusulkan dan menguji pendekatan hybrid feature yang mengintegrasikan fitur tekstur (LBPH dan HOG) dengan fitur geometri (*facial landmarks* dan *Facial Animation Parameters*/FAP) guna meningkatkan akurasi pengenalan wajah dengan mempertimbangkan progresi usia. Tujuan spesifiknya adalah mengevaluasi kinerja berbagai kombinasi fitur tersebut menggunakan classifier *Support Vector Machine* (SVM) pada dataset FG-NET.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mencapai beberapa tujuan berikut:

1. Mengusulkan pendekatan hybrid untuk mengatasi masalah pengenalan wajah dengan progresi usia.

2. Meningkatkan performa pengenalan wajah berdasarkan progresi usia dengan menggabungkan fitur tekstur *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH) dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan fitur geometri wajah (*Facial Landmarks*).

II. Studi Literatur

2.1. Dampak Penuaan pada Pengenalan Wajah

Studi literatur mengungkapkan bahwa penuaan atau progresi usia merupakan faktor kritis yang mempengaruhi kinerja algoritma pengenalan wajah. Boussaad & Boucetta (2021) menyoroti bahwa perubahan morfologis wajah seiring bertambahnya usia menciptakan tantangan nyata, yang terlihat dari variasi akurasi pengenalan berdasarkan kelompok usia. Penelitian mereka, yang memanfaatkan database FG-NET, membandingkan pendekatan seperti 2D-DCT dan KFA dengan CNN dan SVM, memberikan wawasan mendalam tentang dampak teknik deskripsi dan klasifikasi terhadap akurasi.

2.2. *Metode Age-Invariant Face Recognition* (AIFR)

Tantangan dalam pengenalan wajah lintas usia telah melahirkan bidang penelitian *Age-Invariant Face Recognition* (AIFR). Baruni et al. (2021) mengkategorikan metode AIFR ke dalam tiga pendekatan utama. Pertama, metode generatif yang berfokus pada simulasi proses penuaan. Kedua, metode diskriminatif yang bertujuan mengekstrak fitur-fitur yang tidak terpengaruh usia (*age-invariant*). Ketiga, pemanfaatan jaringan saraf tiruan. Meskipun kemajuan signifikan telah dicapai, tantangan seperti ketidakakuratan dalam simulasi penuaan dan kompleksitas komputasional masih menjadi hambatan.

2.3. Pendekatan *Hybrid Feature* dan Optimisasi

Sebuah pendekatan yang menarik untuk menangani variasi usia adalah melalui penggabungan fitur (*feature fusion*) dan optimisasi. Mehrabi & Boroujeni (2021) menyajikan sebuah metode estimasi usia yang mengintegrasikan informasi dari berbagai teknik ekstraksi fitur,

termasuk *Gabor wavelets*, *Local Binary Pattern* (LBP), *Local Phase Quantization* (LPQ), dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). Mereka menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk memilih fitur paling relevan, mencapai *Mean Absolute Error* (MAE) 3,34 tahun pada dataset FG-NET. Di sisi lain, Santhosh & Rajashekararadhya (2023) menggabungkan LBP dan PCA, kemudian mengklasifikasikannya dengan *Optimized Support Vector Machine* (OSVM) yang dioptimasi menggunakan algoritma *Rat Swarm Optimizer* (RSO), melaporkan peningkatan akurasi yang signifikan.

2.4. Pemanfaatan *Deep Learning* dan Data Berlabel Lemah

Perkembangan *deep learning* juga memberikan kontribusi penting. Hu et al. (2017) mengusulkan skema pembelajaran baru yang memanfaatkan data berlabel lemah, seperti gambar dari jejaring sosial, melalui *Deep Convolutional Neural Networks* (CNN). Dengan memanfaatkan informasi perbedaan usia dari pasangan gambar, sistem mereka berhasil mencapai MAE terbaik 2,78, mengalahkan pendekatan lain yang bergantung pada dataset berlabel penuh.

2.5. Peran *Facial Landmarks* dalam Analisis Wajah

Ekstraksi fitur geometri, khususnya menggunakan *facial landmarks*, telah menunjukkan efektivitas dalam berbagai tugas analisis wajah. Sun et al. (2021) menemukan bahwa deteksi *landmark* wajah menghasilkan akurasi pengenalan emosi sebesar 84,5%, lebih tinggi dibandingkan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) yang mencapai 73,9%. Sharifisoraki et al. (2023) mengusulkan pendekatan novel dengan mengekstraksi nilai-nilai spesifik (seperti jarak kosinus, sudut, dan luas) dari koordinat *landmark* yang dideteksi *Deep Neural Network*. Penelitian mereka menyimpulkan bahwa fitur luas memberikan hasil terbaik untuk pengenalan wajah. Aplikasi *landmark* juga sukses dalam pengenalan ekspresi, seperti yang ditunjukkan N.P. Gopalan

(2018) dengan CNN dan Xiong et al. (2018) dengan *random forest*, yang mencapai akurasi 90% pada database CK+.

2.6. Celah Penelitian dan Kontribusi

Berdasarkan tinjauan pustaka, terlihat bahwa baik fitur tekstur (LBP, HOG) maupun geometri (*facial landmarks*) telah terbukti kontributif. Namun, penelitian yang secara khusus menyelidiki dan membandingkan berbagai kombinasi *hybrid* dari fitur-fitur tersebut—terutama LBPH, HOG, dan *facial landmarks* dilengkapi *Facial Animation Parameters* (FAP)—untuk pengenalan wajah dengan progresi usia masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan mengevaluasi secara komprehensif kinerja berbagai model *hybrid feature* dalam mengatasi tantangan progresi usia pada pengenalan wajah.

III. Metodologi Penelitian

3.1. Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah merupakan teknik dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk mengidentifikasi atau memverifikasi individu berdasarkan fitur-fitur unik pada wajah manusia (Usgan et al., 2021). Wajah merupakan atribut manusia yang mengandung informasi penting dan setiap individu memiliki ciri serta struktur wajah yang unik, sehingga cocok digunakan sebagai metode autentikasi biometrik (Kortli et al., 2020; Guo & Zhang, 2019).

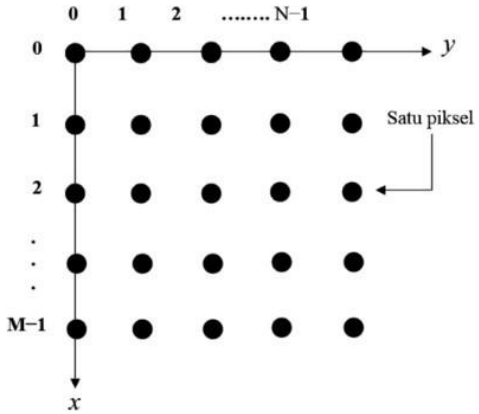
Terdapat dua mode operasi pengenalan wajah: verifikasi wajah yang beroperasi dalam mode 1 lawan 1 untuk memverifikasi apakah wajah individu sesuai dengan wajah terdaftar, dan identifikasi wajah yang bertujuan mengidentifikasi individu berdasarkan progresi usia.

3.2. Progresi Usia pada Wajah

Progresi usia pada wajah mencakup perubahan visual alami seperti kerutan, perubahan warna kulit, dan kehilangan elastisitas (Baruni et al., 2021b). Setiap tahap penuaan membawa perubahan unik dalam fitur wajah, dan pemahaman tentang progresi ini penting untuk membangun model pengenalan wajah yang efektif. Penelitian tentang pengenalan wajah dengan mempertimbangkan progresi usia menggabungkan pengetahuan tentang proses penuaan dengan teknologi pengolahan citra untuk mencapai identifikasi yang akurat.

3.3. Representasi Citra Digital

Citra digital merupakan fungsi dua dimensi f(x,y) dimana x dan y mewakili koordinat dalam bidang, dengan amplitudo mencerminkan intensitas atau tingkat keabuan citra (Andono et al., 2017). Citra digital disajikan dalam bentuk matriks M x N dan terdiri dari unit terkecil yang disebut piksel.



Gambar 1. Sistem Koordinat yang Dipergunakan untuk Mewakili Citra (Andono et al., 2017)

Terdapat tiga jenis representasi citra:

a. Citra warna (RGB): merepresentasikan informasi warna dalam tiga komponen utama (merah, hijau, biru) dengan 24 juta kemungkinan warna

b. Citra *grayscale*: kumpulan data matriks dengan nilai intensitas antara 0-255

c. Citra biner: setiap piksel hanya memiliki dua nilai intensitas (0 atau 1)

3.4. Pra-Pemrosesan

Pra-pemrosesan merupakan tahap krusial untuk memastikan data citra dapat digunakan secara efektif untuk langkah-langkah berikutnya. Beberapa metode pra-pemrosesan yang digunakan meliputi:

a. Konversi ke *grayscale* untuk mengurangi kompleksitas data

b. Penggunaan filter (*median filter*, *gaussian filter*, *bilateral filter*) untuk mengurangi noise

c. *Cropping* untuk memotong bagian citra yang tidak relevan

d. *Resizing* untuk menyeragamkan dimensi citra

3.5. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses pengambilan dan representasi informasi penting atau ciri-ciri khusus dari data citra. Tujuannya adalah mengurangi kompleksitas data, mengidentifikasi pola, dan mempertahankan informasi relevan untuk analisis selanjutnya (Patel & Macwan, 2021).

3.5.1. *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH)

LBPH adalah operator tekstur yang mengkonversi gambar menjadi *array* dengan label bilangan bulat (Najafi Khanbebin & Mehrdad, 2021). LBPH beroperasi pada blok citra 3x3 dengan membandingkan nilai kecerahan piksel tengah dengan 8 piksel tetangganya.

Fungsi *threshold* untuk perhitungan LBP:

$$s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_p \geq g_c \\ 0 & \text{if } g_p < g_c \end{cases} \quad (1)$$

Kode LBP akhir untuk piksel pusat:

$$LBP = \sum_{p=0}^{P-1} \quad s(g_p - g_c) \cdot 2^p \quad (2)$$

3.5.2. *Histogram of Oriented Gradients* (HOG)

HOG adalah teknik ekstraksi fitur yang menggambarkan tekstur menggunakan distribusi gradien orientasi piksel.

Gradien dalam arah horizontal (G_x) dan vertikal (G_y):

$$G_x = \frac{\partial I}{\partial x}, G_y = \frac{\partial I}{\partial y} \quad (3)$$

Magnitudo (M) dan orientasi (θ) gradien:

$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

3.6. Ekstraksi Fitur Geometri

Ekstraksi fitur geometri menggunakan *facial landmarks* dan *Facial Animation Parameters* (FAP) melibatkan penggunaan titik-titik khusus pada wajah sebagai dasar untuk mengambil ciri-ciri geometris.

Jarak Euclidean antara dua titik landmark:

$$\text{dist}(P_8, P_9) = \sqrt{(x_8 - x_9)^2 + (y_8 - y_9)^2} \quad (5)$$

Rasio lebar dan tinggi wajah:

$$\text{Ratio} = \frac{\text{dist}(P_0, P_{18})}{\text{dist}(P_8, P_{20})} \quad (6)$$

3.7. *Support Vector Machine* (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan dalam pengenalan pola dan klasifikasi. Dalam konteks klasifikasi multi-kelas, SVM mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data dari berbagai kelas dengan lebar maksimum.

3.8. *Confusion Matrix* dan Metrik Evaluasi

Confusion Matrix adalah tampilan dalam bentuk matriks yang digunakan untuk mengevaluasi performa model pembelajaran.

a. Akurasi:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (7)$$

b. Presisi:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (8)$$

c. Recall:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (9)$$

d. F1-Score:

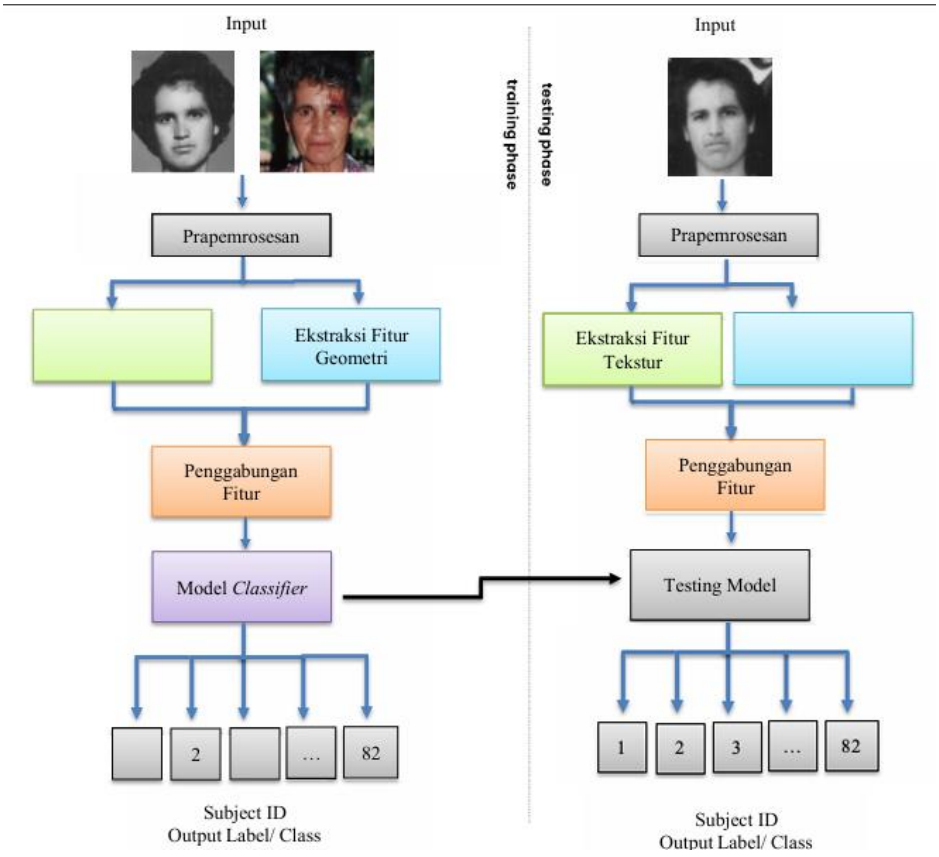
$$F_1\text{-Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \times 100\% \quad (10)$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi Sistem dan Hasil Eksperimen

Implementasi sistem dilakukan menggunakan Python 3.9 dengan spesifikasi perangkat keras processor Dual-Core Intel Core i5 1,8 GHz dan RAM 8 GB. Platform Kaggle digunakan sebagai lingkungan pengembangan dengan memanfaatkan *library* pendukung seperti cv2, numpy, sklearn, dlib, dan skimage.

4.1.1. Implementasi Pra-Pemrosesan



Gambar.2 Rancangan Model Penelitian

Fungsi *resize_image* diimplementasikan untuk mengubah ukuran citra menjadi 128×128 piksel menggunakan PIL. Konversi ke *grayscale* dilakukan dengan fungsi *give_gray_image* menggunakan cv2.cvtColor. Deteksi wajah menggunakan *detect_faces_dlib* dari *library* dlib, dilanjutkan dengan *cropping* area wajah menggunakan fungsi *crop_face.*

4.1.2. Implementasi Ekstraksi Fitur

Fitur LBPH diekstraksi dengan fungsi extract_lbp_feature menggunakan parameter radius = 3 dan points = 24. Fitur HOG diimplementasikan dalam fungsi extract_hog_feature dengan parameter

orientations = 9 *pixels_per_cell*=(8,8), *cells_per_block*=(2,2). Fitur geometri diekstraksi menggunakan fungsi *extract_facial_landmarks* yang mendeteksi 68 titik *landmark* dan menghitung 16 FAP dengan persamaan jarak Euclidean:

$$\text{dist}(P_8, P_9) = \sqrt{(x_8 - x_9)^2 + (y_8 - y_9)^2} \quad (11)$$

4.2. Hasil Eksperimen dan Analisis Performa

4.2.1. Deskripsi Hasil Eksperimen

Berdasarkan hasil eksperimen terhadap tujuh model berbeda, diperoleh variasi performa yang signifikan. Model dengan fitur tunggal LBPH menunjukkan performa terendah dengan akurasi 9%, mengindikasikan bahwa pola tekstur lokal saja tidak cukup *robust* untuk menangani variasi usia yang ekstrem pada *dataset* FG-NET.

Model HOG sebagai fitur tunggal mencapai akurasi 34%, menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam menangkap pola gradien yang relevan dengan perubahan usia. Fitur geometri (*Facial Landmarks* + FAP) sendiri mencapai akurasi 52%, membuktikan kontribusi penting informasi struktural wajah.

Kombinasi hybrid LBPH + HOG hanya meningkatkan akurasi menjadi 37%, menandakan redundansi informasi antara kedua fitur tekstur. Namun, ketika fitur geometri ditambahkan, terjadi peningkatan signifikan - LBPH + *Landmarks* (+FAP) mencapai 56% dan HOG + *Landmarks* (+FAP) mencapai 64%.

4.2.2. Analisis Performa Model *Hybrid*

Model yang menggabungkan ketiga fitur (LBPH + HOG + *Landmarks* + FAP) mencapai akurasi 62%, sedikit lebih rendah dibandingkan model HOG + *Landmarks*. Hal ini mengindikasikan bahwa penambahan fitur LBPH justru dapat memperkenalkan noise yang mengurangi performa model optimal.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model Pengenalan Wajah

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
LBPH	9%	12%	9%	8%
HOG	34%	41%	34%	32%
Facial Landmarks + FAP	52%	61%	52%	52%
LBPH + HOG	37%	45%	37%	36%
LBPH + Landmarks + FAP	56%	64%	56%	55%
HOG + Landmarks + FAP	64%	69%	64%	63%
LBPH + HOG + Landmarks + FAP	62%	70%	62%	62%

4.3. Pembahasan Hasil Implementasi

4.3.1. Analisis Kombinasi Fitur Optimal

Kombinasi HOG + *Facial Landmarks* + FAP terbukti paling optimal dengan akurasi 64%. Sinergi ini terjadi karena HOG efektif menangkap perubahan tekstur halus seperti kerutan dan variasi kulit, sementara landmarks memberikan struktur geometris stabil yang tetap konsisten meskipun terjadi perubahan tekstur. Kombinasi ini menyeimbangkan fitur *low-level* (gradien) dan *high-level* (struktur wajah).

4.3.2. Implementasi Penggabungan Fitur dan Klasifikasi

Proses penggabungan fitur diimplementasikan dengan flattening menggunakan np.vstack dan np.hstack. Vektor fitur yang digabung dinormalisasi dengan StandardScaler dan direduksi dimensinya dengan PCA

(n_components_landmarks_fap=70,n_components_hog=110, n_components _lbp=60). Klasifikasi menggunakan SVM dalam pipeline dengan kernel='linear', C=0.1, dan random_state=42.

4.3.3. Validasi dan Evaluasi Model

Evaluasi model menggunakan metrik standar dengan persamaan:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (12)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$$

$$F_1\text{-Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \times 100\%$$

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid feature* secara signifikan meningkatkan performa pengenalan wajah dengan progresi usia. Kombinasi HOG dan *facial landmarks* memberikan hasil terbaik dengan akurasi 64%, yang merupakan pencapaian yang kompetitif dalam *domain* pengenalan wajah dengan variasi usia yang ekstrem, terutama mengingat kompleksitas dataset FG-NET yang mencakup progresi usia dari bayi hingga dewasa.

V Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian Pengenalan Wajah dengan Progresi Usia Menggunakan Metode *Hybrid Feature* pada Fitur Tekstur dan Fitur Geometri Wajah, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Pendekatan *hybrid feature* yang mengintegrasikan fitur tekstur HOG dengan fitur geometri facial landmarks dan FAP terbukti efektif untuk pengenalan wajah dengan progresi usia, mencapai akurasi terbaik 64% pada *dataset* FG-NET.

2. Kombinasi HOG + *Facial Landmarks* + FAP merupakan konfigurasi optimal yang mampu menyeimbangkan informasi tekstur dan geometri, mengungguli semua model lainnya termasuk model dengan fitur tunggal dan kombinasi *hybrid* lainnya.

3. Fitur geometri wajah memiliki kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan ketahanan sistem terhadap variasi usia, sebagaimana dibuktikan oleh peningkatan performa yang tajam ketika *facial landmarks* ditambahkan ke dalam model.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil dan analisis yang dilakukan, berikut adalah beberapa saran untuk penelitian dan pengembangan lebih lanjut:

1. Eksplorasi fitur lain, meskipun HOG dan facial landmarks telah menunjukkan performa yang baik, penelitian lebih lanjut dapat mengeksplorasi fitur-fitur lain yang dapat mengekstraksi representasi wajah yang lebih kompleks dan mendalam.

2. Pengembangan model hybrid, menggabungkan metode tradisional dengan model deep learning, seperti *Convolutional Neural Networks* (CNNs), dapat memberikan peningkatan performa lebih lanjut. Model hybrid dapat memanfaatkan kekuatan kedua pendekatan untuk pengenalan wajah yang lebih akurat.

VI Daftar Pustaka

Adjabi, I., Ouahabi, A., Benzaoui, A., & Taleb-Ahmed, A. (2020). *Past, present, and future of face recognition: A review. Electronics (Switzerland)*, *9*(8), 1–53. MDPI AG. https://doi.org/10.3390/electronics9081188

Andono, P. N., Sutojo, J., & Muljono. (2017). *Pengolahan Citra Digital* (A. Pramesta, Ed.; 1st ed.). Penerbit ANDI (Anggota IKAPI).

Barde, S., & Sinha, A. (2022). *Face recognition across age progression by using PCA. IJFANS Journal*, *11*. https://doi.org/10.48047/IJFANS/S3/144

Baruni, K., Mokoena, N., Veeraragoo, M., & Holder, R. (2021). *Age invariant face recognition methods: A review. Proceedings - 2021 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI 2021)*, 1657–1662. https://doi.org/10.1109/CSCI54926.2021.00317

Bhavani, A. J. N., Sree, G. B., Yasaswini, A., Brahmam, B., Padmanaban, K., & Kumar, A. D. (2023). *A novel real-time automated face classification and detection system using machine learning technique. Proceedings of the 2023 2nd International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS 2023)*, 1119–1122. https://doi.org/10.1109/ICEARS56392.2023.10085500

Boussaad, L., & Boucetta, A. (2021). *The aging effects on face recognition algorithms: The accuracy according to age groups and age gaps. Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence*

for Cyber Security Systems and Privacy (AI-CSP 2021). https://doi.org/10.1109/AI-CSP52968.2021.9671213

Chater, A., Benradi, H., & Lasfar, A. (2023). *New approach to similarity detection by combining technique three-patch local binary patterns (TP-LBP) with support vector machine. IAES International Journal of Artificial Intelligence*, *12*(4), 1644–1653. https://doi.org/10.11591/ijai.v12.i4.pp1644-1653

Guo, G., & Zhang, N. (2019). *A survey on deep learning based face recognition. Computer Vision and Image Understanding*, *189.* https://doi.org/10.1016/j.cviu.2019.102805

Hu, Z., Wen, Y., Wang, J., Wang, M., Hong, R., & Yan, S. (2017). *Facial age estimation with age difference. IEEE Transactions on Image Processing*, *26*(7), 3087–3097. https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2633868

Kortli, Y., Jridi, M., Al Falou, A., & Atri, M. (2020). *Face recognition systems: A survey. Sensors (Switzerland)*, *20*(2). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/s20020342

Kumar, H. N. N., Kumar, A. S., Prasad, M. S. G., & Shah, M. A. (2023). *Automatic facial expression recognition combining texture and shape features from prominent facial regions. IET Image Processing*, *17*(4), 1111–1125. https://doi.org/10.1049/ipr2.12700

Mehrabi, N., & Boroujeni, S. P. H. (2021). *Age estimation based on facial images using hybrid features and particle swarm optimization. Proceedings of the 11th International Conference on Computer*

Engineering and Knowledge (ICCKE 2021), 412–418. https://doi.org/10.1109/ICCKE54056.2021.9721496

Najafi Khanbebin, S., & Mehrdad, V. (2021). *Local improvement approach and linear discriminant analysis-based local binary pattern for face recognition. Neural Computing and Applications*, *33*(13), 7691–7707. https://doi.org/10.1007/s00521-020-05512-3

N. P. Gopalan. (2018). *Proceedings of the International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA 2018): July 11–12, 2018.*

Ojala, T., Pietikäinen, M., & Mäenpää, T. (2002). *Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns.*

Parate, V., Dey, A., Bhandarkar, M., Dafedar, S., & Chavan, S. (2022). *Age progression and regression using cycleGAN. Proceedings of the 2022 IEEE 3rd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT 2022).* https://doi.org/10.1109/GCAT55367.2022.9972089

Pard, M., & Bonafonte, A. (2002). *Facial animation parameters extraction and expression recognition using Hidden Markov Models. Signal Processing: Image Communication*, *17.*

Patel, N., & Macwan, R. (n.d.). *A survey on facial feature extraction techniques for face recognition.*

Prakasa, E. (n.d.). *Ekstraksi ciri tekstur dengan menggunakan local binary pattern (LBP).*

Santhosh, S., & Rajashekararadhya, S. V. (2023). *A design of face recognition model with spatial feature extraction using optimized support vector machine. Proceedings of the 2023 2nd International Conference for Innovation in Technology (INOCON 2023).* https://doi.org/10.1109/INOCON57975.2023.10101149

Sharifisoraki, Z., Amini, M., & Rajan, S. (2023). *A novel face recognition using specific values from deep neural network-based landmarks. Digest of Technical Papers - IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2023-January.* https://doi.org/10.1109/ICCE56470.2023.10043417

Sun, L., Dai, J. B., & Shen, X. (2021). *Facial emotion recognition based on LDA and facial landmark detection. Proceedings of the 2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Education (ICAIE 2021)*, 64–67. https://doi.org/10.1109/ICAIE53562.2021.00020

Tang, J., Su, Q., Su, B., Fong, S., Cao, W., & Gong, X. (2020). *Parallel ensemble learning of convolutional neural networks and local binary patterns for face recognition. Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *197.* https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105622

Usgan, M., Ferdiana, R., & Ardiyanto, I. (2021). *Deep learning pre-trained model as feature extraction in facial recognition for identification of electronic identity cards by considering age progressing. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, *1115*(1), 012009. https://doi.org/10.1088/1757-899X/1115/1/012009

Vaidya, K. S., Patil, P. M., & Alagirisamy, M. (2023). *Hybrid CNN-SVM classifier for human emotion recognition using ROI extraction and*

feature fusion. Wireless Personal Communications, *132*(2), 1099–1135. https://doi.org/10.1007/s11277-023-10650-7

Vasanthi, M., & Seetharaman, K. (2022). *Facial image recognition for biometric authentication systems using a combination of geometrical feature points and low-level visual features. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *34*(7), 4109–4121. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.11.028

Xiong, W., IEEE Computer Society, International Association for Computer & Information Science, Pattern Recognition and Machine Intelligence Association, & Institute of Electrical and Electronics Engineers. (2018). *17th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science (ICIS 2018): Proceedings, June 6–8, 2018, Singapore.*