

Analisa Deteksi dan Pengenalan Wajah pada Citra dengan Permasalahan Visual

Verry Noval Kristanto ^{(1)*}, Imam Riadi ⁽²⁾, Yudi Prayudi ⁽³⁾

^{1,3} Magister Teknik Informatika, Fakultas Teknik Industri, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta

² Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi Terapan, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

e-mail : verry.kristanto@students.uui.ac.id, imam.riadi@is.uad.ac.id, prayudi@uui.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 11 Desember 2022, direvisi 30 Januari 2023, diterima 30 Januari 2023, dan dipublikasikan 30 Januari 2023.

Abstract

Facial recognition is a significant part of criminal investigations because it may be used to identify the offender when the criminal's face is consciously or accidentally recorded on camera or video. However, a majority of these digital photos have poor picture quality, which complicates and lengthens the process of identifying a face image. The purpose of this study is to discover and identify faces in these low-quality digital photographs using the Principal Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA) face identification method and the Viola-Jones face recognition method. The success percentage for the labeled face in the wild (LFW) dataset is 63.33%, whereas the success rate for face94 is 46.66%, while LDA is only a maximum of 20% on noise and brightness. One of the names and faces from the dataset is displayed by the facial recognition system. The brightness of the image, where the facial item is located, and any new objects that have entered the scene have an impact on the success rate.

Keywords: Face, Detection, Recognition, Digital Image, Visual Problems

Abstrak

Pengenalan wajah merupakan aspek penting dari investigasi kriminal karena digunakan untuk mengungkap identitas pelaku ketika wajah pelaku secara sengaja atau tidak sengaja terekam kamera atau video. Namun, banyak dari hasil gambar digital ini menunjukkan kualitas gambar yang buruk yang membuat proses pengenalan wajah menjadi lebih sulit dan memakan waktu lebih lama. Fokus dari penelitian ini adalah untuk mendeteksi dan mengenali wajah pada citra digital dengan permasalahan visual tersebut dengan metode deteksi wajah Viola-Jones dan metode pengenalan wajah dengan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Program pengenalan wajah menampilkan salah satu nama dan wajah yang tersimpan dalam *dataset*, tingkat keberhasilan *dataset* yang digunakan sebesar 63,33% pada *dataset Labeled Face in the Wild* (LFW) pada 46,66% pada face94, sedangkan LDA hanya maksimal 20% pada noise dan kecerahan. Tingkat keberhasilan ditentukan oleh kecerahan citra dan posisi objek wajah pada citra atau objek tambahan yang sebelumnya tidak ada pada citra.

Kata Kunci: Wajah, Deteksi, Pengenalan, Citra Digital, Permasalahan Visual

1. PENDAHULUAN

Pengenalan wajah banyak digunakan untuk semua jenis tindakan keamanan seperti membuka kunci ponsel, memeriksa informasi seseorang di tempat umum, dan dalam penyelidikan seperti melacak orang, menemukan orang hilang, bahkan di bidang lain (Singh & Goel, 2020). Gambar wajah dapat diambil dengan kamera CCTV, *smartphone*, dan perangkat lain yang dapat merekam subjek sebagai sinyal digital. Namun citra digital terkadang memiliki masalah kualitas, ada banyak alasan yang menyebabkan kualitas gambar buruk seperti: kemampuan kamera untuk menangkap cahaya, posisi kamera, cahaya yang kurang atau berlebihan yang menyebabkan hasil citra digital memiliki visual yang kurang baik. Citra yang diperoleh dari hasil *screenshot* atau perekaman secara langsung terkadang menyajikan informasi yang kurang lengkap karena permasalahan kualitas citra itu sendiri (Tang et al., 2020; Xiong, 2020).



Noise (derau) disebabkan oleh banyak faktor seperti kurangnya pencahayaan saat pengambilan gambar, keterbatasan resolusi pixel dari lensa kamera yang digunakan, keterbatasan kamera dalam menangkap gambar bergerak, inferensi gelombang elektromagnetik, dan sebagainya. Dijelaskan oleh Moradmand et al. (2020) terdapat berbagai macam jenis *noise* di antaranya rician *noise*, *gaussian noise*, *salt-and-pepper noise*. Namun yang digunakan dalam penelitian ini ada *gaussian noise*. *Blur* (citra kabur) dapat diakibatkan oleh berbagai hal seperti pergerakan selama pengambilan gambar oleh lensa kamera, penggunaan alat optik yang tidak fokus, penggunaan lensa dengan sudut yang lebar, gangguan atmosfer, tingkat pencahayaan yang singkat sehingga mengurangi jumlah foton yang ditangkap oleh lensa kamera. *Brightness* (kecerahan) dapat diperbaiki dengan menaikkan atau mengurangi jumlah konstanta pada setiap *pixel* pada citra.

Permasalahan visual dari yang sudah disebutkan membuat proses ekstraksi informasi menjadi lebih sulit dan membutuhkan waktu yang lama, oleh karena itu tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengenali objek wajah pada citra yang memiliki permasalahan visual terutama *noise*, *blur*, dan permasalahan kecerahan maka diperlukan *preprocessing* citra. Menurut Furht et al. (2018), *image preprocessing* merupakan proses pengurangan *noise*, menyesuaikan tingkat kecerahan dan memperbaiki kualitas data sebelum masuk tahap ekstraksi objek pada citra, di mana teknik *image preprocessing* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *noise filtering*, *deblurring*, dan *brightness adjustment*.

Deteksi wajah adalah langkah awal yang harus dilalui dalam pengenalan wajah dengan mengekstrak objek wajah, metode Viola-Jones memiliki kecepatan, dan akurasi yang cukup besar karena menggabungkan beberapa konsep (fitur Haar, Integral Image, Adaboost, Cascade Classifier) menjadikan metode yang populer dan sering digunakan dalam penelitian deteksi wajah seseorang pada citra. Kemudian akan digabungkan dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linier Discriminant Analysis* (LDA) untuk mendeteksi kecocokan wajah yang telah diekstrak. Metode PCA digunakan untuk mereduksi dimensi dan melakukan pengenalan wajah secara efisien, pada penelitian yang dilakukan Borade et al. (2016) menunjukkan bahwa setiap wajah dapat direkonstruksi dengan menggunakan sejumlah kecil *eigenfaces* dan bobot yang sesuai serta mendapatkan tingkat keberhasilan pengenalan wajah sebesar 100%. Penelitian dari Al-Ghraiiri et al. (2022) melakukan proses analisis dengan dua tahap yaitu tahap deteksi dan tahap pengenalan. Hasil analisis menunjukkan efektifitas sebesar 96% tingkat pengenalan dan efisiensi yang baik dengan rata-rata waktu eksekusi perintah hanya selama 0,32 detik. Penelitian oleh Aggarwal et al. (2021) menunjukkan pengenalan wajah menggunakan PCA *eigen faces* menghasilkan hasil yang kurang akurat pada kedua *dataset* karena menghasilkan tingkat kesalahan tertinggi masing-masing sekitar 10,61% pada *dataset* ORL dan 15,01% pada *dataset* yale dibandingkan dengan teknik lain yang diterapkan. Penelitian pengenalan wajah oleh Kosasih (2021) diperoleh tingkat akurasi tertinggi terjadi ketika data latih tiap orang sebanyak 7 dan data uji tiap orang sebanyak 3 dengan tingkat akurasi sebesar 96,67%. Penelitian oleh Anam (2020) dengan pengukuran jarak euclidean akan mendapatkan nilai minimum dan maksimum, sehingga mendapat hasil yaitu wajah yang dikenali dan tidak dikenali, dari hasil percobaan didapatkan hasil bahwa persentase keakuratan identifikasi wajah menggunakan *eigenfaces* menunjukkan hasil yang memuaskan.

Dari penelitian yang telah disebutkan proses pengenalan wajah tidak dilakukan pada citra digital terutama pada permasalahan *noise*, *blur*, dan kecerahan. Kemudian untuk memastikan terdapat objek wajah pada citra akan dilakukan deteksi wajah menggunakan metode Viola-Jones sampai akhirnya akan dilakukan proses pengenalan wajah dengan PCA dan LDA. Untuk membuat analisis pengenalan wajah lebih akurat akan digunakan dua *dataset* penelitian yang digunakan adalah *Labeled Face in the Wild* (LFW) *dataset* dan *face94 dataset*, lalu membandingkan tingkat keakuratan dalam mendeteksi kecocokan pada setiap *dataset*.



2. METODE PENELITIAN

Pada dasarnya ada beberapa langkah yang dilakukan dalam pengenalan wajah yaitu *preprocessing* lalu deteksi objek wajah pada citra kemudian ekstraksi dan akhirnya akan dilakukan pengenalan wajah.

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan adalah *dataset* yang sudah dilakukan uji coba. *Labeled face in the wild* adalah *database* foto wajah yang dirancang untuk mempelajari masalah pengenalan wajah tanpa batasan apapun, di mana *database* berisi lebih dari 13000 citra wajah yang dikumpulkan dari internet. LFW *Dataset* telah banyak digunakan sebagai *dataset* untuk penelitian pengenalan wajah dari berbagai aspek permasalahan seperti pada penelitian EISayed et al. (2017), Knoche et al. (2021), dan Proenca et al. (2016). *Dataset* kedua yang digunakan adalah *face94* yang terdiri lebih dari 3000 citra wajah dan telah digunakan untuk penelitian oleh Barnouti et al. (2018), Jalal et al. (2016), dan Matin et al. (2016). Contoh citra dari kedua *dataset* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Sampel Data Citra LFW *Dataset* dan *Face94 Dataset*

2.2 Preprocessing

Pemrosesan signal terdiri dari penanganan data untuk mengekstrak informasi dianggap relevan, atau untuk memodifikasinya sehingga memberi properti yang. Menurut Gonzalez & Woods (2018) pengolahan citra digital dibagi menjadi beberapa proses pengolahan citra di antaranya:

- 1) Peningkatan kualitas (*enhancement*) adalah proses manipulasi citra agar hasil citra jelas.
- 2) Pemugaran (*restoration*) adalah proses untuk menghilangkan dan meminimalkan kecacatan pada citra.
- 3) Rekonstruksi (*reconstruction*) adalah jenis operasi untuk membentuk ulang objek dari beberapa bagian pada citra.
- 4) Segmentasi (*segmentation*) proses memecah suatu citra menjadi beberapa bagian dengan suatu kriteria tertentu.
- 5) Ekstraksi (*extraction*) merupakan proses pengolahan yang dilakukan setelah segmentasi pada citra.
- 6) Analisis citra (*image analysis*) adalah jenis operasi yang bertujuan untuk mengkalkulasi besaran kuantitatif dari citra untuk mencari deskripsinya.
- 7) Pengenalan objek pada citra (*image pattern classification*) adalah proses pemberian label ke sebuah objek jika objek tersebut memiliki kecocokan dengan objek lain di luar citra.

2.3 Deteksi Wajah Viola-Jones

Pada tahun 2001, Viola & Jones (2001) merancang sebuah metode yang cepat dan akurat dalam mendeteksi wajah dan objek lain pada citra digital, metode Viola-Jones memiliki empat fase dalam prosesnya.



- 1) Karakteristik Haar pada Viola-Jones yang terdiri dari deteksi *edge feature*, *linear feature*, *central feature*, dan *diagonal feature* (Lu & Yang, 2019). Nilai yang ada pada bagian hitam dan putih adalah *eigenvalue* yang akan dikalkulasi dengan Pers. (1).

$$v = \sum_{putih} - \sum_{hitam} \quad (1)$$

- 2) Integral digunakan mempercepat kalkulasi pada fitur haar yang sangat luas dengan membagi citra ke beberapa kelompok sel citra.
- 3) Adaboost memiliki peran untuk memastikan tingkat kecepatan pada deteksi wajah pada proses integral.
- 4) Klasifikasi *cascade* yang dilakukan secara bertingkat di mana setiap tingkatan memberikan hasil subcitra yang diyakini bukan wajah.

2.4 Pengenalan Wajah

Meskipun ada teknik lain untuk mengenali wajah, dalam penelitian ini menggunakan 2 metode pengenalan yaitu *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linier Discriminant Analysis* (LDA). Meskipun model pengenalannya sama pada semua teknik ini, persyaratan data pelatihan dan persyaratan perhitungan matriks bervariasi.

2.5 Validasi *Confusion Matrix*

Confusion Matrix adalah tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual (Ariza-Lopez et al., 2018). Ada empat istilah yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada *confusion matrix* yaitu:

- 1) *True Positive* (TP) memprediksi positif dan itu benar. Sistem memprediksikan bahwa wajah sama dan wajah tersebut memang benar sama.
- 2) *True Negative* (TN) memprediksi negatif dan itu benar. Memprediksikan bahwa wajah tidak sama dan memang benar wajah tersebut tidak sama.
- 3) *False Positive* (FP) memprediksi positif dan itu salah. Sistem memprediksikan bahwa wajah sama tetapi sebenarnya wajah tersebut tidak sama.
- 4) *False Negative* (FN) memprediksi negatif dan itu salah. Sistem memperkirakan bahwa seorang wajah tidak sama tetapi sebenarnya wajah tersebut sama persis.

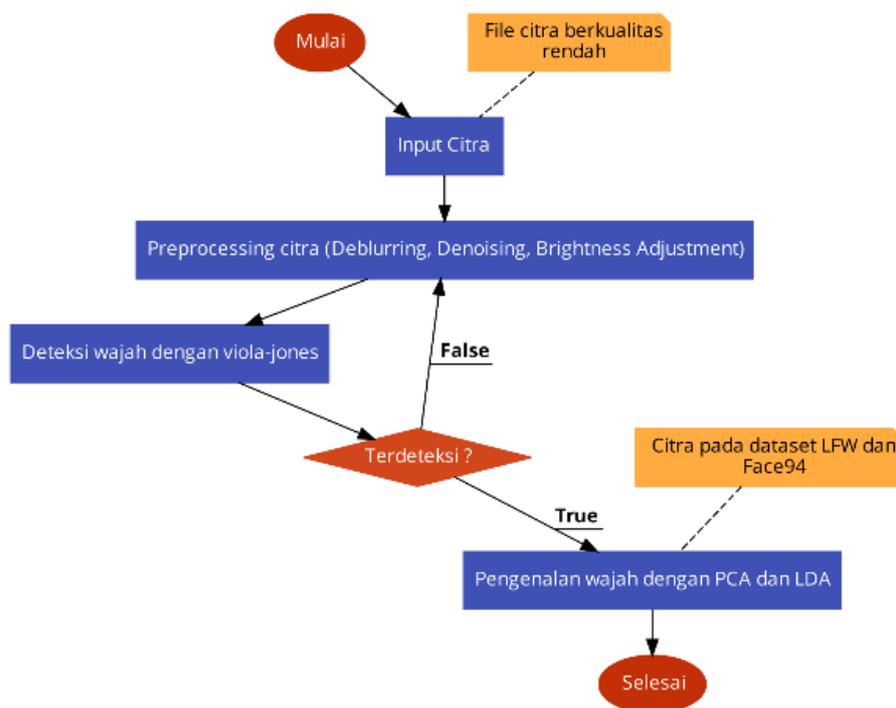
Dengan didapatkan 4 klasifikasi tersebut, selanjutnya akan dilakukan penghitungan akurasi, presisi, dan *recall* untuk menentukan tingkat keberhasilan sistem dalam mengenali objek wajah tersebut.

- 1) *Accuracy* menggambarkan seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan dengan benar.
- 2) *Precision* menggambarkan akurasi antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model.
- 3) *Recall* atau *sensitivity* menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam *preprocessing* citra guna meningkatkan kualitas objek yang ada di dalamnya, kami membuat sebuah sistem dalam melakukan *preprocessing* tersebut.





Gambar 2 Diagram Alur Sistem

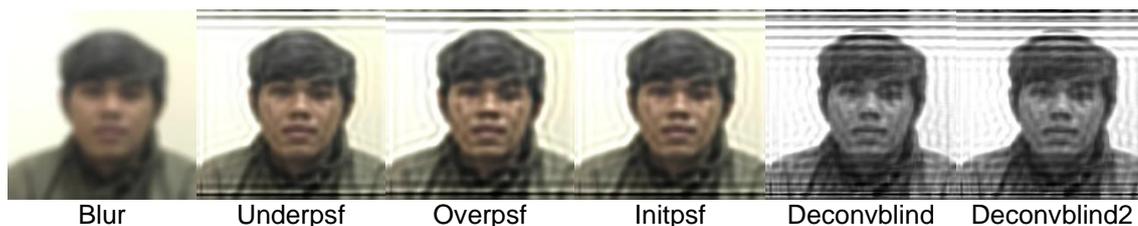
Dari alur sistem pada Gambar 2 citra dengan permasalahan visual akan melewati tahap *preprocessing* citra dikategorikan berdasarkan permasalahan dari citra tersebut untuk memperbaiki visual citra. Setelah melewati proses tersebut akan melalui tahap deteksi wajah dengan Viola-Jones dan akan kembali ke tahap *preprocessing* jika tidak terdeteksi wajah pada citra tersebut. Jika terdeteksi wajah akan dilakukan pemotongan untuk menghilangkan objek lain selain wajah sampai akhirnya ke tahap akhir di pengenalan wajah menggunakan PCA dan LDA.

3.1 *Preprocessing Deblurring Citra*

Algoritma *blind deconvolution* dapat digunakan secara efektif ketika tidak ada informasi tentang distorsi (kabur dan kebisingan), dengan menggunakan teknik *deblurring* seperti berikut dan contohnya ditunjukkan pada Gambar 3.

- 1) *Deblurring* PSF berukuran kecil menggunakan *array* berukuran kecil, UNDERPSF sebagai perkiraan awal PSF. Ukuran *array* UNDERPSF adalah 4 piksel lebih pendek di setiap dimensi daripada PSF yang sebenarnya.
- 2) *Deblurring* PSF berukuran besar menggunakan *array* lebih besar dari UNDERPSF, OVERPSF untuk PSF awal yang 4 piksel lebih panjang di setiap dimensi dari PSF yang sebenarnya.
- 3) INITPSF untuk PSF awal yang persis dengan ukuran yang sama dengan PSF yang sebenarnya.
- 4) Dering dalam gambar yang dipulihkan INITPSF, terjadi di sepanjang area kontras intensitas tajam dan di sepanjang batas gambar. Dengan cara mengurangi efek dering dengan menentukan fungsi pembobotan. Algoritma menimbang setiap piksel sesuai dengan *array* bobot dengan memulihkan gambar dan PSF.
- 5) *Deconvblind* dengan *array* bobot dan peningkatan jumlah iterasi sebesar 30.
- 6) *Deconvblind* dengan batasan tambahan pada PSF. Fungsi FUN mengembalikan *array* PSF yang dimodifikasi yang digunakan *deconvblind* untuk iterasi berikutnya.



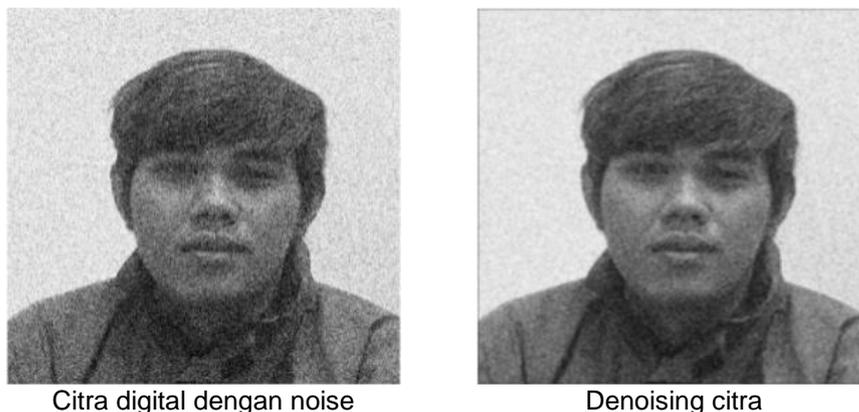


Gambar 3 Preprocessing Deblurring Citra

Dari hasil penggunaan metode *blind deconvolution* terhadap rasio blur yang membuat informasi dari lebih terlihat dan berarti kesalahan kuadrat lebih rendah menunjukkan jumlah kesalahan *deblurring* yang lebih sedikit, hasil tersebut juga mendukung (Goikar & Yadav, 2021).

3.2 Preprocessing Denoising Citra

Denoising dengan algoritma *median filter* (sejenis *filter* linier) ke gambar secara adaptif. *Filter* median menyesuaikan dirinya dengan varian citra. Dengan varian besar, algoritma *median filter* melakukan sedikit penghalusan yang merupakan varian kecil sehingga melakukan lebih banyak penghalusan.



Gambar 4 Preprocessing Denoising Citra

Dari hasil percobaan seperti pada Gambar 4, *median filter* terbukti efektif menghilangkan *noise* dan menampilkan informasi lebih pada citra, karena hanya memproses piksel yang bermasalah dan tetap mempertahankan garis tepi citra. Hasil yang sama juga terpadat pada (George et al., 2018).

3.3 Preprocessing Brightness Adjustment Citra

Penyesuaian kecerahan tiga fungsi seperti: *imadjust*, *histeq*, dan *adapthisteq*. Dengan menggunakan pengaturan default, bandingkan efektivitas ketiga teknik tersebut seperti pada Gambar 5.

- 1) *IMADJUST* meningkatkan kontras gambar dengan memetakan nilai-nilai gambar intensitas input ke nilai-nilai 1%.
- 2) *HISTEQ* melakukan pemerataan histogram dengan meningkatkan kontras gambar dengan mengubah nilai dalam gambar intensitas sehingga histogram gambar output yang cocok dengan histogram tertentu.
- 3) *ADAPTHISTEQ* juga melakukan pemerataan histogram seperti *histeq*, namun ia beroperasi pada bagian pixel pada citra.



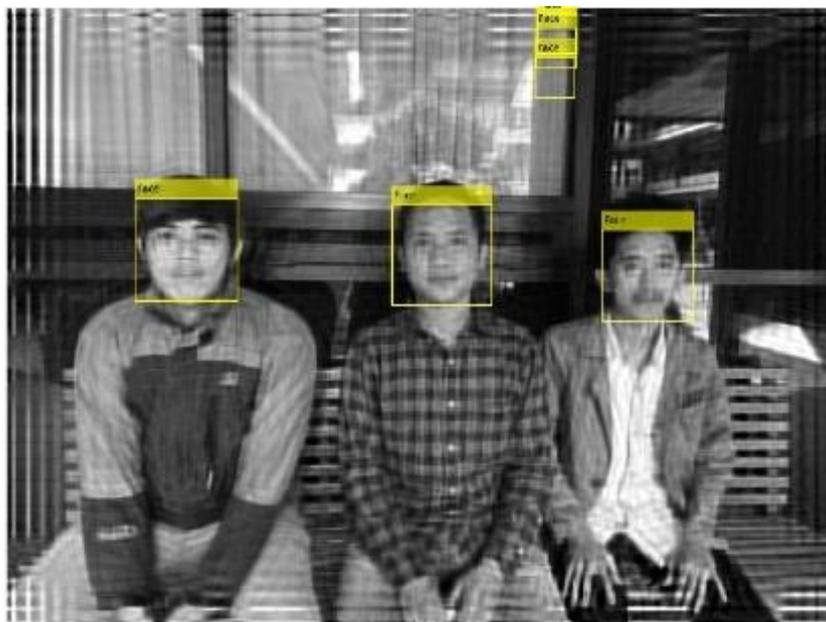


Gambar 5 *Preprocessing Brightness Adjustment Citra*

Fungsi yang digunakan melakukan penyesuaian gambar dengan metode pemerataan *histogram*, hasil yang diberikan dengan metode *equalization histogram* dapat meningkatkan kualitas gambar, sehingga informasi dalam gambar lebih jelas terlihat. Hasil penelitian yang sama juga ditemukan di (Oktavianto & Purboyo, 2018).

3.4 Deteksi Wajah dengan Viola-Jones

Algoritma Viola-Jones diimplementasikan pada fungsi *cascade object detection*, yaitu mendeteksi objek wajah pada citra dengan memuat kotak pada citra. Detektor kemudian menggunakan klasifikasi untuk memutuskan apakah kotak berisi objek wajah. Ukuran kotak bervariasi untuk mendeteksi objek wajah pada skala yang berbeda tetapi dalam rasio yang konsisten. Setelah wajah terdeteksi, sistem memotong setiap kotak agar tingkat deteksi lebih akurat karena tidak ada objek yang dapat dideteksi kecuali wajah.



Gambar 6 *Deteksi Wajah Pada Citra*

Fungsi algoritma Viola-Jones yang hasilnya ditunjukkan pada Gambar 6 berfungsi sangat baik dalam mendeteksi wajah, namun juga terdapat kesalahan di mana terdapat objek yang bukan wajah dideteksi sebagai wajah, namun itu tidak menjadi masalah dalam penelitian ini.



3.5 Analisis pengenalan wajah

Sistem menerima sampel citra berupa objek wajah yang telah dikonversikan ke dalam matriks lalu dianalisis *eigenvalue* pada citra tersebut dengan *eigenvalue* yang ada pada semua citra pada *dataset* wajah. Dengan nilai mean pada setiap dimensi citra ($M \times N$), maka jumlah maksimal *eigenvalue* dengan nilai bukan nol pada matrik kovariannya adalah $\min[M-1, N-1]$, karena jumlah dimensi (piksel) dari setiap vektor citra sangat tinggi dibandingkan dimensi citra yang akan di analisa, sehingga jumlah nilai maksimal eigen tanpa nol adalah $P-1$ (P adalah jumlah citra pada *dataset*). Dengan menggunakan aturan Kaiser untuk menemukan jumlah *eigenvector* yaitu jika nilai *eigenvalue* lebih besar daripada 1 maka *eigenvector* akan dipilih untuk dibuat sebagai *eigenface*, kemudian akan dibuat tampilan nilai matrik dari *eigenface*, dari nilai tersebut akan dibuat *array* seperti pada Gambar 7.

```

Columns 1 through 12
    1.8066    1.5079    2.3891    0.8396    1.4483    3.6112

Columns 13 through 24
    1.3711    2.9219    3.8254    3.8081    0.7493    3.3261

Columns 25 through 28
    4.2953    3.1649    1.4309    0.7419
    
```

Gambar 7 Nilai Jarak Euclidean dalam Bentuk Array

Setelah nilai dari *eigenface* dari citra sampel didapatkan, akan dilakukan proses penghitungan jarak euclidean dari masing matrik *eigenface* dan dicari nilai minimalnya karena dalam citra tersebut terdapat objek wajah yang menyerupai atau sama dengan objek yang citra sampel.



Citra sampel

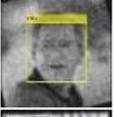
Citra wajah dikenali

Gambar 8 Hasil Pengujian Pengenalan Wajah

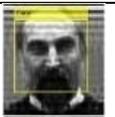
Proses pengenalan wajah dikatakan selesai jika didapat citra wajah dengan nilai euclidean terkecil yang menandakan kedua objek wajah tersebut adalah sama, seperti pada Gambar 8 karena citra tersebut memiliki nilai euclidean terkecil dari citra lainnya pada *dataset*.



Tabel 1 Hasil Analisis Wajah pada *Dataset LFW*

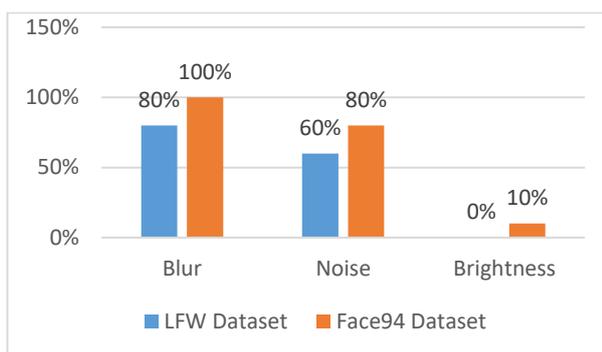
Sampel	Masalah	Preprocessing & Deteksi	Output	Akurasi, Presisi, Recall	Hasil
	Blur			96%, 0%, 0%	False
	Blur			88%, 0%, 14%	True
	Noise			96%, 1%, 20%	True
	Noise			80%, 0%, 0%	False
	Kecerahan tinggi			99%, 0%, 0%	False
	Kecerahan rendah			74%, 0%, 0%	False

Tabel 2 Hasil Analisis Wajah pada *Dataset Face94*

Sampel	Masalah	Preprocessing & Deteksi	Output	Akurasi, Presisi, Recall	Hasil
	Blur			99%, 100%, 100%	True
	Blur			99%, 100%, 65%	True
	Noise			99%, 0%, 0%	False
	Noise			99%, 48%, 52%	True
	Kecerahan tinggi			92%, 0%, 0%	False
	Kecerahan rendah			97%, 17%, 100%	True

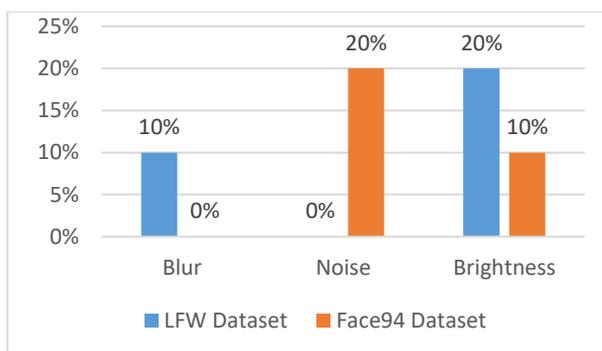
Berdasarkan analisis yang dilakukan pada Tabel 1 dan 2, persentase keakuratan pengenalan wajah pada PCA dari *eigenfaces* dihitung dengan menggunakan *detection rate*. Pada setiap *dataset* terdapat 30 citra yang dianalisis dengan 10 citra untuk setiap permasalahan citra.





Gambar 9 Grafik tingkat keakuratan pengenalan wajah dengan PCA

Jumlah wajah yang berhasil dikenali pada LFW *Dataset* adalah 14 dari 30 wajah, jadi *detection rate*-nya adalah 46,66% yang terdiri dari 80% pada citra permasalahan *blur*, 60% pada citra permasalahan *noise*, dan 0% pada citra permasalahan kecerahan. Pada dan *face94 Dataset* adalah 19 dari 30 wajah jadi *detection rate*-nya sebanyak 63,33% terdiri dari 100% pada citra permasalahan *blur*, 80% pada citra permasalahan *noise*, dan 10% pada citra permasalahan kecerahan. Seperti yang ditunjukkan pada grafik tingkat keakuratan pengenalan wajah dengan PCA pada Gambar 9. Penelitian ini sejalan dengan (Darmawan, 2019) yang menyimpulkan hasil dari pengenalan wajah berbagai pose yaitu tingkat keakuratan di atas 70%.



Gambar 10 Grafik tingkat keakuratan pengenalan wajah dengan LDA

Hasil analisis data pada LDA yang ditunjukkan pada Gambar 10 hampir semua tidak lebih dari 20%. Hal ini menandakan kalau algoritma tidak direkomendasikan untuk menganalisis wajah terutama pada citra yang memiliki permasalahan visual. Penelitian yang sama dengan penggunaan 2 metode pengenalan tersebut adalah yang dilakukan oleh (Cintisa et al., 2019) yang menyimpulkan jika LDA mempunyai tingkat akurasi yang tinggi namun hasil tersebut berbanding terbalik pada penelitian yang khusus meneliti citra digital dengan permasalahan visual ini, tetapi hasil untuk penggunaan PCA cukup selaras dalam menganalisis pengenalan wajah dengan tingkat keakuratan 100%.

4. KESIMPULAN

Penelitian yang berfokus untuk mendeteksi dan mengenali wajah pada citra digital dengan permasalahan visual khususnya pada permasalahan *blur*, *noise*, dan permasalahan kecerahan menggunakan metode Viola-Jones dengan metode pengenalan PCA dan LDA. Hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan menunjukkan bahwa Viola-Jones dapat dilakukan untuk mendeteksi wajah pada citra dengan permasalahan visual dengan dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu. Kemudian untuk melakukan pengenalan wajah pada citra digital dengan PCA dan LDA lebih sederhana dan cepat. Jumlah wajah yang berhasil dikenali pada LFW *Dataset* adalah 14 dari 30 wajah dengan *detection rate* sebesar 46,66% yang terdiri dari 80% pada citra permasalahan *blur*, 60% pada citra permasalahan *noise*, dan 0% pada citra permasalahan



kecerahan. Pada dan face94 Dataset adalah 19 dari 30 wajah jadi *detection rate*-nya sebanyak 63,33% terdiri dari 100% pada citra permasalahan *blur*, 80% pada citra permasalahan *noise*, dan 10% pada citra permasalahan kecerahan, sedangkan pada LDA hampir semua analisis data tidak sampai 20%. Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa metode Viola-Jones dan PCA dapat dijadikan sebagai metode kombinasi untuk pengenalan wajah manusia pada citra digital yang bermasalah secara efektif tapi tidak pada citra dengan permasalahan kecerahan. Hal ini dapat dilihat dari hasil ketepatan pengenalan wajah yang tinggi kecuali pada permasalahan kecerahan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, A., Alshehri, M., Kumar, M., Sharma, P., Alfarraj, O., & Deep, V. (2021). Principal component analysis, hidden Markov model, and artificial neural network inspired techniques to recognize faces. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 33(9), e6157. <https://doi.org/10.1002/cpe.6157>
- Al-Ghraiiri, A. H. T., Mohammed, A. A., & Sameen, E. Z. (2022). Face detection and recognition with 180 degree rotation based on principal component analysis algorithm. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, 11(2), 593. <https://doi.org/10.11591/ijai.v11.i2.pp593-602>
- Anam, M. K. (2020). 82 Metode Eigenface/Principle Component Analysis (PCA) Untuk Identifikasi Wajah Manusia. *Jutis (Jurnal Teknik Informatika)*, 6(2), 82–88. <https://doi.org/https://doi.org/10.33592/jutis.Vol6.Iss2.133>
- Ariza-Lopez, F. J., Rodriguez-Avi, J., & Alba-Fernandez, M. V. (2018). Complete Control of an Observed Confusion Matrix. *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2018-July*, 1222–1225. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8517540>
- Barnouti, N. H., Al-Mayyahi, M. H. N., & Al-Dabbagh, S. S. M. (2018). Real-Time Face Tracking and Recognition System Using Kanade-Lucas-Tomasi and Two-Dimensional Principal Component Analysis. *2018 International Conference on Advanced Science and Engineering (ICOASE)*, 24–29. <https://doi.org/10.1109/ICOASE.2018.8548818>
- Borade, S. N., Deshmukh, R. R., & Shrishrimal, P. (2016). Effect of distance measures on the performance of face recognition using principal component analysis. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 384, 569–577. https://doi.org/10.1007/978-3-319-23036-8_50/COVER
- Cintisa, N., Suhartono, E., & Aulia, S. (2019). Pengenalan Ekspresi Pada Raut Wajah Pada Keselamatan Berkendara Menggunakan Principal Component Analysis (pca) Dan Linear Discriminant Analysis (lda). *EProceedings of Engineering*, 6(3). <https://doi.org/10.34818/EOE.V6I3.11354>
- Darmawan, A. (2019). Aplikasi Mobile Pengenalan Wajah Secara Real-Time Berbasis Principal Component Analysis. *Ubiquitous: Computers and Its Applications Journal*, 2(1), 57–66. <https://doi.org/10.51804/ucaiaj.v2i1.57-66>
- ElSayed, A., Mahmood, A., & Sobh, T. (2017). Effect of Super Resolution on High Dimensional Features for Unsupervised Face Recognition in the Wild. *2017 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR), 2017-October*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/AIPR.2017.8457967>
- Furht, B., Akar, E., & Andrews, W. A. (2018). *Digital Image Processing: Practical Approach*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-96634-2>
- George, G., Oommen, R. M., Shelly, S., Philipose, S. S., & Varghese, A. M. (2018). A Survey on Various Median Filtering Techniques For Removal of Impulse Noise From Digital Image. *2018 Conference on Emerging Devices and Smart Systems (ICEDSS)*, 235–238. <https://doi.org/10.1109/ICEDSS.2018.8544273>
- Goilkar, S. S., & Yadav, D. M. (2021). Implementation of Blind and Non-blind Deconvolution for Restoration of Defocused Image. *2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, 560–563. <https://doi.org/10.1109/ESCI50559.2021.9397046>
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing (4th ed)*. Pearson.



- Jalal, A. S., Bhatnagar, C., Khan, Mohd. A., & Solanki, M. S. (2016). LBP based face recognition system for multi-view face using single sample per person. *2016 11th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS), 2018-January*, 414–419. <https://doi.org/10.1109/ICIINFS.2016.8262976>
- Knoche, M., Hormann, S., & Rigoll, G. (2021). Cross-Quality LFW: A Database for Analyzing Cross-Resolution Image Face Recognition in Unconstrained Environments. *2021 16th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2021)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/FG52635.2021.9666960>
- Kosasih, R. (2021). Pengenalan Wajah Menggunakan PCA dengan Memperhatikan Jumlah Data Latih dan Vektor Eigen. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.32493/informatika.v6i1.7261>
- Lu, W., & Yang, M. (2019). Face Detection Based on Viola-Jones Algorithm Applying Composite Features. *2019 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS)*, 82–85. <https://doi.org/10.1109/ICRIS.2019.00029>
- Matin, A., Mahmud, F., & Shawkat, M. T. B. (2016). Recognition of an individual using the unique features of human face. *2016 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*, 57–60. <https://doi.org/10.1109/WIECON-ECE.2016.8009087>
- Moradmand, H., Aghamiri, S. M. R., & Ghaderi, R. (2020). Impact of image preprocessing methods on reproducibility of radiomic features in multimodal magnetic resonance imaging in glioblastoma. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 21(1), 179–190. <https://doi.org/10.1002/acm2.12795>
- Oktavianto, B., & Purboyo, T. W. (2018). A Study of Histogram Equalization Techniques for Image Enhancement. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(2), 1165–1170. <http://www.ripublication.com>
- Proenca, H., Neves, J. C., Barra, S., Marques, T., & Moreno, J. C. (2016). Joint Head Pose/Soft Label Estimation for Human Recognition In-The-Wild. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(12), 2444–2456. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2522441>
- Singh, G., & Goel, A. K. (2020). Face Detection and Recognition System using Digital Image Processing. *2020 2nd International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications (ICIMIA)*, 348–352. <https://doi.org/10.1109/ICIMIA48430.2020.9074838>
- Tang, C., Cai, A., Zhang, W., Zheng, Z., Liang, N., Li, L., & Yan, B. (2020). Joint Regularized-based Image Reconstruction by Combining Super-Resolution Sinogram for Computed Tomography Imaging. *2020 5th International Conference on Communication, Image and Signal Processing (CCISP)*, 188–193. <https://doi.org/10.1109/CCISP51026.2020.9273488>
- Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, 1, 1-511-1–518. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>
- Xiong, W. (2020). Research on Fire Detection and Image Information Processing System Based on Image Processing. *2020 International Conference on Advance in Ambient Computing and Intelligence (ICAACI)*, 106–109. <https://doi.org/10.1109/ICAACI50733.2020.00027>

