Analisis Metode Pengenalan Wajah Menggunakan Eigenfaces Berbasis Dekomposisi Nilai Singular (SVD)







GULIT RADIAN WIYARNO 10123033



MATHEUS RADITYO JANSEN M 10123055



10123083

Pendahuluan



Gambar digital berukuran 92x112 piksel memiliki 10.304 fitur sehingga menimbulkan tantangan besar dalam pengenalan wajah akibat dimensi data yang sangat tinggi.

Tantangan

Komputasi mahal —————— membandingkan gambar satu per satu sangat lambat.

Solusi

SVD untuk ekstraksi fitur utama (Eigenfaces)

Pendahuluan



Tujuan Proyek

Menggunakan SVD untuk menghasilkan representasi gambar ringkas yang disebut eigenfaces yang menangkap variasi penting dan membuang detail yang tidak relevan.

Implementasi Eigenfaces

- Menciptakan basis gambar ("ruang wajah") berdimensi rendah dari dataset wajahAT&T.
- Menguji efektivitas ruang terkompresi ini untuk tugas pengenalan wajah.
- Menganalisis kualitas rekonstruksi gambar dari representasi dimensi rendahnya.

Penggunaan Eigenfaces

Dataset: AT&T Face Database

- 6 Subjek, masing-masing 8 gambar
- 4 gambar → data latih
- 4 gambar → data uji
- Total: 48 gambar
- k = 10 dan k = 20 komponen utama (eigenfaces).

Metodologi



Proses implementasi metode Eigenfaces mengikuti langkah-langkah sistematis yang berpusat pada SVD.

Pra-pemrosesan dan Pemusatan Data

$$\mu = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} \mathbf{x}_i$$

$$X_c = [\mathbf{x}_1 - \mu \quad \mathbf{x}_2 - \mu \quad \dots \quad \mathbf{x}_{24} - \mu]$$

Penjelasan:

- $X_i \in R^{10304}$
- μ = Wajah Rata-Rata

Dekomposisi Nilai Singular (SVD)

$$X_c = U \Sigma V^T$$

Penjelasan:

- U: Matriks ortogonal 10304 x 24 yang kolomkolomnya adalah eigenfaces.
- Σ : Matriks diagonal 24 x 24 yang berisi nilainilai nilai singular (σ_i).
- V^T: Matriks ortogonal 24 x 24.

Metodologi



Proyeksi, Klasifikasi, dan Rekonstruksi

$$\mathbf{z} = U_k^T(\mathbf{x} - \mu)$$

$$\hat{\mathbf{x}} = U_k \mathbf{z} + \mu$$

Penjelasan:

• U_k adalah k kolom pertama dari U

Penjelasan:

 Di atas adalah rumus untuk rekonstruksi gambar

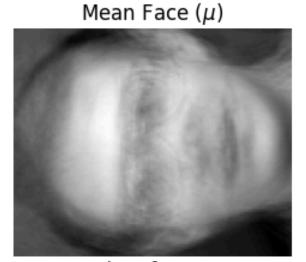
Klasifikasi dilakukan dengan metode Nearest Neighbor

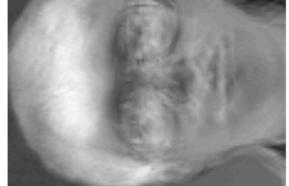
Hasil dan Pembahasan



Visualisasi Eigenfaces

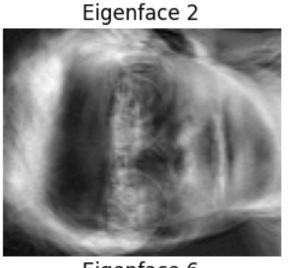
Rata-rata Wajah dan 6 Eigenfaces Pertama

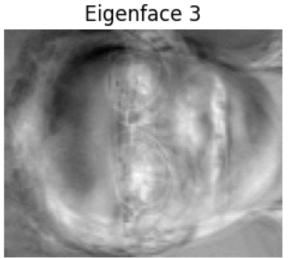




Eigenface 5

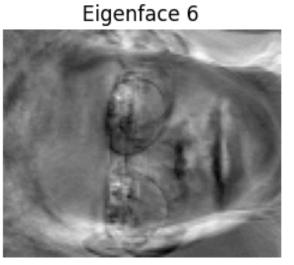
Eigenface 1





Eigenface 4





Gambar ini menampilkan wajah rata-rata (μ) dan enam eigenfaces pertama. Wajah ratarata terlihat seperti gabungan dari semua wajah dalam dataset. Sementara itu, eigenfaces tidak menyerupai wajah asli, melainkan tampak seperti pola "hantu" yang menyoroti fiturfitur variasi. Sebagai contoh, eigenface pertama menangkap variasi pencahayaan dari kiri ke kanan.

Hasil dan Pembahasan



Akurasi Klasifikasi

k (Jumlah Eigenfaces)	Prediksi Benar	Total Uji	Akurasi
10	21	24	87.50%
20	21	24	87.50%

Penambahan komponen dari k = 10 ke k = 20 tidak meningkatkan akurasi, menandakan adanya diminishing returns bahwa 10 komponen pertama sudah cukup menangkap informasi penting untuk membedakan subjek.

Rekonstruksi Gambar

Gambar Asli (Subjek 2)



Rekonstruksi (k=10)



Gambar hasil rekonstruksi berhasil merepresentasikan esensi wajah asli, seperti struktur umum dan posisi fitur, meskipun kehilangan detail berfrekuensi tinggi, sehingga secara visual membuktikan bahwa kompresi SVD mampu mempertahankan informasi penting sambil menghilangkan detail yang kurang signifikan.

Kesimpulan



- Proyek ini menunjukkan efektivitas SVD dalam menganalisis data berdimensi tinggi menggunakan metode eigenfaces.
- SVD mampu mengekstraksi struktur berdimensi rendah dari dataset gambar wajah.
- Kompresi data yang dihasilkan tetap mempertahankan informasi penting untuk pengenalan wajah.
- Hasil analisis menegaskan bahwa SVD adalah alat fundamental untuk reduksi dimensi dan ekstraksi fitur.

Kesimpulan

Terima kasih!!!