

## Komparasi Algoritma Fitur Matching SIFT Dan AKAZE Untuk Pencocokan Fitur Wajah Berbasis Citra

Galih Putra Pratama, Husin Fadhil Azizi, Tira Karel Agata, Muhammad Naufal\*

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Kota Semarang, Indonesia

Jl. Imam Bonjol No.207, Pendrikan Kidul, Kec. Semarang Tengah, Kota Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

Email: <sup>1</sup>11202214359@mhs.dinus.ac.id, <sup>2</sup>11202213966@mhs.dinus.ac.id, <sup>3</sup>11202214396@mhs.dinus.ac.id,

<sup>4,\*</sup>m.naufal@dsn.dinus.ac.id

Email Penulis Korespondensi: m.naufal@dsn.dinus.ac.id

**Abstrak**—Permasalahan pencocokan fitur wajah menjadi tantangan penting dalam sistem biometrik, khususnya akibat variasi pencahayaan, tekstur, dan detail wajah yang memengaruhi kestabilan deteksi keypoint. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja algoritma Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) dan Accelerated-KAZE (AKAZE) dalam proses ekstraksi dan pencocokan fitur wajah untuk mengetahui trade-off antara akurasi dan efisiensi komputasi. Dataset yang digunakan berasal dari NIST dengan 393 citra pelatihan dan 341 citra validasi. Evaluasi dilakukan menggunakan jumlah keypoint terdeteksi, jumlah matching keypoint, jumlah inliers dan outliers, waktu ekstraksi fitur, serta metrik kesalahan seperti MSE, MAE, RMSE, dan  $R^2$ . Hasil eksperimen menunjukkan bahwa SIFT menghasilkan performa pencocokan yang lebih baik dengan total keypoint terdeteksi sebanyak 934.763, rata-rata matching keypoint sebesar 121,14, dan jumlah inliers sebesar 116,95. Selain itu, SIFT menghasilkan nilai MSE, MAE, dan RMSE yang lebih rendah dibandingkan AKAZE, menunjukkan konsistensi pencocokan fitur yang lebih baik pada citra wajah. Namun, AKAZE memiliki efisiensi komputasi lebih tinggi dengan rata-rata waktu ekstraksi fitur sebesar 0,1699 detik, lebih cepat dibandingkan SIFT sebesar 0,2928 detik. Kontribusi penelitian ini terletak pada analisis komparatif performa SIFT dan AKAZE pada pencocokan fitur wajah berbasis keypoint, sehingga dapat menjadi referensi dalam pemilihan algoritma sesuai kebutuhan aplikasi, baik yang berorientasi pada akurasi maupun efisiensi komputasi.

**Kata Kunci:** SIFT; AKAZE; Pengenalan Wajah; Keypoint; NIST Dataset

**Abstract**—The problem of matching facial features is an important challenge in biometric systems, especially due to variations in lighting, texture and facial details that affect the stability of keypoint detection. This research aims to compare the performance of the Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) and Accelerated-KAZE (AKAZE) algorithms in the facial feature extraction and matching process to determine the trade-off between accuracy and computational efficiency. The dataset used comes from NIST with 393 training images and 341 validation images. Evaluation is carried out using the number of detected keypoints, number of matching keypoints, number of inliers and outliers, feature extraction time, as well as error metrics such as MSE, MAE, RMSE, and  $R^2$ . Experimental results show that SIFT produces better matching performance with a total of 934,763 keypoints detected, an average matching keypoint of 121.14, and the number of inliers of 116.95. In addition, SIFT produces lower MSE, MAE, and RMSE values than AKAZE, indicating better feature matching consistency in facial images. However, AKAZE has higher computational efficiency with an average feature extraction time of 0.1699 seconds, faster than SIFT of 0.2928 seconds. The contribution of this research lies in the comparative analysis of the performance of SIFT and AKAZE in keypoint-based facial feature matching, so that it can be a reference in selecting algorithms according to application needs, both oriented towards accuracy and computational efficiency.

**Keywords:** SIFT; AKAZE; Face Recognition; Keypoint; NIST Dataset

### 1. PENDAHULUAN

Pengenalan wajah merupakan salah satu cabang computer vision yang telah berkembang pesat dalam dua dekade terakhir, dengan aplikasi yang mencakup sistem keamanan [1], verifikasi identitas [2][3], hingga pengawasan berbasis kecerdasan buatan [4]. Di antara berbagai pendekatan yang ada, metode berbasis feature matching atau pencocokan fitur lokal menjadi salah satu fondasi yang banyak diteliti karena kemampuannya dalam mengenali wajah meskipun terdapat variasi pencahayaan, sudut pandang, maupun perubahan ekspresi [5]. Metode ini bekerja dengan mengekstraksi titik-titik kunci (keypoints) beserta deskriptornya dari citra wajah, kemudian mencocokkan deskriptor tersebut antara dua citra untuk menentukan tingkat kemiripan. Keunggulan utama pendekatan ini terletak pada kemampuannya yang tidak bergantung pada data pelatihan berskala besar seperti yang dibutuhkan oleh pendekatan berbasis pembelajaran mendalam, sehingga tetap relevan pada skenario dengan sumber daya komputasi terbatas.

Algoritma seperti Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) dan Accelerated-KAZE (AKAZE) adalah dua metode populer yang digunakan untuk mendeteksi, mengekstraksi, dan mencocokkan fitur pada citra digital. SIFT, yang diperkenalkan oleh David Lowe, memiliki kemampuan untuk mendeteksi fitur yang tidak terpengaruh oleh perubahan skala dan rotasi [6]. Algoritma ini mencakup langkah-langkah seperti deteksi titik kunci, deskripsi fitur, dan pencocokan berdasarkan metode jarak [7]. SIFT sering digunakan dalam aplikasi yang membutuhkan akurasi tinggi, meskipun waktu komputasinya relatif lama [8]. Sebaliknya, AKAZE merupakan versi pengembangan dari algoritma KAZE yang memanfaatkan grafik non-linear untuk mendeteksi fitur [9]. Dengan menggunakan deskriptor biner Modified Local Difference Binary (M-LDB), AKAZE lebih efisien dibandingkan SIFT [10][11], sehingga lebih sesuai untuk aplikasi real-time dengan kompromi minimal pada akurasi.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah NIST Special Database (SD) yang dikembangkan oleh National Institute of Standards and Technology (NIST) [12], sebuah lembaga standar nasional Amerika Serikat yang telah lama menjadi acuan dalam pengembangan dan evaluasi sistem biometrik. Dataset ini secara khusus dirancang untuk mendukung penelitian di bidang pengenalan wajah dan telah digunakan secara luas dalam berbagai evaluasi benchmark

internasional, termasuk program Face Recognition Vendor Test (FRVT) yang diselenggarakan oleh NIST. Citra wajah dalam dataset ini dikumpulkan dengan mempertimbangkan keberagaman kondisi akuisisi, mencakup variasi pencahayaan, ekspresi wajah, sudut pandang, jarak pengambilan gambar, serta perbedaan demografis seperti usia, jenis kelamin, dan ras, sehingga menjadikannya representatif terhadap skenario dunia nyata. Setiap citra telah melalui proses anotasi dan pelabelan yang terstandarisasi, memungkinkan evaluasi yang konsisten dan reproducible antar penelitian [13]. Karakteristik dataset yang beragam dan terstandarisasi ini menjadikan NIST SD sebagai pilihan yang tepat untuk mengevaluasi ketahanan dan performa algoritma SIFT dan AKAZE dalam tugas pencocokan fitur wajah pada berbagai kondisi yang menantang.

Namun demikian, hingga saat ini belum terdapat kajian komparatif yang secara sistematis membandingkan kinerja SIFT dan AKAZE secara langsung pada dataset wajah terstandarisasi dengan variasi kondisi yang komprehensif, khususnya menggunakan NIST Special Database sebagai acuan evaluasi. Sebagian besar penelitian terdahulu mengevaluasi kedua algoritma ini secara terpisah atau pada domain yang berbeda seperti pencocokan objek umum dan rekonstruksi adegan, sehingga perbandingan kinerjanya dalam konteks spesifik pencocokan wajah masih belum dapat disimpulkan secara definitif. Kesenjangan ini menjadi permasalahan yang perlu dijawab mengingat pemilihan algoritma feature matching yang tidak tepat dapat berdampak langsung pada akurasi sistem pengenalan wajah yang dikembangkan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja SIFT dan AKAZE secara komprehensif dalam tugas pencocokan fitur wajah menggunakan dataset NIST, dengan mempertimbangkan metrik akurasi pencocokan, jumlah keypoints yang terdeteksi, serta waktu komputasi, guna memberikan acuan yang lebih jelas bagi peneliti maupun praktisi dalam memilih algoritma yang paling sesuai dengan kebutuhan aplikasinya.

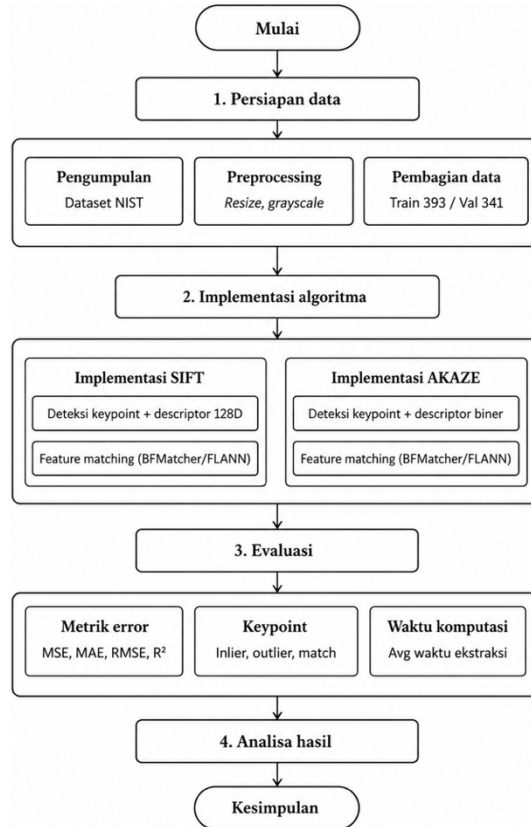
Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma SIFT dan AKAZE dalam konteks pencocokan fitur pada citra wajah, dengan mempertimbangkan metrik pencocokan, jumlah keypoints yang berhasil dideteksi, serta metrik evaluasi, serta komputasi. Evaluasi dilakukan pada dataset wajah dengan variasi kondisi yang mencakup perbedaan pencahayaan, ekspresi, dan sudut pengambilan gambar, guna mendapatkan gambaran yang komprehensif mengenai kekuatan dan keterbatasan masing-masing metode. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan acuan yang lebih jelas bagi para peneliti maupun praktisi dalam memilih algoritma feature matching yang paling sesuai dengan kebutuhan aplikasi pengenalan wajah yang mereka kembangkan.

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan dalam menginterpretasikan hasil yang diperoleh. Pertama, dataset yang digunakan terbatas pada NIST Special Database dengan total 734 citra yang terdiri dari 393 citra untuk pelatihan dan 341 citra untuk validasi, sehingga generalisasi hasil penelitian terhadap dataset wajah lain dengan karakteristik yang berbeda belum dapat dijamin sepenuhnya. Kedua, algoritma yang dibandingkan dalam penelitian ini hanya mencakup SIFT dan AKAZE, sementara algoritma ekstraksi fitur keypoint lainnya seperti ORB, BRISK, dan SURF tidak diikutsertakan dalam perbandingan, sehingga kesimpulan yang dihasilkan hanya berlaku dalam konteks perbandingan antara kedua algoritma tersebut.

Ketiga, evaluasi kinerja algoritma dilakukan pada kondisi citra yang telah melalui proses preprocessing standar berupa konversi grayscale dan penyeragaman ukuran, sehingga pengaruh variasi kondisi akuisisi citra yang lebih ekstrem seperti oklusi wajah, penuaan, dan perubahan pose secara signifikan belum dieksplorasi secara mendalam. Keempat, pengujian dalam penelitian ini dilakukan pada spesifikasi perangkat keras tertentu, sehingga hasil pengukuran waktu komputasi yang diperoleh dapat bervariasi apabila dijalankan pada lingkungan perangkat keras yang berbeda. Batasan-batasan tersebut diharapkan dapat menjadi landasan bagi penelitian selanjutnya untuk mengembangkan kajian yang lebih komprehensif dengan cakupan dataset, algoritma, dan kondisi pengujian yang lebih luas.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini terbagi menjadi beberapa tahapan penelitian, diawali persiapan dataset, kemudian menerapkan algoritma, selanjutnya dilakukan evaluasi hasil serta analisa hasil nantinya akan disimpulkan yang mana digambarkan dalam alur penelitian pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

### 2.1 Persiapan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset NIST. Dataset ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu Train dan Validation. Seluruh dataset dikonversi menjadi format grayscale untuk mendukung proses ekstraksi fitur [14]. Langkah ini dilakukan untuk memastikan keseragaman data sebelum pengujian algoritma.

### 2.2 Implementasi Algoritma

Algoritma SIFT dan AKAZE diterapkan pada citra digital untuk mendeteksi titik-titik kunci (keypoints) dan mendeskripsikan fitur. Implementasi dilakukan menggunakan pustaka OpenCV, yang menyediakan fungsi bawaan untuk kedua algoritma tersebut. Setiap algoritma diterapkan pada gambar dari dataset, dan hasil berupa keypoints dan deskriptor dianalisis lebih lanjut. SIFT merupakan algoritma ekstraksi fitur yang digunakan untuk mendeteksi dan mendeskripsikan keypoint pada citra. SIFT memiliki keunggulan tahan terhadap perubahan skala, rotasi, dan sebagian perubahan pencahayaan sehingga banyak digunakan dalam proses pencocokan citra dan object recognition. Tahapan utama SIFT meliputi pembentukan skala ruang (scale space), deteksi keypoint menggunakan Difference of Gaussian (DoG), penentuan orientasi, dan pembentukan deskriptor fitur [8]. Rumus Difference of Gaussian (DoG):

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \tag{1}$$

Sedangkan rumus Gaussian Blur:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \tag{2}$$

Rumus fungsi Gaussian:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{3}$$

$D(x, y, \sigma)$  merupakan hasil proses Difference of Gaussian,  $L(x, y, \sigma)$  adalah citra yang telah melalui proses Gaussian blur,  $G(x, y, \sigma)$  menyatakan fungsi Gaussian, sedangkan  $I(x, y)$  merupakan citra input. Parameter  $\sigma$  digunakan sebagai parameter skala pada proses smoothing, dan  $k$  merupakan faktor pengali skala yang digunakan dalam pembentukan ruang skala. AKAZE merupakan pengembangan dari algoritma KAZE yang dirancang untuk menghasilkan ekstraksi fitur lebih cepat dengan tetap mempertahankan kualitas deteksi keypoint. AKAZE menggunakan pendekatan nonlinear scale space sehingga mampu mempertahankan detail tepi citra dengan lebih baik dibandingkan metode linear biasa. AKAZE menggunakan persamaan difusi nonlinear untuk membangun representasi citra pada berbagai skala [9]. Rumus nonlinear diffusion:

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t)\nabla L) \tag{4}$$

Rumus fungsi konduktivitas:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_{\sigma}(x, y, t)|) \quad (5)$$

Rumus perona-malik:

$$g(s) = e^{-\left(\frac{s}{k}\right)^2} \quad (6)$$

Keterangan pada rumus tersebut yaitu  $L$  merupakan representasi citra pada skala tertentu,  $t$  adalah parameter waktu difusi, dan  $div$  merupakan operator divergensi yang digunakan dalam proses difusi nonlinear. Simbol  $\nabla L$  menyatakan gradien citra, sedangkan  $c(x, y, t)$  merupakan fungsi konduktivitas yang mengatur proses penyebaran difusi pada citra. Parameter  $k$  digunakan sebagai sensitivitas terhadap tepi citra, dan  $g(s)$  merupakan fungsi pengontrol difusi yang menentukan tingkat penyebaran berdasarkan perubahan intensitas citra.

### 2.3 Evaluasi

Evaluasi kinerja algoritma dilakukan dengan mengukur beberapa parameter, yaitu jumlah keypoint, waktu eksekusi, dan akurasi pencocokan fitur. Jumlah keypoint digunakan untuk menilai kemampuan algoritma dalam mendeteksi fitur unik pada citra, sedangkan waktu eksekusi mengukur efisiensi algoritma dalam mendeteksi dan mendeskripsikan fitur. Akurasi pencocokan fitur dievaluasi menggunakan metode Brute Force Matcher untuk mencocokkan fitur antar gambar dan menilai kualitas hasil pencocokan tersebut. Selain itu, untuk memberikan penilaian kuantitatif yang lebih mendalam mengenai performa kedua algoritma, digunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu Mean Squared Error [1], Mean Absolute Error [15], Root Mean Squared Error [16], dan koefisien determinasi.

Metrik-metrik ini digunakan untuk menilai sejauh mana algoritma dapat melakukan pencocokan yang akurat dan menghasilkan deskripsi fitur yang sesuai. MSE atau Mean Squared Error mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai sebenarnya [17]. Rumus MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

Dimana  $y_i$  adalah nilai asli dan  $\hat{y}_i$  adalah nilai yang diprediksi, sedangkan  $n$  adalah jumlah data. MSE memberikan gambaran seberapa besar error kuadrat antara nilai asli dan prediksi, semakin kecil hasil nilai MSE, semakin baik hasil prediksi algoritma [18]. MAE atau Mean Absolute Error yaitu mengukur rata-rata absolut selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai yang sebenarnya. Rumus MAE adalah:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

MAE memberikan gambaran mengenai besarnya rata-rata kesalahan atau error tanpa mempertimbangkan apakah kesalahan tersebut positif atau negatif. Semakin kecil nilai MAE, semakin akurat model dalam mencocokkan fitur. RMSE atau Root Mean Squared Error merupakan akar kuadrat dari MSE, yang memberikan gambaran kesalahan dalam satuan yang sama dengan data asli [19]. Rumus RMSE adalah:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

RMSE memberikan informasi yang lebih mudah dipahami dibandingkan MSE karena hasilnya dalam satuan yang sama dengan data, dan lebih sensitif terhadap nilai-nilai yang jauh dari nilai sebenarnya [20].  $R^2$  atau Koefisien determinasi mengukur sejauh mana variabilitas data dapat dijelaskan oleh model. Rumus  $R^2$  adalah:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

Dimana  $\hat{y}$  adalah nilai rata-rata dari asli dan  $y_i$ .  $R^2$  memberikan informasi tentang seberapa baik model dapat menjelaskan data yang ada, dengan nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model berhasil menjelaskan sebagian besar variasi data [21]. Dengan menggunakan metrik ini, kinerja dari algoritma SIFT dan AKAZE dapat dibandingkan dalam hal akurasi pencocokan fitur, di mana nilai yang lebih rendah pada MSE, MAE, dan RMSE menunjukkan akurasi yang lebih tinggi, dan nilai  $R^2$  yang lebih tinggi menunjukkan kualitas pencocokan fitur yang lebih baik.

### 2.4 Analisa Hasil

Setelah dilakukan pengukuran kinerja kedua algoritma SIFT dan AKAZE menggunakan metrik evaluasi seperti MSE, MAE, RMSE, dan  $R^2$ , data yang diperoleh akan dibandingkan untuk menilai efisiensi dan akurasi kedua algoritma dalam mendeteksi dan mencocokkan fitur. Dalam analisis ini, perbandingan pertama akan dilakukan berdasarkan nilai MSE,

MAE, dan RMSE, di mana nilai yang lebih rendah pada ketiga metrik tersebut menunjukkan akurasi pencocokan fitur yang lebih baik. Sebaliknya, nilai  $R^2$  yang lebih tinggi menunjukkan bahwa algoritma tersebut lebih mampu menjelaskan variabilitas data dan memberikan pencocokan fitur yang lebih tepat. Selain itu, analisis juga akan memperhatikan efisiensi waktu eksekusi kedua algoritma. Waktu eksekusi yang lebih cepat mengindikasikan bahwa algoritma tersebut lebih efisien dalam proses ekstraksi fitur dan pencocokan pada citra. Analisis ini juga akan mempertimbangkan faktor-faktor seperti ukuran dataset dan kompleksitas citra untuk memberikan pemahaman yang lebih jelas mengenai kecepatan masing-masing algoritma.

Kualitas pencocokan fitur juga akan dianalisis berdasarkan jumlah keypoints yang berhasil dicocokkan dengan benar menggunakan metode Brute Force Matcher. Pencocokan yang lebih banyak dan lebih akurat, dengan lebih sedikit kesalahan (false positives), akan menunjukkan performa algoritma yang lebih baik dalam mengidentifikasi dan mencocokkan fitur. Selain itu, variasi dalam dataset, seperti ukuran gambar, pencahayaan, dan sudut pandang, akan dipertimbangkan pada analisis ini. Dengan tujuan untuk mengetahui apakah ada kondisi tertentu di mana salah satu algoritma menunjukkan performa yang lebih baik daripada yang lainnya. Berdasarkan hasil perbandingan dari metrik-metrik evaluasi dan analisis efisiensi serta akurasi pencocokan, akan ditarik kesimpulan mengenai algoritma mana yang lebih unggul dalam konteks deteksi fitur dan pencocokan pada citra digital. Hasil analisis ini juga akan memberikan rekomendasi terkait algoritma mana yang lebih sesuai untuk aplikasi tertentu berdasarkan karakteristik data dan kondisi pengujian.

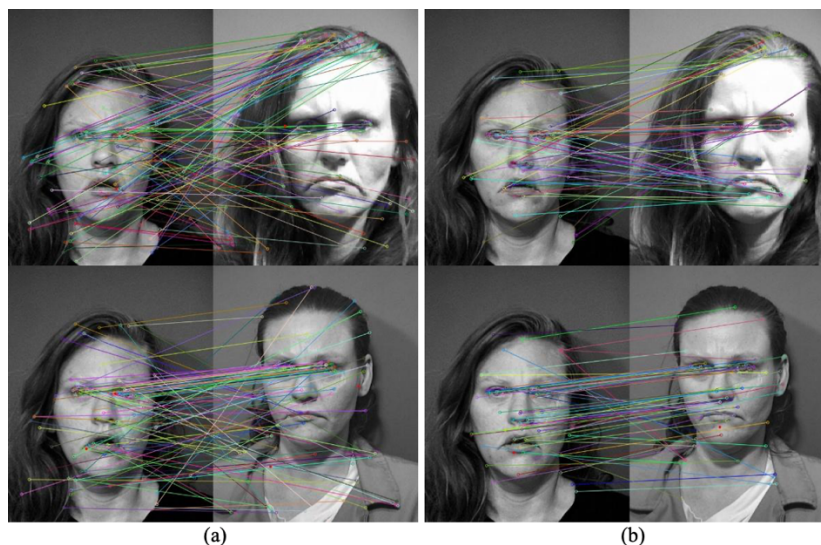
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen dan pembahasan secara mendalam mengenai perbandingan kinerja dua algoritma ekstraksi fitur keypoint, yaitu Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) dan Accelerated-KAZE (AKAZE), dalam konteks pencocokan fitur pada citra wajah menggunakan dataset NIST. Evaluasi dilakukan secara komprehensif dengan mempertimbangkan berbagai aspek kinerja algoritma, meliputi kemampuan deteksi dan pencocokan keypoint, akurasi pencocokan yang diukur melalui metrik kesalahan seperti Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi ( $R^2$ ), serta efisiensi komputasi yang tercermin dari rata-rata waktu ekstraksi fitur masing-masing algoritma.

Selain itu, analisis juga mencakup distribusi keypoint secara visual pada citra wajah guna memperoleh pemahaman yang lebih menyeluruh mengenai karakteristik unik dari masing-masing algoritma. Pembahasan hasil eksperimen ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang objektif dan terukur mengenai keunggulan dan keterbatasan SIFT maupun AKAZE, sehingga dapat menjadi acuan yang valid dalam menentukan algoritma yang paling sesuai untuk diterapkan pada sistem pencocokan wajah berdasarkan kebutuhan spesifik aplikasi, baik yang memprioritaskan akurasi pencocokan fitur maupun efisiensi waktu pemrosesan secara real-time.

#### 3.1 Hasil Eksperimen

Pada eksperimen ini digunakan dataset yang dibagi menjadi train dan val. Dataset train terdiri sebanyak 393 citra foto dengan 191 labels. Dan juga Dataset val terdiri sebanyak 341 citra foto dengan 191 labels. Kedua Dataset tersebut akan dicoba dan digabung di kedua Algoritma yaitu Algoritma SIFT dan AKAZE menjadi 926 citra. Untuk sample dataset dapat dilihat pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Perbandingan Keypoint SIFT (a) dan AKAZE (b)

Berdasarkan hasil visualisasi pencocokan fitur yang ditampilkan pada gambar 2, algoritma SIFT menunjukkan kemampuan deteksi dan pencocokan fitur yang jauh lebih banyak dibandingkan AKAZE pada pasangan citra wajah yang

sama. Hal ini terlihat dari banyaknya garis penghubung (match lines) yang terbentuk antara dua citra, yang mengindikasikan bahwa SIFT berhasil mengidentifikasi dan mencocokkan titik-titik kunci dalam jumlah yang signifikan lebih besar.

Tingginya jumlah feature match yang dihasilkan SIFT disebabkan oleh penggunaan deskriptor 128 dimensi berbasis gradient histogram yang mampu menangkap informasi lokal secara lebih kaya dan diskriminatif, sehingga lebih banyak pasangan titik kunci yang memenuhi ambang batas kemiripan deskriptor. Kondisi ini menunjukkan bahwa SIFT memiliki keunggulan dalam hal kuantitas pencocokan fitur, yang berpotensi meningkatkan keandalan sistem pengenalan wajah terutama pada citra dengan variasi kondisi yang cukup tinggi, meskipun di sisi lain kepadatan match yang dihasilkan juga berbanding lurus dengan beban komputasi yang lebih besar dibandingkan AKAZE. Dari hasil penelitian waktu ekstraksi fitur dapat dilihat pada Tabel 1 berikut:

**Tabel 1.** Rata-Rata Waktu Ekstraksi Fitur

Algoritma	Avg Waktu
AKAZE	0,292891195s
SIFT	0,169996019s

Berdasarkan Tabel 1, algoritma SIFT memiliki rata-rata waktu ekstraksi fitur sebesar 0,169996019 detik, sedangkan AKAZE membutuhkan waktu yang lebih tinggi yaitu 0,292891195 detik. Hasil ini menunjukkan bahwa pada skenario pengujian yang dilakukan, SIFT mampu melakukan proses ekstraksi fitur lebih cepat dibandingkan AKAZE. Perbedaan waktu proses tersebut dapat dipengaruhi oleh mekanisme pembentukan fitur dari masing-masing algoritma. SIFT bekerja dengan pendekatan pencarian keypoint berbasis skala menggunakan Difference of Gaussian (DoG) yang relatif stabil dan teroptimasi untuk ekstraksi fitur lokal. Sementara itu, AKAZE menggunakan pendekatan nonlinear scale space yang lebih kompleks sehingga membutuhkan proses komputasi tambahan dalam pembentukan representasi citra. Kompleksitas tersebut menyebabkan waktu ekstraksi fitur AKAZE menjadi lebih lama.

Meskipun AKAZE memiliki waktu proses yang lebih tinggi, algoritma ini umumnya dirancang untuk menghasilkan fitur yang lebih tahan terhadap perubahan pencahayaan dan transformasi citra tertentu. Oleh karena itu, pemilihan algoritma tidak hanya bergantung pada kecepatan komputasi, tetapi juga perlu mempertimbangkan kualitas dan ketahanan fitur yang dihasilkan terhadap variasi data. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa SIFT lebih unggul dari sisi efisiensi waktu ekstraksi fitur, sedangkan AKAZE berpotensi memberikan keunggulan pada aspek robustness fitur tergantung pada karakteristik dataset yang digunakan. Kemudian untuk jumlah keypoint yang dihasilkan dapat dilihat pada Tabel 2 berikut:

**Tabel 2.** Perbandingan Jumlah Keypoint SIFT dan AKAZE

Algoritma	Total Keypoint	Avg Keypoint Matches	Avg Inliers	Avg Outliers
SIFT	934.763	121,142	116,953	4,18898
AKAZE	417.547	65,099	61,935	3,16414

Berdasarkan Tabel 2, algoritma SIFT menghasilkan jumlah keypoint, keypoint matches, dan inliers yang lebih tinggi dibandingkan AKAZE. SIFT memperoleh total keypoint sebesar 934.763 dengan rata-rata keypoint matches 121,142 dan inliers 116,953, sedangkan AKAZE menghasilkan total keypoint sebesar 417.547 dengan rata-rata keypoint matches 65,099 dan inliers 61,935. Hasil ini menunjukkan bahwa SIFT mampu mendeteksi lebih banyak fitur penting pada citra sehingga proses pencocokan fitur menjadi lebih optimal. Namun, jumlah outliers pada SIFT juga sedikit lebih tinggi dibandingkan AKAZE, meskipun selisihnya tidak terlalu signifikan. Hasil ini cukup menarik mengingat anggapan umum dalam literatur yang kerap menyatakan bahwa AKAZE dirancang sebagai algoritma yang lebih efisien secara komputasi dibandingkan SIFT, namun pada pengujian ini kondisi tersebut tidak terbukti.

Perbedaan ini kemungkinan disebabkan oleh kompleksitas proses difusi nonlinear yang digunakan AKAZE dalam membangun ruang skalanya, di mana proses tersebut memerlukan iterasi matematis yang lebih intensif dibandingkan pendekatan Gaussian pyramid yang digunakan SIFT, sehingga pada dataset dan spesifikasi perangkat yang digunakan dalam penelitian ini, SIFT justru mampu menyelesaikan ekstraksi fitur dengan lebih cepat. Temuan ini memperkuat posisi SIFT sebagai algoritma yang tidak hanya unggul dalam kuantitas pencocokan fitur, tetapi juga lebih efisien dari sisi waktu komputasi ekstraksi fitur pada konteks pencocokan wajah dalam penelitian ini. Untuk perbandingan matrik selanjutnya disimpulkan pada Tabel 3:

**Tabel 3.** Perbandingan Rata-rata Nilai MSE, MAE, RMSE, dan R<sup>2</sup> SIFT dan AKAZE

Algoritma	Avg MSE	Avg MAE	Avg RMSE	Avg R <sup>2</sup>
SIFT	2.062,775	27,7722	45,3937	4,18898
AKAZE	15.079,34	91,7621	122,740	3,16414

Berdasarkan hasil evaluasi metrik kesalahan yang disajikan pada tabel 3, algoritma SIFT secara konsisten menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan AKAZE pada seluruh metrik yang digunakan. SIFT menghasilkan nilai rata-rata MSE sebesar 2.062,775, MAE sebesar 27,7722, dan RMSE sebesar 45,3937, yang seluruhnya jauh lebih rendah dibandingkan AKAZE yang mencatatkan nilai MSE sebesar 15.079,34, MAE sebesar 91,7621, dan

RMSE sebesar 122,740. Rendahnya nilai MSE, MAE, dan RMSE pada SIFT mengindikasikan bahwa kesalahan pencocokan fitur yang dihasilkan algoritma ini jauh lebih kecil, artinya titik-titik kunci yang dicocokkan oleh SIFT memiliki tingkat presisi yang lebih tinggi dan lebih mendekati posisi referensi yang sebenarnya dibandingkan AKAZE.

Perbedaan yang sangat signifikan ini, khususnya pada nilai MSE yang menunjukkan selisih hampir tujuh kali lipat, mengindikasikan bahwa AKAZE menghasilkan pencocokan fitur dengan deviasi posisi yang jauh lebih besar dan kurang stabil. Adapun pada metrik  $R^2$ , SIFT memperoleh nilai 4,18898 sementara AKAZE sebesar 3,16414, di mana nilai  $R^2$  yang lebih tinggi pada SIFT menunjukkan bahwa pola pencocokan yang dihasilkan memiliki konsistensi dan korelasi yang lebih baik terhadap pola referensi. Secara keseluruhan, hasil evaluasi metrik kesalahan ini memperkuat temuan sebelumnya bahwa SIFT tidak hanya unggul dalam jumlah pencocokan fitur dan kecepatan ekstraksi, tetapi juga menghasilkan pencocokan yang lebih akurat dan konsisten dibandingkan AKAZE dalam konteks pencocokan fitur wajah pada dataset NIST yang digunakan dalam penelitian ini.

### 3.2 Pembahasan

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki karakteristik performa yang berbeda baik dari sisi efisiensi komputasi maupun kualitas ekstraksi fitur. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma SIFT membutuhkan rata-rata waktu ekstraksi fitur sebesar 0,2928 detik, sedangkan AKAZE membutuhkan waktu yang lebih cepat yaitu sebesar 0,1699 detik. Hal ini menunjukkan bahwa AKAZE lebih unggul dari sisi efisiensi waktu proses sehingga lebih sesuai digunakan pada aplikasi yang membutuhkan kecepatan komputasi tinggi atau sistem real-time. Kecepatan tersebut dipengaruhi oleh pendekatan AKAZE yang dirancang lebih ringan dalam proses deteksi dan deskripsi fitur dibandingkan SIFT.

Meskipun demikian, dari sisi jumlah fitur yang berhasil dideteksi, algoritma SIFT menunjukkan performa yang lebih baik. SIFT mampu menghasilkan total 934.763 keypoint, sedangkan AKAZE hanya menghasilkan 417.547 keypoint. Jumlah keypoint yang lebih besar menunjukkan bahwa SIFT dapat mendeteksi lebih banyak titik penting pada citra, terutama pada area yang memiliki tekstur kompleks, perubahan skala, maupun variasi rotasi. Banyaknya keypoint yang dihasilkan juga berdampak pada meningkatnya jumlah keypoint matches. Pada pengujian ini, SIFT memperoleh rata-rata keypoint matches sebesar 121,142, sedangkan AKAZE hanya mencapai 65,099. Hasil tersebut menunjukkan bahwa fitur yang dihasilkan oleh SIFT lebih mudah dicocokkan antar citra sehingga memberikan kemampuan matching yang lebih baik.

Selain itu, nilai rata-rata inliers pada SIFT juga lebih tinggi yaitu sebesar 116,953 dibandingkan AKAZE sebesar 61,935. Tingginya nilai inliers menunjukkan bahwa sebagian besar pasangan keypoint yang dicocokkan oleh SIFT merupakan pasangan yang valid dan konsisten terhadap transformasi geometris citra. Namun demikian, jumlah outliers pada SIFT sedikit lebih tinggi yaitu sebesar 4,188 dibandingkan AKAZE sebesar 3,164. Walaupun perbedaannya tidak terlalu besar, hasil ini menunjukkan bahwa AKAZE cenderung menghasilkan pencocokan fitur yang lebih bersih dengan kesalahan pencocokan yang lebih sedikit.

Pada evaluasi tingkat kesalahan pengukuran, algoritma SIFT kembali menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan AKAZE. Hal ini terlihat dari nilai MSE, MAE, dan RMSE yang lebih rendah pada SIFT. Nilai rata-rata MSE SIFT sebesar 2062,775, sedangkan AKAZE mencapai 15079,34. Perbedaan yang cukup signifikan ini menunjukkan bahwa hasil pencocokan fitur menggunakan SIFT memiliki tingkat kesalahan yang lebih kecil sehingga menghasilkan estimasi yang lebih akurat. Kondisi serupa juga terlihat pada nilai MAE dan RMSE yang menunjukkan bahwa SIFT memiliki kestabilan dan akurasi yang lebih baik dalam proses pencocokan fitur antar citra.

Secara visual, hasil deteksi keypoint menunjukkan bahwa keypoint pada SIFT tersebar lebih merata di berbagai area citra, termasuk area dengan tekstur rendah maupun detail kompleks. Sebaliknya, keypoint pada AKAZE cenderung terkonsentrasi pada area dengan kontras tinggi saja. Perbedaan pola distribusi tersebut menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki pendekatan berbeda dalam mendeteksi karakteristik lokal pada citra. SIFT lebih fokus pada kestabilan fitur terhadap perubahan skala dan rotasi, sedangkan AKAZE lebih menekankan efisiensi komputasi dengan tetap mempertahankan kualitas fitur pada area penting tertentu.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa SIFT lebih unggul dalam hal kualitas ekstraksi fitur, jumlah keypoint, akurasi pencocokan, dan tingkat kesalahan yang lebih rendah. Namun, AKAZE memiliki kelebihan dari sisi kecepatan komputasi dan jumlah outliers yang lebih sedikit. Oleh karena itu, pemilihan algoritma perlu disesuaikan dengan kebutuhan aplikasi. Jika aplikasi lebih mengutamakan akurasi dan detail fitur maka SIFT menjadi pilihan yang lebih tepat, sedangkan AKAZE lebih sesuai digunakan pada sistem yang membutuhkan proses komputasi cepat dan efisien.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma SIFT menunjukkan performa yang lebih optimal dalam menghasilkan fitur citra yang kaya dan stabil untuk proses pencocokan, sehingga lebih sesuai digunakan pada aplikasi yang membutuhkan tingkat akurasi tinggi dan detail fitur yang kompleks. Di sisi lain, algoritma AKAZE mampu memberikan proses ekstraksi fitur yang lebih cepat dengan jumlah kesalahan pencocokan yang relatif rendah, sehingga lebih efektif diterapkan pada sistem dengan keterbatasan waktu komputasi atau kebutuhan pemrosesan real-time. Perbedaan karakteristik kedua algoritma menunjukkan bahwa pemilihan metode ekstraksi fitur perlu disesuaikan dengan tujuan dan kebutuhan aplikasi yang dikembangkan. Selain itu, hasil penelitian juga menunjukkan bahwa kualitas deteksi dan pencocokan fitur masih dapat

ditingkatkan melalui pengembangan dataset, penambahan tahapan preprocessing, serta pengujian pada kondisi citra yang lebih beragam.

## REFERENCES

- [1] D. R. I. M. Setiadi, S. Rustad, P. N. Andono, and G. F. Shidik, "Digital image steganography survey and investigation (goal, assessment, method, development, and dataset)," *Signal Processing*, vol. 206, p. 108908, May 2023, doi: 10.1016/j.sigpro.2022.108908.
- [2] J. Guo, Y. Chen, J. Li, and J. Xie, "Face feature matching based on semantic Information," *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 2024, no. 1, p. 012015, Sep. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/2024/1/012015.
- [3] S. Dalal, V. P. Vishwakarma, and S. Kumar, "Feature-based Sketch-Photo Matching for Face Recognition," *Procedia Computer Science*, vol. 167, pp. 562–570, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.318.
- [4] S. Jha, "Computer Vision for Surveillance and Monitoring," in *2025 5th International Conference on Emerging Research in Electronics, Computer Science and Technology (ICERECT)*, MANDYA, India: IEEE, Sep. 2025, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICERECT65215.2025.11376098.
- [5] P. Singh, M. Rattan, N. Singh Grewal, and G. Aggarwal, "Distributed Feature Matching for Robust Object Localization in Robotic Manipulation," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 161679–161687, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3482428.
- [6] A. Widya Agata, W. S. J. Saputra, and C. Aji Putra, "Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Algoritma Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Dan Convolutional Neural Network (CNN)," *jati*, vol. 8, no. 1, pp. 1054–1061, Mar. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8917.
- [7] M. Adhitya Syahputra and M. Abdi Prawira Tanjung, "Perbandingan Metode Analisis Tekstur Dan Structural Matching Pada Citra Digital Untuk Identifikasi Produk Papan Arduino," *jati*, vol. 8, no. 6, pp. 11868–11879, Nov. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i6.11709.
- [8] P. R. Chintia Wardhani and M. Y. Florestiyanto, "Recognition Of Hiragana Japanese Handwriting Characters Using Support Vector Machine And Scale Invariant Feature Transform," *Telematika*, vol. 21, no. 2, p. 135, Jun. 2024, doi: 10.31315/telematika.v21i2.12042.
- [9] F. D. Adhinata, R. Adhitama, and A. J. T. Segara, "Real-time currency recognition on video using AKAZE algorithm," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 191–198, Oct. 2021, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.13970.
- [10] S. K. Sharma and K. Jain, "Image Stitching using AKAZE Features," *J Indian Soc Remote Sens*, vol. 48, no. 10, pp. 1389–1401, Oct. 2020, doi: 10.1007/s12524-020-01163-y.
- [11] S. Castillo-Carrion and J.-E. Guerrero-Ginel, "SIFT optimization and automation for matching images from multiple temporal sources," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 57, pp. 113–122, May 2017, doi: 10.1016/j.jag.2016.12.017.
- [12] E. R. Runtuwene, S. Kumajas, and Q. Kainde, "Face Identification Using Image Processing With The National Institute Of Standards And Technology (NIST) Method," *J. Tek. Inform. (JUTIF)*, vol. 5, no. 4, pp. 375–384, Aug. 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.4.2350.
- [13] A. J. Amron, H. F. Azizi, M. L. Z. Arofi, C. Paramita, and M. Naufal, "Perbandingan Performa SIFT dan ORB dalam Pengolahan Dataset Wajah nist 2," *Jutisi J. Tek. Sis. Info*, vol. 14, no. 2, p. 821, Aug. 2025, doi: 10.35889/jutisi.v14i2.2738.
- [14] S. N. Khonina, N. L. Kazanskiy, and M. A. Butt, "Grayscale Lithography and a Brief Introduction to Other Widely Used Lithographic Methods: A State-of-the-Art Review," *Micromachines*, vol. 15, no. 11, p. 1321, Oct. 2024, doi: 10.3390/mi15111321.
- [15] S. M. Robeson and C. J. Willmott, "Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components," *PLoS ONE*, vol. 18, no. 2, p. e0279774, Feb. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0279774.
- [16] M. J. Mayer and D. Yang, "Potential root mean square error skill score," *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, vol. 16, no. 1, p. 016501, Jan. 2024, doi: 10.1063/5.0187044.
- [17] K. Alim and D. Murni, "Prediksi Hasil Pertandingan Sepak Bola Liga Premier Inggris Dengan Artificial Neural Network Backpropagation," *Sci Tech Ed Math*, vol. 4, no. 3, pp. 1523–1531, Dec. 2023, doi: 10.46306/lb.v4i3.425.
- [18] M. Naufal, H. Al Azies, F. Al Zami, and R. M. Brilianto, "Optimizing Driver Drowsiness Detection: Evaluating CLAHE and AHE Enhancement Techniques," *SISTEMASI*, vol. 15, no. 2, p. 407, Feb. 2026, doi: 10.32520/stmsi.v15i2.5206.
- [19] F. K. T. Putri and A. D. Wowor, "Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory dalam Prediksi Konsentrasi Gas Metana (CH<sub>4</sub>) di Kota Salatiga," *jtik*, vol. 8, no. 2, pp. 418–426, Apr. 2024, doi: 10.35870/jtik.v8i2.1917.
- [20] Moch Farryz Rizkilloh and Sri Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. Teknol. Inf.)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, Feb. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [21] M. Naufal, H. Al Azies, G. A. Firmansyah, and N. M. K. Kharisma, "Penerapan Teknik Adaptive Dan Histogram Equalization Dalam Pengolahan Citra," *IlmuKomputer*, vol. 5, no. 1, pp. 9–18, Mar. 2024, doi: 10.24127/ilmukomputer.v5i1.5345.