

Laporan Tugas Besar 1 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

Muhammad Mishbahul Muflihin
Teknik Informatika
Universitas Darussalam Gontor
Ponorogo, Indonesia
muhammadmishbahulmuflihin10@stud
ent.cs.unida.gontor.ac.id

Abstract— Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) merupakan salah satu algoritma ekstraksi fitur klasik yang banyak digunakan dalam bidang visi komputer karena kemampuannya dalam mendeteksi dan mendeskripsikan fitur yang stabil terhadap perubahan skala, rotasi, dan pencahayaan. Pada Tugas ini, saya melakukan implementasi algoritma SIFT menggunakan bahasa pemrograman Python dan pustaka OpenCV. Hasil menunjukkan bahwa SIFT mampu mendeteksi keypoint yang invarian terhadap skala dan rotasi, serta menghasilkan panorama yang mulus menggunakan matriks homografi.

Keywords—SIFT, Keypoint, Difference of Gaussian, Feature Matching, Panorama.

I. PENDAHULUAN

Visi komputer memerlukan metode yang tangguh untuk mengenali objek dalam berbagai kondisi, seperti perubahan skala dan rotasi. SIFT adalah algoritma yang mengekstraksi fitur lokal yang distingtif. Tugas ini bertujuan untuk memahami tahapan SIFT mulai dari deteksi *keypoint* hingga aplikasinya dalam pembuatan panorama.

II. IMPLEMENTASI

A. Dataset

Dataset yang saya gunakan merupakan 2 gambar yang saya ambil sendiri berupa gambar Gedung Al-Fatih Di Universitas Darussalam Gontor yang bisa dilihat di bawah ini.



B. Visualisasi Keypoint.

Pada tahap ini, *keypoint* dideteksi dari citra input. Visualisasi dilakukan dengan menggambar lingkaran dan garis orientasi pada setiap titik fitur yang terdeteksi.

- Hasil :



- Analisis : Lingkaran pada visualisasi merepresentasikan **skala (scale)** dari fitur tersebut. Semakin besar lingkaran, semakin besar fitur tersebut terdeteksi dalam piramida citra (*scale-space*). Garis jari-jari di dalam lingkaran menunjukkan **orientasi** dominan dari gradien piksel di sekitar *keypoint*. Informasi orientasi ini membuat deskriptor SIFT invarian terhadap rotasi (objek yang diputar tetap dapat dikenali).

C. Scale Space dan Difference of Gaussian (DoG).

Untuk mencapai invariansi skala, citra dikaburkan (blur) dengan filter Gaussian pada berbagai nilai sigma (σ), kemudian dilakukan pengurangan antar citra yang telah dikaburkan untuk mendapatkan Difference of Gaussian (DoG).

- Hasil :



- Analisis : SIFT menggunakan DoG sebagai pendekatan aproksimasi dari *Laplacian of Gaussian* (LoG). Menggunakan DoG jauh lebih efisien secara komputasi dibandingkan menghitung LoG secara langsung. DoG bertindak sebagai *band-pass filter* yang menonjolkan fitur-fitur penting (seperti sudut dan blob) serta membuang *noise* frekuensi tinggi dan

detail frekuensi rendah yang tidak relevan. Citra asli tidak digunakan langsung karena rentan terhadap perubahan intensitas cahaya dan *noise*.

D. Feature Matching

Pencocokan fitur dilakukan antara dua citra (1 . jpeg dan 2 . jpeg) menggunakan *Brute Force Matcher* dengan norma L2. Seleksi fitur terbaik dilakukan menggunakan *Lowe's Ratio Test*.

- Hasil :



- Analisis : *Lowe's ratio test* (dengan nilai 0.75) bekerja dengan membandingkan jarak fitur yang paling cocok (pertama) dengan fitur paling cocok kedua. Jika rasionya rendah, berarti kecocokan pertama jauh lebih baik daripada yang kedua (unik). Jika rasionya mendekati 1, berarti ada ambiguitas. Perubahan nilai *threshold* berpengaruh signifikan: nilai yang terlalu rendah (< 0.6) akan mengurangi jumlah *matches* secara drastis (banyak *false negative*), sedangkan nilai yang terlalu tinggi (> 0.9) akan meloloskan banyak fitur yang salah pasang (*false positive*).

E. Panorama Sederhana

Matriks homografi dihitung menggunakan algoritma RANSAC berdasarkan good matches yang diperoleh. Citra kemudian di-warp untuk disatukan.

- Hasil :



- Analisis : Saat melakukan transformasi perspektif (*warping*) pada citra pertama agar sejajar dengan citra kedua, koordinat hasil transformasi seringkali bernilai negatif atau melebihi dimensi citra asli. Jika kanvas tidak diperluas dan titik asal (origin) tidak digeser menggunakan matriks translasi, bagian citra yang koordinatnya menjadi negatif akan terpotong dan hilang. Oleh karena itu, perluasan kanvas dan translasi mutlak diperlukan agar seluruh bagian panorama terlihat utuh

III. REFLEKSI KONSEPTUAL

1. Mengapa SIFT lebih stabil dibandingkan Harris Corner Detector?

SIFT lebih stabil dibandingkan Harris Corner Detector karena sifat *scale-invariance* (tahan terhadap perubahan skala). Harris sangat baik mendeteksi sudut, namun jika citra diperbesar (*zoom-in*), sudut tersebut mungkin akan terlihat sebagai tepian (*edge*) biasa dan gagal terdeteksi. SIFT bekerja pada ruang skala (*scale-space*), sehingga fitur tetap dikenali meskipun ukuran objek berubah.

2. Pada kondisi apa SIFT dapat mengalami kegagalan?

SIFT dapat mengalami kegagalan pada citra yang memiliki tekstur sangat sedikit (*low texture*) atau polos, karena tidak ada gradien yang cukup untuk membentuk deskriptor unik. SIFT juga kesulitan menangani *motion blur* yang sangat parah atau perubahan pencahayaan yang ekstrem non-linear. Selain itu, pola berulang (*repetitive patterns*) seperti pagar atau ubin dapat menyebabkan kesalahan pencocokan karena deskriptor yang dihasilkan identik.

3. Apakah SIFT masih relevan di era deep learning? Jelaskan secara singkat

SIFT masih sangat relevan, terutama untuk aplikasi yang membutuhkan efisiensi komputasi, berjalan di perangkat *low-power* (tanpa GPU), atau ketika data latih (*training data*) tidak tersedia. Meskipun metode *Deep Learning* (seperti SuperPoint) lebih akurat dalam kondisi ekstrem, SIFT tetap menjadi standar industri (*baseline*) yang handal dan tidak memerlukan proses pelatihan yang berat.

IV. REFERENCES

- [1] Computer Vision Course by Oddy Virgantara Putra
<https://github.com/virgantara/Computer-VisionCourse/tree/master/courses/week07>