

Mosaik Gambar UAV Panorama Otomatis Menggunakan Fitur ORB dan Estimasi Transformasi yang Kuat

Juni Chen¹, Linbo Luo², Siwei Wang², Hui Wu¹

1. Sekolah Otomasi, Universitas Geosains Tiongkok, Wuhan 430074, Tiongkok

2. Sekolah Teknik Mesin dan Informasi Elektronik, Universitas Geosains Tiongkok, Wuhan 430074, Tiongkok Email: wangsiwei1025@163.com

Abstrak: Mosaik gambar panorama, yang bertujuan untuk mengambil banyak gambar foto atau video biasa untuk mencakup seluruh ruang tampilan, memainkan peran penting dalam banyak tugas penginderaan jauh termasuk pembaruan peta, deteksi perubahan, pemantauan dan pengawasan lingkungan. Metode mosaik tipikal melibatkan empat langkah, yaitu ekstraksi fitur, pencocokan fitur, estimasi transformasi, dan pencampuran. Dalam studi ini, kami memperkenalkan beberapa strategi baru dalam langkah-langkah ini untuk pembuatan mosaik gambar panorama kendaraan udara tak berawak (UAV) secara cepat dan otomatis. Pertama, kami menganalisis dan menguji beberapa teknik ekstraksi fitur yang ada dan mengusulkan untuk menggunakan FAST yang berorientasi dan Rotated BRIEF (ORB) karena efisiensi dan kemampuannya. untuk menghasilkan poin fitur berkualitas tinggi. Kedua, kami memperkenalkan strategi pencocokan fitur yang cepat dan kuat berdasarkan kesamaan deskriptor serta lokalitas yang mempertahankan batasan geometris. Ketiga, kami memodelkan transformasi spasial antara pasangan gambar UAV dengan fungsi affine dan memperkenalkan kerangka kerja Bayesian yang kuat untuk memperkirakan transformasi ini dari kecocokan fitur ORB bahkan jika kecocokan ini terkontaminasi oleh kecocokan yang salah. Terakhir, kami mengusulkan metode pemudaran bertahap untuk memadukan dan memadukan gambar yang cocok untuk menciptakan panorama yang menarik. Hasil kualitatif dan kuantitatif dari kumpulan gambar menunjukkan bahwa metode kami menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan metode yang ada dalam hal akurasi dan efisiensi.

Kata Kunci : citra mosaik, citra UAV, ORB, LPM, pencocokan fitur.

1. Perkenalan

Kendaraan udara tak berawak (UAV) biasanya dilengkapi dengan muatan yang mencakup kamera pengintai resolusi tinggi. Sistem ini memberikan kesempatan kepada militer untuk memantau medan perang dan medan terpencil, melakukan misi pengintaian, dan melacak target dari stasiun bumi yang jauh tanpa membahayakan operator UAV. Selain penerapannya di bidang militer, penerapan UAV untuk keperluan sipil juga meningkat pesat seiring dengan peningkatan taraf hidup masyarakat. Namun, serupa dengan perkembangan teknologi lainnya, banyak tantangan teknis yang muncul. Masalah yang sering muncul karena sistem penglihatan manusia memiliki bidang pandang (FOV) sekitar $135^\circ \times 200^\circ$, sedangkan FOV kamera pada umumnya hanya $35^\circ \times 50^\circ$. Proses pengambilan keputusan algoritma pendeteksian dan pengenalan dapat dianggap tidak efektif karena terbatasnya FOV visual pada masing-masing bingkai gambar. Teknologi mosaik gambar sering diadopsi untuk mengatasi masalah ini. Tujuan dari mosaik gambar adalah untuk menggabungkan beberapa gambar fotografi dengan FOV yang tumpang tindih untuk menghasilkan gambar panorama [1].

Dua pendekatan penting yang digunakan untuk mosaik gambar: pendekatan langsung dan pendekatan berbasis fitur. Tujuan dari metode ini adalah untuk secara langsung meminimalkan ketidakcocokan piksel-ke-piksel [2]. Sebaliknya, teknik berbasis fitur mengandalkan ekstraksi dan pencocokan serangkaian fitur. Metode berbasis fitur menjadi semakin populer dan tersebar luas dalam penggabungan gambar, terutama karena keunggulan algoritma fitur yang kuat telah terbukti dalam beberapa tahun terakhir [3,4]. Dalam teknik berbasis fitur, semua titik fitur utama dalam suatu pasangan gambar dibandingkan dengan semuanya

fitur di gambar lain dengan menggunakan salah satu deskriptor lokal.

Secara umum, proses penggabungan citra berbasis fitur dapat dibagi menjadi empat langkah atau komponen utama: i) ekstraksi fitur citra, ii) pencocokan fitur, iii) estimasi transformasi citra, dan iv) pencampuran.

Dalam beberapa tahun terakhir, banyak ilmuwan telah melakukan banyak penelitian mengenai masing-masing langkah di atas. Vaghela dkk. [5] memberikan perbandingan komprehensif teknik penggabungan gambar baru. Banyak detektor fitur yang dirancang dengan baik telah dikembangkan dalam beberapa dekade terakhir. Detektor representatif termasuk Harris [6], transformasi fitur invarian skala (SIFT) [7], fitur tangguh yang dipercepat (SURF) [8], fitur dari uji segmen yang dipercepat (FAST) [9], dan orientasi FAST dan diputar SINGKAT (ORB) [10].

Pencocokan fitur dan estimasi transformasi dapat dilakukan secara terpisah. Misalnya, kekerasan [11] teknik atau variannya [12] awalnya digunakan untuk menetapkan kecocokan fitur, dan kemudian teknik kuadrat terkecil diadopsi untuk memperkirakan transformasi gambar. Namun, kedua langkah ini biasanya dilakukan secara bersamaan. Strategi populer untuk mencapai tujuan ini melibatkan dua langkah: i) menghitung sekumpulan korespondensi yang diduga dan ii) menghilangkan outlier melalui batasan geometris. Strategi representatif termasuk konsensus sampel acak (RANSAC) [13], paling tidak median kuadrat [14], dan penduga M [15] untuk model parametrik, dan transformasi linier lokal [3] dan konsensus bidang vektor [4] untuk model nonparametrik. Untuk pencampuran gambar pada langkah terakhir, teknik yang sering digunakan antara lain pencampuran jahitan optimal, pencampuran bulu, dan pencampuran piramidal [16].

Meskipun algoritme yang ada dapat menyelesaikan sebagian besar masalah, algoritme tersebut masih belum dapat mempertimbangkan secara real-time dan secara bersamaan

*Pekerjaan ini didukung oleh National Natural Science Foundation Tiongkok di bawah Hibah 61603354. Penulis koresponden: Siwei Wang

efek penyambungan, khususnya dalam masalah mosaik gambar panorama UAV. Untuk mengatasi tantangan tersebut di atas, kami mengusulkan metode mosaik gambar UAV yang efektif dalam penelitian ini. Kami kemudian memverifikasi validitas metode yang diusulkan pada sekumpulan gambar UAV. Secara khusus, kami mengekstrak titik fitur ORB sebagai kandidat titik kontrol dan kemudian mencocokkannya berdasarkan kesamaan deskriptornya dengan lokalitas yang mempertahankan batasan geometris. Selanjutnya, kami mengusulkan kerangka Bayesian untuk memperkirakan transformasi spasial antara dua gambar UAV berdasarkan kecocokan fitur ORB. Kerangka kerja ini kuat terhadap potensi kecocokan palsu. Terakhir, panorama dibuat berdasarkan gambar yang diubah menggunakan metode pemudaran bertahap untuk memadukannya.

Sisa dari makalah ini disusun sebagai berikut. Metode penggabungan gambar yang diusulkan dibahas di Bagian 2. Pada Bagian 3, estimasi matriks transformasi citra UAV disajikan secara rinci. Hasil eksperimen disajikan di Bagian 4. Terakhir, kesimpulan diambil di Bagian 5.

2 Usulan Metode Mosaik Gambar

Sistem penggabungan gambar berbasis fitur terdiri dari empat tahap. Pertama, fitur-fitur gambar masukan diekstraksi. Kemudian dicocokkan satu sama lain berdasarkan kesamaan korespondensi deskriptornya. Kemudian, hubungan transformasi antara gambar diperkirakan berdasarkan pasangan titik fitur yang cocok. Terakhir, algoritma pencampuran digunakan untuk menghilangkan jejak penggabungan gambar.

2.1 Ekstraksi Fitur

Algoritma ekstraksi fitur yang paling populer dalam literatur adalah SIFT [7], SURF [8], dan ORB [10]. Algoritma ini diperkenalkan secara singkat sebagai berikut.

SIFT memiliki deskriptor vektor yang paling umum diketahui. SIFT terdiri dari empat tahap penting: deteksi ekstrem ruang skala, lokalisasi titik kunci, penetapan orientasi, dan pembuatan deskriptor titik kunci. Pada tahap pertama, poin-poin kunci diekstraksi berdasarkan kekuatannya, yang invarian terhadap orientasi dan skala, dengan menggunakan perbedaan Gaussian. Pada tahap kedua, titik-titik yang salah dihilangkan melalui interpolasi, perluasan deret Taylor, dan metode lainnya. Pada tahap berikutnya, satu atau lebih orientasi ditetapkan untuk setiap titik kunci. Pada tahap akhir dibuat deskriptor vektor berdimensi n untuk setiap titik kunci.

Algoritma SURF dibangun berdasarkan SIFT dan dibagi menjadi empat tahap yang sama. Namun, cara kerjanya berbeda saat mengekstraksi fitur. SURF didasarkan pada teori ruang multi-skala dan mempercepat komputasinya dengan memperkirakan matriks dan deskriptor Hessian secara cepat menggunakan “gambar integral”. Wavelet Haar diterapkan selama tahap pembuatan deskriptor titik kunci.

Teknik ORB menggabungkan fitur dari deteksi titik kunci FAST dan deskriptor fitur dasar independen kuat biner (BRIEF) [17]. FAST digunakan pada tahap awal untuk menentukan poin-poin penting. FAST tidak menghitung orientasi dan merupakan varian rotasi. Ini menghitung intensitas patch centroid dengan sudut di tengah. Orientasinya adalah arah vektor dari titik pusat ke titik berat. Momen dihitung untuk meningkatkan invarian rotasi. Dalam ORB, matriks rotasi dihitung menggunakan orientasi patch.

Kemudian, deskriptor SINGKAT diarahkan sesuai dengan orientasinya. ORB mendeskripsikan fitur gambar masukan dalam string biner, bukan vektor.

Dalam deskripsi string bit biner, kecepatan pencocokan jauh lebih cepat dibandingkan dengan metode deskripsi yang ada karena kesamaan antar deskriptor ditentukan dengan menghitung jarak Hamming, yang hanya dapat diselesaikan dengan operasi XOR atau operasi bit.

Meskipun fitur ORB tidak benar-benar menyelesaikan masalah invariansi skala, perubahan skala di antara gambar yang akan dicocokkan pada gambar UAV tidak signifikan, dan dengan demikian, fitur ORB dapat memenuhi persyaratan penyambungan secara efektif. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan titik fitur ORB untuk ekstraksi fitur gambar yang disambung.

2.2 Pencocokan Fitur

Dalam pencocokan fitur, semua fitur dalam sebuah gambar harus digabungkan untuk menemukan kecocokan terbaik. Secara umum kesamaan antar deskriptor ditentukan dengan menghitung jarak Hamming. Kemudian, kita dapat menggunakan brute force atau algoritma best-fin-first untuk mendapatkan kecocokan awal. Jika suatu fitur menunjukkan tingkat diskriminasi yang baik dalam ruang fitur gambar, maka fitur tersebut memerlukan perbedaan yang cukup besar antara fitur tetangga terdekat dan fitur tetangga terdekat berikutnya. Dengan demikian, kita dapat memanfaatkan batasan ini lebih lanjut untuk mendapatkan himpunan putatif dimana \ddot{y} dan \ddot{y} adalah vektor kolom 2D yang menunjukkan posisi spasial titik fitur.

Penggunaan hanya informasi deskriptor lokal pasti akan menyebabkan sejumlah kecocokan palsu pada himpunan yang diduga. Masalah ini biasanya menjadi lebih buruk jika pasangan gambar memiliki struktur berulang yang berkualitas rendah. Oleh karena itu, kami mempertimbangkan untuk menambahkan algoritma pencocokan pelestarian lokalitas (LPM) [18] pada tahap ini.

Prinsip LPM adalah menjaga struktur lingkungan lokal dari potensi kecocokan yang nyata. LPM dapat menyelesaikan penghapusan ketidakcocokan dari ribuan korespondensi yang diduga hanya dalam beberapa milidetik.

Pertama, LPM membangun ketetanggaan yang menyatakan ketetanggaan titik $\ddot{y}\ddot{y}\ddot{y}$. LPM evaluasi mengadopsi strategi sederhana yang mencari K tetangga terdekat untuk setiap titik dalam kumpulan fitur yang sesuai berdasarkan jarak Euclidean. Kedua, LPM menghitung biaya menggunakan Persamaan (1). adalah biaya yang diukur jika korespondensi ke-i ($\ddot{y}\ddot{y}\ddot{y}\ddot{y}\ddot{y}\ddot{y}$ ($\ddot{y}\ddot{y}\ddot{y}$ memenuhi batasan geometrik untuk melestarikan struktur lingkungan setempat.

Di mana

$$\ddot{y} = \begin{bmatrix} A \\ A \end{bmatrix}$$

Sebuah \ddot{y}

dan sama dengan $\ddot{y}\ddot{y}$. Ketiga, himpunan inlier yang sebenarnya \ddot{y} tidak dapat diketahui sebelumnya tetapi harus diselesaikan dalam soal. Jadi, menggunakan Persamaan. (3) dan (4) dapat menentukan solusi aproksimasi \ddot{y} .

$$\ddot{y}\ddot{y}$$

dilakukan dilakukan, parameter \ddot{y} adalah ambang batas yang menilai kebenaran kecocokan suatu korespondensi yang diduga.

Selanjutnya, kita menggunakan \tilde{y} untuk membangun lingkungan tersebut untuk setiap korespondensi di S dan selesaikan \tilde{y} sebagai optimal

Di mana

$$\tilde{y} = \underset{y \in A}{\operatorname{argmin}} \|y - \tilde{y}\| \quad (6)$$

2.3 Estimasi Transformasi

Setelah kita mendapatkan sepasang titik fitur yang cocok dan reliabel, kita harus mencari model transformasi geometri $M(\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y})$ (antara citra yang berdekatan, dimana $\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$ dan $\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$ adalah vektor kolom 2D yang menyatakan posisi spasial dari titik fitur optimal menggunakan koordinat homogen untuk himpunan titik gambar dan $M(\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y})=0$) untuk korespondensi titik inlier. Peneliti selalu menggunakan RANSAC untuk mendapatkan subset minimum bebas outlier untuk memperkirakan mode parametrik tertentu. Namun, RANSAC bergantung pada model parametrik, yang tidak akan berfungsi dalam kasus pasangan gambar dengan gerakan tidak kaku karena model parametrik eksplisit tidak tersedia untuk kasus tersebut. Oleh karena itu, kami memperkenalkan metode dalam kerangka Bayesian. Kami merumuskan pendekatan kami sebagai masalah kemungkinan maksimum dan memecahkan masalah tersebut. hubungan transformasi geometris antara korespondensi titik diduga menggunakan algoritma ekspektasi-maksimisasi (EM) [19-21].

Tanpa kehilangan sifat umum, kami berasumsi bahwa noise pada inlier adalah Gaussian pada setiap komponen dengan mean nol dan deviasi standar seragam serta distribusi outlier, seragam, dimana a adalah sebuah konstanta. Misalkan \tilde{y} adalah persentase inlier yang tidak diketahui sebelumnya. Jadi, kemungkinannya adalah model campuran sebagai

$$\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} = \frac{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}} + \frac{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}$$

dimana $\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$ adalah himpunan parameter yang tidak diketahui. Kita harus mencari estimasi kemungkinan maksimum dari , yang setara dengan mencari energi minimal

$$\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$$

Algoritma EM yang terkenal memberikan kerangka alami untuk memecahkan masalah estimasi parameter model campuran.

Langkah-E memperkirakan tanggung jawab yang menunjukkan sejauh mana suatu sampel termasuk dalam himpunan inlier berdasarkan model transformasi geometri M yang diberikan, sedangkan langkah-M memperbarui M berdasarkan perkiraan tanggung jawab saat ini. Ketika fungsi log-likelihood negatif, yaitu Persamaan (8), dipertimbangkan, kita mengasosiasikan sampel i dengan variabel laten yang menunjukkan , distribusi Gaussian dan menunjukkan distribusi seragam. Kami mengikuti notasi standar dan menghilangkan istilah tertentu yang tidak bergantung pada . Kemungkinan log data lengkap kemudian diberikan oleh

$$\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$$

yang dapat dimaksimalkan dengan menganggap sebagai data yang hilang dari model campuran pada Persamaan (7).

E-step: Dinotasikan dengan $\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$, dimana tanggung jawab $\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$ dapat dihitung dengan menggunakan aturan Bayes:

$$\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} = \frac{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} + \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}$$

Probabilitas posterior $\tilde{y} \tilde{y}$ adalah keputusan yang lunak. Langkah-M: Kita menentukan estimasi parameter yang direvisi sebagai berikut: Ketika turunan dari $\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}$ dipertimbangkan terhadap varians dan koefisien pencampuran \tilde{y} , yang ditetapkan ke nol, maka kita peroleh

Untuk melengkapi algoritma EM, model transformasi geometri M harus diestimasi dalam langkah M, yang merupakan langkah kunci dalam metode kami, dan dibahas pada bagian selanjutnya.

Setelah algoritma EM konvergen, kita memperoleh model transformasi geometri M .

2.4 Pencampuran Gambar

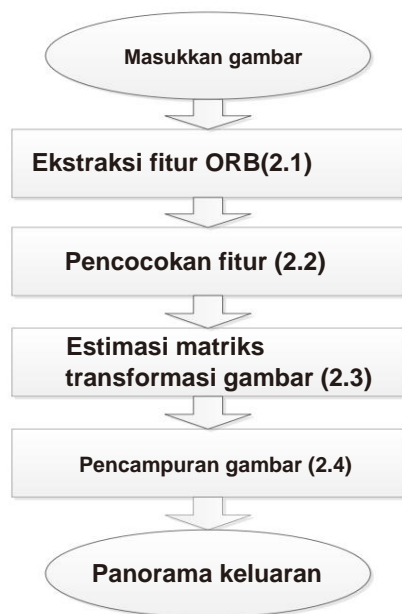
Setelah transformasi yang sesuai pada gambar yang disambung, beberapa area akan tumpang tindih di antara gambar; itu adalah, dua gambar mungkin memiliki nilai piksel berbeda pada posisi piksel yang sama. Oleh karena itu, proses pencampuran gambar harus dilakukan pada gambar yang tumpang tindih.

Terbukti, nilai piksel pada area yang tumpang tindih ditentukan oleh nilai piksel gambar kiri dan kanan, andaikan faktor proporsinya adalah . Berdasarkan pengetahuan apriori, warna di dekat kiri pada area yang tumpang tindih harus mendekati warna gambar kiri di area ini, dan aturan yang sama berlaku untuk warna di dekat kanan. Ini prinsip mensyaratkan faktor proporsi di berbagai bagian area fusi memiliki nilai yang bervariasi, dan nilai tersebut harus ditentukan oleh berat posisi. Oleh karena itu, nilai piksel pada area yang tumpang tindih dinyatakan dengan Persamaan (13):

$$\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} = \frac{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} + \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}} + \frac{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}{\tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} + \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y} \tilde{y}}$$

dimana $\tilde{y} \tilde{y}$ adalah jarak piksel pada area yang tumpang tindih dengan batas kiri, dan $\tilde{y} \tilde{y}$ adalah jarak piksel pada area yang tumpang tindih dengan batas kanan.

Algoritme kami dapat diringkas seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1: Diagram blok usulan pembuatan gambar panorama berdasarkan fitur ORB dan model mosaik estimasi transformasi yang kuat

3 Estimasi Matriks Transformasi gambar UAV

Sesuai dengan fungsi log-likelihood yang sepenuhnya negatif, yaitu Persamaan. (9), model transformasi geometri M diestimasi dengan meminimalkan fungsi kesalahan empiris tertimbang sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{1}{\sigma_i^2} \right) \left(\mathbf{y}_i - \mathbf{M} \mathbf{x}_i \right)^2$$

Berbeda dengan gambar panorama lainnya, permukaan tanah pada umumnya diasumsikan datar ketika kita menangani gambar UAV karena ketinggian penerbangan UAV secara signifikan lebih tinggi dibandingkan dengan permukaan tanah. Selain itu, proporsi dan sudut pandang sedikit berbeda, sehingga membuat model transformasi geometri gambar UAV jauh lebih sederhana dibandingkan model transformasi mosaik gambar tradisional. Semua korespondensi dapat dihubungkan dengan affine A : $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$, yang merupakan matriks 3×3 , dan baris terakhirnya adalah $[0 \ 0 \ 1]$. Namun, model transformasi geometri M menunjukkan bentuk $\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x}$. Maka, fungsi kesalahan empiris tertimbang, Persamaan (14), adalah

$$\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{1}{\sigma_i^2} \right) \left(\mathbf{y}_i - \mathbf{M} \mathbf{x}_i \right)^2$$

Vektor tiga elemen \mathbf{y} dan \mathbf{y}' mungkin berbeda besarnya dengan faktor skala bukan nol karena vektor affine. Jadi, kita menyatakan persamaan $\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x}$ dalam bentuk perkalian silang vektor dan kemudian memperoleh $\mathbf{B}\mathbf{a} = 0$, dengan \mathbf{a} adalah vektor enam elemen yang terdiri dari dua baris pertama \mathbf{A} dalam orde baris-mayor, dan \mathbf{B} menggunakan persamaan $\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x}$. membentuk:

$$\begin{bmatrix} y_1 & y_2 & y_3 \\ y'_1 & y'_2 & y'_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ x'_1 & x'_2 & x'_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Untuk memperkirakan \mathbf{a} pada langkah M, fungsi kesalahan tertimbang, Persamaan. (15), menggunakan bentuk: $\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x}$ dengan diagonal \mathbf{D} dan diagonal positif

entri disusun dalam urutan menurun secara diagonal, maka \mathbf{y} berada di peringkat ke-2. Untuk menegaskan batasan ini, kami ganti \mathbf{y} yang dihitung dalam setiap iterasi dengan matriks singular terdekatnya berdasarkan norma Frobenius. Secara khusus, jika

\mathbf{y} dengan \mathbf{y}

~~~~~

~~~~~ kamu ~~~~

4 Hasil Eksperimen

Untuk menguji metode kami, kami melakukan eksperimen pada gambar nyata. Percobaan dilakukan pada laptop dengan a CPU 2.0 GHz, RAM 4 GB, dan Windows 7 sebagai sistem operasinya. Kami menerapkan sistem penggabungan gambar lengkap di perpustakaan Microsoft Visual Studio 2013 dan OpenCV versi 2.4.13.



(a) Kumpulan data: Gambar1



(b) Kumpulan data: Gambar2



(b) Kumpulan data: Gambar3



(d) Kumpulan data: Gambar4

2: Kelompok gambar masukan

Pertama, kami mengevaluasi **SIFT**, **SURF**, dan **ORB** untuk menunjukkan keunggulan ORB, yang mencapai kinerja tertinggi dan waktu pemrosesan terpendek.



(a) Respon SIFT pada Gambar 1



(b) Respon SIFT pada Gambar 2



(c) Respon SIFT pada Gambar 3



(d) Respon SIFT pada Gambar 4

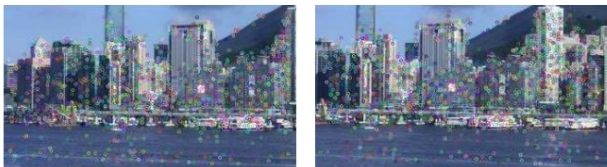
Gambar 3: Respon SIFT pada gambar masukan



(a) Respon SURF pada Gambar 1



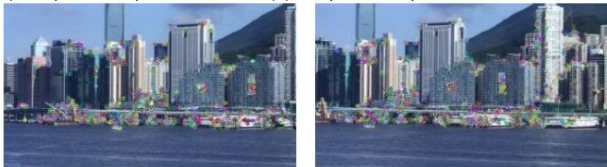
(b) Respon SURF pada Gambar 2



(c) Respon SURF pada Gambar 3 (d) Respon SURF pada Gambar 4 Gambar 4: Respon SURF pada gambar masukan



(a) Respon ORB pada Gambar 1 (b) Respon ORB pada Gambar 2



(c) Respon ORB pada Gambar 3 (d) Respon ORB pada Gambar 4 Gambar 5: Respon ORB pada gambar masukan

Tabel 1 menyajikan jumlah fitur yang terdeteksi dan waktu yang dibutuhkan oleh berbagai detektor untuk gambar masukan.

Tabel 1: Analisis Kinerja Ekstraksi Fitur
Algoritma untuk Gambar Masukan

| Fitur-
Mengekstraksi
Algoritma | Gambar Uji | Terdeteksi
Fitur | Waktu) |
|--------------------------------------|------------|---------------------|--------|
| MENYARING | Gambar1 | 1402 | 2.78 |
| | Gambar2 | 1910 | 3.31 |
| | Gambar3 | 2466 | 3.61 |
| | Gambar4 | 2814 | 3.76 |
| BERSELANCAR | Gambar1 | 1434 | 1.05 |
| | Gambar2 | 1535 | 0,92 |
| | Gambar3 | 1766 | 1.13 |
| | Gambar4 | 1968 | 1.07 |
| BOLA | Gambar1 | 1925 | 0,10 |
| | Gambar2 | 1934 | 0,10 |
| | Gambar3 | 1918 | 0,11 |
| | Gambar4 | 1929 | 0,12 |

Hasil dari langkah ini menunjukkan bahwa SIFT mendeteksi jumlah titik fitur terbanyak, namun memerlukan waktu pemrosesan paling lama di antara ketiga detektor fitur. Namun, seperti yang ditunjukkan pada Gambar. 3 hingga 5, ORB menunjukkan kinerja yang mirip dengan SIFT tetapi menggunakan waktu komputasi paling sedikit.

Setelah mengekstraksi fitur-fitur dari semua gambar, langkah selanjutnya adalah mencocokkannya satu sama lain dan membuang titik-titik yang salah.



Gambar 6: Pencocokan tradisional antara Image1 dan Image2



Gambar 7: Kecocokan diterapkan menggunakan metode yang diusulkan antara Gambar1 dan Gambar2



Gambar 8: Pencocokan tradisional antara Image3 dan Image4



Gambar 9: Kecocokan diterapkan menggunakan metode yang diusulkan antara Image3 dan Image4

Gambar. Gambar 6 sampai 9 menunjukkan perbandingan antara hasil metode pencocokan fitur tradisional dan metode yang diusulkan. Dalam hal kecepatan dan akurasi, metode tradisional memerlukan waktu masing-masing 1,45 detik dan 1,47 detik, sedangkan metode yang diusulkan masing-masing memerlukan waktu 1,53 detik dan 1,52 detik. Namun akurasinya meningkat dari 91,04% dan 85,36% menjadi 98,64% dan 98,40%.

Kemudian, kami menghitung matriks transformasi dan menggabungkan semua gambar. Hasilnya disajikan pada Gambar 10. Jahitan penyambungan muncul seperti yang ditunjukkan pada kotak merah. Kemudian, kami menerapkan algoritma pencampuran gambar dan mendapatkan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 11.



Gambar 10: Gambar dijahit tanpa dicampur



Gambar 11: Panorama akhir

Waktu yang diperlukan untuk menyelesaikan semua langkah antara kedua gambar tersebut adalah 2 s. Namun, keseluruhan proses biasanya memakan waktu 10 detik atau lebih.

5. Kesimpulan

Dalam studi ini, kami mengusulkan sistem mosaik gambar UAV otomatis yang melibatkan empat langkah utama: ekstraksi fitur ORB, pencocokan fitur berdasarkan algoritma LPM, estimasi transformasi berdasarkan kerangka Bayesian, dan pencampuran gambar melalui strategi fading bertahap. Eksperimen menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat meningkatkan efisiensi secara signifikan sekaligus memastikan akurasi dibandingkan dengan metode canggih. Selain itu, **ia dapat melakukan penyambungan gambar UAV dengan cepat dan mulus.**

Referensi

- [1] E. Adel, M. Elmoggy, dan H. Elbakry, Penjahitan gambar berdasarkan teknik ekstraksi fitur: survei, *International Journal of Computer Applications*, 6 (99): 1-8, 2014.
- [2] R. Szeliski, dan SB Kang, Metode langsung untuk rekonstruksi pemandangan visual, dalam *lokakarya Prosiding IEEE tentang Representasi Pemandangan Visual*, 1995: 26-33.
- [3] J. Ma, H. Zhou, J. Zhao, Y. Gao, J. Jiang, dan J. Tian, Pencocokan Fitur yang Kuat untuk Registrasi Citra Penginderaan Jauh melalui Transformasi Linier Lokal, *Transaksi IEEE pada Geosains dan Penginderaan Jauh*, 53 (12): 6469-6481, 2015.
- [4] J. Ma, J. Zhao, J. Tian, A. Yuille, dan Z. Tu, Pencocokan Titik yang Kuat melalui Konsensus Bidang Vektor, *Transaksi IEEE pada Pemrosesan Gambar*, 23(4): 1706-1721, 2014.
- [5] D. Vaghela, dan K. Naina, Tinjauan Teknik Mosaik Gambar, *Print Arxiv*, 2(3), 2014.
- [6] C. Harris, Gabungan detektor sudut dan tepi, dalam *Proceedings of the Alvey Vision Conference*, 1988: 147-151.
- [7] GL David, Fitur Gambar Khas dari Titik Kunci Invarian Skala. *Jurnal Internasional Computer Vision*, 60 (2): 91-110, 2004.
- [8] H. Bay, T. Tuytelaars, dan L. Van Gool, SURF: mempercepat fitur-fitur canggih, dalam *Prosiding konferensi Eropa tentang visi komputer*, 2006: 404-417.
- [9] E. Mair, GD Hager, D. Burschka, M. Suppa, dan G. Hirzinger, Deteksi sudut adaptif dan generik berdasarkan uji segmen yang dipercepat, dalam *Prosiding konferensi Eropa tentang Computer vision*, 2010: 183--196.
- [10] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, dan GR Bradski, ORB: Alternatif yang efisien untuk SIFT atau SURF, dalam *Proceedings of Konferensi Internasional 2011 tentang Computer Vision*, 2011: 2564-2571.
- [11] E. Bostanci, N. Kanwal, B. Bostanci, dan MS Guzel, Metode Pencocokan Fuzzy Brute Force untuk Fitur Gambar Biner. *arXiv preprint arXiv:1704.06018*, 2017 [12] JS Beis, dan DG Lowe, Pengindeksan bentuk menggunakan perkiraan pencarian tetangga terdekat di ruang dimensi tinggi, dalam *Prosiding Computer Vision dan Pengenalan Pola*, 1997: 1000—1006
- [13] MA Fischler, dan RC Bolles, Konsensus Sampel Acak: Paradigma untuk Penyesuaian Model dengan Penerapan pada Analisis Gambar dan Kartografi Otomatis. *Komunitas. ACM*, 24 (6): 381-395, 1981.
- [14] PJ Rousseeuw, dan AM Leroy, Regresi yang kuat dan deteksi outlier, John Wiley & son, New York, 2005.
- [15] P. Huber, Prosedur Statistik yang Kuat, dalam *Masyarakat Matematika Industri dan Terapan*, Siam, 1996.
- [16] KSV Prathap, S. Jilani, dan PR Reddy, Tinjauan kritis tentang Image Mosesing, dalam *Proceedings of International Conference on Computer Communication and Informatics*, 2016: 1-8.
- [17] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, dan P. Fua, SINGKAT: Fitur Dasar Independen Biner yang Kuat, dalam *Prosiding konferensi Eropa tentang Visi Komputer*, 2010: 778-792.
- [18] J. Ma, J. Zhao, H. Guo, J. Jiang, H. Zhou, dan Y. Gao, Locality Preserving Matching, dalam *Konferensi Gabungan Internasional tentang Kecerdasan Buatan ke-26*, 2017: 4492-4498.
- [19] J. Chen, J. Ma, C. Yang, dan J. Tian, Penghapusan ketidakcocokan melalui hubungan spasial yang koheren. *Jurnal Pencitraan Elektronik*, 23(4): 043012, 2014.
- [20] J. Ma, J. Zhao, J. Tian, Z. Tu, dan A. Yuille, Robust Estimation of Nonrigid Transformation for Point Set Registration, dalam *Prosiding konferensi IEEE tentang Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2013 : 2147-2154.
- [21] J. Ma, J. Zhao, J. Jiang, dan H. Zhou, Registrasi Kumpulan Titik Non-Kaku dengan Estimasi Transformasi yang Kuat di bawah Regularisasi Manifold, dalam *Prosiding Konferensi AAAI Ketiga Puluh Satu tentang Kecerdasan Buatan (AAAI)*, 2017: 4218-4224.