

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Homography atau matriks *homography* merupakan matriks yang digunakan untuk melakukan transformasi gambar dari gambar satu ke gambar lainnya (Szeliski, 2010). Pada umumnya, matriks *homography* digunakan untuk melakukan transformasi pada terhadap 2 gambar yang memiliki fitur – fitur yang sama atau serupa satu sama lain karena obyek yang diambil merupakan obyek yang sama pada suatu bidang planar. Konsep *homography* ini kemudian digunakan untuk menyelesaikan permasalahan *computer vision* lainnya yaitu *stitching image* atau penggabungan gambar dimana konsep dari algoritma ini menggunakan dasar dari konsep *homography*. Hasil dari penerapan konsep *homography* pada penggabungan gambar, mulai muncullah beberapa aplikasi yang menggunakan metode penggabungan gambar tersebut seperti *google street view*, *satellite mapping*, *panorama creation software*, *medical imaging*, *image stabilization*, dan *virtual reality* (VR).

Sebelum dapat menghitung atau menentukan nilai *homography*, terdapat 2 langkah utama yang harus dilewati terlebih dahulu yaitu pencarian fitur – fitur pada masing – masing gambar kemudian setelah itu melakukan pencarian fitur – fitur antar gambar mana saja yang saling berkorelasi. Saat ini sudah ada peneliti yang telah berhasil menemukan algoritma yang tepat untuk melakukan ekstrasi fitur pada gambar yaitu *scale invariant feature transform* atau dikenal sebagai SIFT (Ethan Rublee, 2011), *speeded-up robust features* atau disebut SURF (Herbert Baya, 2008), dan *oriented fast and rotated brief* atau disebut ORB (Ethan Rublee, 2011). Tahap selanjutnya adalah mencari korelasi antar fitur yang telah dilakukan ekstrasi sebelumnya. Tahap pencarian korelasi ini telah berhasil ditemukan oleh beberapa peneliti yaitu menggunakan algoritma *cross correlation* (Szeliski, 2010) atau menggunakan algoritma *normalized cross correlation* (Kai Briechle, 2001).

Setelah melewati proses ekstrasi fitur dan mencari korelasinya, kemudian barulah dapat menghitung nilai *homography*. Beberapa penelitian telah berhasil menemukan algoritma yang tepat untuk mengestimasi nilai *homography* antar gambar salah satunya adalah algoritma *direct linear transformation* atau sering dikenal sebagai DLT (Zisserman, 2003) dan algoritma lainnya yang telah ditemukan

adalah *random sample consensus* atau dikenal sebagai Ransac (Martin A. Fischler, 1981).

Pada jaman tersebut, hasil penelitian diatas telah berhasil menyelesaikan permasalahan dalam hal estimasi nilai *homography*. Tetapi, algoritma yang telah wditemukan sebelumnya masih memiliki kekurangan yaitu masih seringkali menemui ketidakcocokan nilai *homography* antar gambar yang dihasilkan oleh algoritma. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, pada umumnya faktor utama yang menyebabkan ini terjadi adalah pada saat melakukan proses ekstrasi fitur. Pada proses ekstrasi fitur, terdapat hal yang mempengaruhi hasil dari fitur yang diekstrasi salah satunya adalah *illumination* atau pencahayaan (Davies, 2012). Pencahayaan yang dimaksud adalah apabila kamera mengambil gambar pada suatu obyek terlalu terang atau terlalu gelap, maka kemungkinan besar saat melakukan ekstrasi fitur, bagian penting dari gambar tidak akan ikut terambil karena akan dianggap sebagai bukan fitur dari gambar. kemudian salah satu faktor lagi adalah *viewpoint*, karena apabila *viewpoint* antar pengambilan gambar pada obyek terlalu besar memungkinkan juga terjadi kesalahan pada ekstrasi fitur.

Kemudian dilihat dari sisi algoritma untuk menghitung nilai *homography*. Saat ini algoritma yang ditemukan belum mampu menyelesaikan permasalahan secara general, karena algoritma ini tidak mempelajari kesalahan – kesalahan yang pernah terjadi sebelumnya jadi sangat besar kemungkinan kesalahan yang sama terjadi beberapa kali nantinya. Permasalahan ini tidak hanya terjadi untuk menghitung nilai *homography*, bahkan disemua permasalahan dalam *computer vision*.

Oleh karena itu, pada penelitian ini penulis akan menggunakan bagian dari AI yang mampu mempelajari atau belajar dari data adalah *machine learning*. Proses menggunakan *machine learning* mirip dengan algoritma sebelumnya hanya metode ini dapat mempelajari kesalahan – kesalahan yang terjadi sebelumnya kemudian dilakukan evaluasi dan digunakan untuk meningkatkan hasil output nantinya (Alpaydn, 2014). Pada mulanya *machine learning* hanya memiliki 1 layer. Akan tetapi pada tahun memasuki 2010, mulai ditemukannya gagasan bahwa dengan memperbanyak layer atau proses dari *machine learning* itu akan berpotensi besar untuk menghasilkan output yang lebih baik. Metode ini disebut sebagai *deep learning* (Ian Goodfellow, 2012).

Kemudian setelah metode *deep learning* dipublikasikan pada tahun 2010, sampai saat ini sudah banyak penelitian yang menggunakan metode tersebut dan menghasilkan hasil yang baik. Permasalahan utama yang berhasil diselesaikan oleh model *deep learning* adalah ekstraksi fitur menggunakan model *AlexNet* (Duan, 2017) yang kemudian digunakan untuk menyelesaikan permasalahan lainnya.

Pada tahun 2016, model *deep learning* pertama kali digunakan untuk menyelesaikan permasalahan estimasi *homography* oleh De Tone (Daniel DeTone, 2016). Dengan menggunakan konsep *supervised learning*, De tone berhasil menghasilkan nilai *homography* yang lebih baik dibandingkan dengan metode Ransac maupun metode DLT dengan menggunakan konsep bahwa model *deep learning* hanya perlu mempelajari gambar dengan nilai kebenaran berupa selisih 4 titik yang berkorespondensi.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh De tone, penulis merasa nilai *homography* yang dihasilkan masih kurang akurat. Maka dari itu, pada penelitian ini nantinya akan membangun suatu model yang menghasilkan nilai *homography* yang lebih baik dibandingkan dengan milik De tone dengan tujuan model ini dapat digunakan juga untuk aplikasi *stitching* gambar nantinya. Contoh beberapa penelitian yang sudah berhasil menghasilkan algoritma untuk penggabungan gambar yaitu (Julio Zaragoza, 2013) yang menggunakan metode *moving DLT* dengan menggunakan *projective regularisation*. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa hasil *warp extrapolates* sudah benar atau berhasil terhadap gambar serta mengurangi *ghosting effect*. Dan salah satu penelitian lainnya adalah milik (Keyder, 2018) dengan menggunakan konsep *markov random field* untuk menghindari bagian dari gambar yang memiliki kesamaan agar ketika dilakukan *stitching* tidak ada fitur yang sama atau menupuk. Alur dari *stitching image* dibagi menjadi 3 yaitu *registration*, *seam finding*, dan *blending*.



Gambar 1. 1: Contoh gambar yang akan dihitung nilai *homography*



Gambar 1. 2: Hasil gambar yang telah dilakukan *warp* menggunakan nilai *homography*

1.2 Rumusan masalah

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menyelesaikan permasalahan – permasalahan seperti:

1. Apakah metode *deep learning* adalah metode yang tepat untuk menghasilkan nilai *homography* yang akurat?
2. Bagaimana cara untuk melakukan perhitungan nilai *homography* antar gambar?
3. Bagaimana metode evaluasi yang dilakukan untuk mencari tahu tingkat akurasi dari nilai *homography* yang dihasilkan?

1.3 Ruang lingkup

Penelitian ini dibatasi dengan beberapa faktor yaitu:

1. Memerlukan dataset yang akan dijadikan training data nantinya. Dataset yang dibutuhkan adalah gambar pemandangan (contoh: sudut kota pada suatu negara, pemandangan)
2. Metode ini nantinya akan bisa diaplikasikan untuk *stitching image* yang akan digunakan pada segala macam perangkat keras.
3. Bahasa pemrograman yang akan digunakan adalah python 3.5 dengan menggunakan *library* KERAS.
4. Informasi gambar yang dilakukan transformasi untuk proses *stitching* adalah obyek yang sama.

1.4 Hipotesis penelitian

Pada penelitian ini penulis memiliki hipotesis bahwa dengan menggunakan metode *deep learning*, dapat menghasilkan nilai *homography* yang lebih akurat dibandingkan menggunakan cara sebelumnya dan cocok untuk menyelesaikan permasalahan *image stitching*.

1.5 Tujuan dan penelitian

Tujuan dilakukan penelitian ini adalah

1. Dengan menerapkan *deep learning* pada nantinya akan meningkatkan keberhasilan pada nilai *homography* yang menjadi outputnya.
2. Membuat algoritma yang baru untuk menghasilkan nilai *homography* yang tepat dan akurat.
3. Meningkatkan keberhasilan nantinya untuk membentuk gambar panorama

Serta manfaat yang diberikan dari hasil penelitian ini

1. Mendapatkan nilai *homography* yang tepat untuk nantinya digunakan pada proses *stitching* dan menghasilkan gambar yang memiliki *pixel error* yang rendah.
2. Dapat diimplementasi pada *virtual reality (VR)* dan *augmented reality (AR)* dan aplikasi lainnya.
3. Nilai *homography* yang dihasilkan bisa digunakan dan diimplementasi untuk menyelesaikan permasalahan dalam *computer vision* lainnya.

1.6 Metode penelitian

Pada penelitian ini, penulis membagi beberapa metode penelitian menjadi 3 yaitu metode pengumpulan data, sistem yang akan dibangun, dan metode evaluasi

1.6.1 Metode pengumpulan data

pengumpulan referensi penelitian yang sesuai dengan penelitian yang berkaitan tentang *image stitching*, *image geometry*, *image inpainting*, *deep learning*, dan *homography*. Referensi bisa berupa buku, konferensi, dan jurnal jurnal lainnya.

Untuk dapat membuktikan bahwa metode yang dilakukan pada penelitian ini berhasil, maka perlu membandingkan dengan metode – metode yang telah ada sebelumnya untuk menyelesaikan permasalahan ini.

1.6.2 Sistem yang akan dibangun

Secara garis besar pada penelitian ini, model *deep learning* yang akan dibangun membagi proses menjadi 2 yaitu proses menentukan nilai *homography* dan kemudian proses *blending image*. Akan tetapi *blending* bukanlah proses utama dalam metode ini. Kemudian pada proses estimasi *homography* dibagi atas 3 bagian yaitu *feature extraction* yang bertugas untuk mengambil fitur- fitur apa saja yang ada pada masing – masing gambar. kemudian menggunakan *matching network* untuk mencari korelasi antar fitur- fitur yang telah di ekstrak sebelumnya. Kemudian menggunakan *regression* model untuk memprediksi nilai berupa perubahan 4 titik ujung.

1.6.3 Metode evaluasi

1.6.3.1 Position error evaluation

Pada proses evaluasi ini akan membandingkan nilai kebenaran pada gambar dengan nilai hasil prediksi nantinya dengan menggunakan *mean absolute error* (MAE) dimana apabila nilai mendekati 0 menunjukkan bahwa metode tersebut sudah menghasilkan hasil yang cukup akurat.

1.6.3.2 Pixel error evaluation (*pixel signal to noise ratio*)

Pada proses evaluasi ini akan membandingkan hasil gambar yang telah dilakukan *warping* dengan nilai *homography* dengan gambar seharusnya menggunakan metode PSNR (Alain Hor, 2010). Dimana semakin besar nilai yang dihasilkan akan semakin baik

1.7 Sistematika penulisan

Bab 1: Pendahuluan

Berisi latar belakang dilakukannya penelitian, rumusan masalah, ruang lingkup, hipotesis penelitian, tujuan dan manfaat, gambaran umum penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab 2: Tinjauan pustaka

Berisi konsep dan juga penjelasan serta teori – teori yang nantinya akan digunakan dalam penelitian ini.

Bab 3: Metodologi penelitian

Berisi hasil percobaan yang telah dilakukan, model apa yang digunakan, dan juga parameter apa saja yang digunakan pada penelitian ini.

Bab 4: Hasil dan pembahasan

Berisi hasil yang telah diperoleh dan bagaimana hasil tersebut diperoleh

Bab 5: Kesimpulan dan saran

Berisi kesimpulan yang diambil dari hasil penelitian yang dilakukan

