

A Method for Effective Homography Estimation Applying a Depth Image-Based Filter

Yong-Joon Joo[†] · Myung-Duk Hong^{**} · Ui-Nyoung Yoon^{**} · Seung-Hyun Go^{**} · Geun-Sik Jo^{***}

ABSTRACT

Augmented reality is a technology that makes a virtual object appear as if it exists in reality by composing a virtual object in real time with the image captured by the camera. In order to augment the virtual object on the object existing in reality, the homography of images utilized to estimate the position and orientation of the object. The homography can be estimated by applying the RANSAC algorithm to the feature points of the images. But the homography estimation method using the RANSAC algorithm has a problem that accurate homography can not be estimated when there are many feature points in the background. In this paper, we propose a method to filter feature points of a background when the object is near and the background is relatively far away. First, we classified the depth image into relatively near region and a distant region using the Otsu's method and improve homography estimation performance by filtering feature points on the relatively distant area. As a result of experiment, processing time is shortened 71.7% compared to a conventional homography estimation method, and the number of iterations of the RANSAC algorithm was reduced 69.4%, and Inlier rate was increased 16.9%.

Keywords : Augmented Reality, Homography, RANSAC, Depth Image

깊이 영상 기반 필터를 적용한 효과적인 호모그래피 추정 방법

주용준[†] · 홍명덕^{**} · 윤의녕^{**} · 고승현^{**} · 조근식^{***}

요 약

증강현실은 카메라로 촬영하고 있는 영상에 가상의 객체를 실시간으로 합성하여 가상의 객체가 현실에 존재하는 것처럼 보이게 하는 기술이다. 증강현실에서 현실에 존재하는 물체에 가상의 물체를 증강하기 위해서는 현실에 존재하는 물체의 위치와 방향을 정확하게 추정해야 하는데, 이 때 활용되는 기술이 영상의 호모그래피(Homography)이다. 이러한 호모그래피는 영상의 특징점 좌표에 RANSAC 알고리즘을 적용하여 추정할 수 있는데, RANSAC 알고리즘을 이용한 호모그래피 추정 방식은 호모그래피를 추정하고자하는 물체 이외의 배경에 특징점이 많을 경우 정확한 호모그래피를 추정할 수 없다는 문제점이 존재했다. 본 논문에서는 호모그래피를 추정하고자하는 물체가 가까이 있고 배경이 상대적으로 멀리 위치해있을 때 영상 각 픽셀의 거리 값을 알 수 있는 깊이 영상을 활용하면 물체와 배경을 쉽게 분리할 수 있다는 점을 이용하여 배경의 특징점을 필터링하는 방법을 제안한다. 이를 위하여 본 논문에서는 흑백조 영상인 깊이 영상을 Otsu 알고리즘을 이용하여 사용자와 거리가 가까운 영역과 거리가 먼 영역으로 이진화하고, RGB 영상에서 추출된 특징점 중에서 거리가 먼 영역에 위치한 특징점을 제거함으로써 특징점을 활용한 호모그래피 추정 결과를 향상시킨다. 이러한 방법을 기존의 호모그래피 추정 방법에 적용한 결과 수행시간이 71.7% 단축되었으며, RANSAC 알고리즘의 반복 횟수가 69.4% 줄어들었고, 참정보 비율이 16.9% 증가하였다.

키워드 : 증강현실, 호모그래피, RANSAC, 깊이 영상

※ 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2017-0-01642).

† 준 회 원 : 인하대학교 컴퓨터공학과 석사

** 준 회 원 : 인하대학교 컴퓨터공학과 박사과정

*** 중 신 회 원 : 인하대학교 컴퓨터공학과 교수

Manuscript Received : July 3, 2018

Accepted : September 22, 2018

* Corresponding Author : Geun-Sik Jo(gsj@inha.ac.kr)

1. 서 론

증강현실에 대한 관심이 높아지면서 자연스러운 증강현실을 구현하기 위한 기술들이 개발되고 있다[1, 2]. 가상의 객체를 자연스럽게 증강하기 위해서는 영상의 변화에 따라 가상의 객체를 적절히 이동, 회전시켜주어야 하는데 이러한 영상

의 변화를 추정하는 방법으로 주로 활용되는 방법이 영상의 호모그래피(Homography)[3, 4]를 이용하는 방법이다. 호모그래피를 추정하기 위하여 영상의 특징점을 활용한 RANSAC 알고리즘[5]이 주로 활용되며, 최근에는 딥러닝을 적용한 호모그래피 추정 방법[6]도 제안되었다. 하지만 딥러닝을 활용한 호모그래피 추정 방법은 연산량이 많아 증강현실과 같이 실시간 처리가 필요한 분야에서는 활용하기 힘들기 때문에 여전히 RANSAC 알고리즘을 활용한 호모그래피 추정 방법이 사용되고 있다.

RANSAC 알고리즘을 이용하여 호모그래피를 추정하는 경우 Fig. 1(a)와 같이 호모그래피를 추정하고자하는 물체가 아닌 배경에 특징점이 많이 존재하면 RANSAC 알고리즘의 수행시간이 길어지고 Fig. 1(b)와 같이 추정된 호모그래피의 정확도가 떨어지는 문제점이 발생하였다. 일반적으로 관심있는 물체와 배경을 분리하는 것은 매우 어려운 일이지만, 관심있는 물체가 사용자와 가까이 있고 배경이 상대적으로 멀리 위치하는 경우에는 영상 픽셀의 거리 값을 알 수 있는 깊이 영상을 이용하면 비교적 쉽게 물체와 배경을 분리할 수 있다[7]. 따라서 본 논문에서는 호모그래피를 추정하고자하는 물체가 상대적으로 가까이 있는 경우에 깊이 영상을 활용하여 호모그래피 추정 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 깊이 영상에 영상 이진화 알고리즘인 Otsu 알고리즘[10]을 적용하여 영상을 사용자와 거리가 상대적으로 가까운 영역과 거리가 먼 영역으로 이진화하고, RGB 영상에서 추출된 특징점 중에서 거리가 먼 영역에 위치한 특징점을 필터링한 뒤 상대적으로 거리가 가까운 영역에 위치한 특징점만을 이용해서 호모그래피를 추정한다. 제안하는 방법의 성능 평가를 위해 RGB-D SLAM Dataset[11]에서 제안하는 방법을 적용하기에 적합한 데이터를 선별하여 제안하는 방법을 적용해보고 기존의 호모그래피 추정 방법과 성능을 비교, 분석하였다.



Fig. 1. Homography Estimation Including Background Feature Points

2. 배경 지식 및 관련 연구

2.1 호모그래피

Fig. 2와 같이 평면을 서로 다른 시점에서 촬영하였을 때, 촬영된 이미지(I1, I2)에 투영된 평면 위의 임의의 점(pi, p'i)에 대하여 Equation (1)과 같이 p'i=Hp_i가 성립하는 행렬 H가 존재하고, 이 행렬을 호모그래피(Homography)라 한다. 호모그래피는 투영에 의한 평행 이동, 회전, 뒤틀림 등의 왜곡을 반영한다.

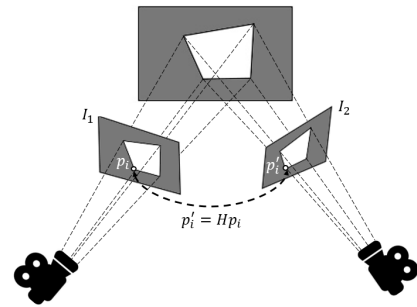


Fig 2. Projection of Images Using Homography

$$p'_i = k \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = Hp_i = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

이러한 호모그래피 행렬은 호모그래피를 추정하고자하는 이미지 쌍으로 부터 특징점을 추출, 매칭하고, 매칭된 특징점 중 4개 이상을 선택한 뒤 선택된 특징점의 좌표 값에 DLT(Direct Linear Transformation)[4]를 적용하여 계산할 수 있다[8, 9].

2.2 RANSAC(Random Sample Consensus) 알고리즘을 이용한 호모그래피 추정

거짓 정보가 포함된 데이터로부터 수학적 모델을 추정하고자 하는 경우 추정된 수학적 모델에는 노이즈로 인한 왜곡이 발생하게 된다. RANSAC 알고리즘은 반복적인 방법을 이용하여 이와 같은 거짓 정보를 배제하고 참 정보를 이용한 모델을 추정하는 알고리즘이다.

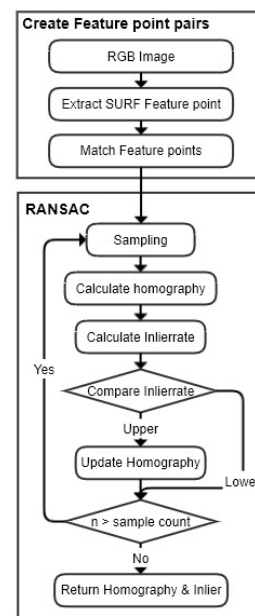


Fig. 3. Homography Estimation with RANSAC

RANSAC 알고리즘을 이용한 호모그래피 추정 과정은 Fig. 3과 같다. 특징점 샘플링 단계에서는 전처리 단계에서 생성한

특징점 쌍들 중 4쌍을 임의로 선택한다. 호모그래피 계산 단계에서는 앞에서 선택된 특징점들의 좌표를 이용하여 호모그래피를 계산한다. 호모그래피 평가 단계에서는 호모그래피와 특징점 쌍의 오차가 일정 값 이하인 특징점 쌍을 참정보로 분류하여 전체 특징점 쌍에서 참 정보의 비율(q)을 구한다. 이때 호모그래피와 특징점의 오차를 구하기 위하여 STE (Symmetric Transfer Error)[4]를 이용한다. STE는 호모그래피를 이용해 특징점을 투영시킨 점(a', A')과 유사도 측정을 이용해 매칭된 특징점(a, A) 간의 거리를 측정하는 방법으로, 투영된 점의 좌표는 Equation (2), (3)을 이용하여 계산할 수 있으며, STE는 Equation (4)를 이용하여 계산할 수 있다.

$$a' = Ha \tag{2}$$

$$A' = H^{-1}A \tag{3}$$

$$STE = Distance(a, A') + Distance(A, a') \tag{4}$$

RANSAC 알고리즘은 샘플링 횟수가 일정 횟수(n)에 도달할 때까지 샘플링과 호모그래피 연산을 반복하여 반복 과정에서 참 정보 비율이 가장 높은 호모그래피를 추정하며, RANSAC 알고리즘의 반복 횟수(n)는 Equation (5)로부터 결정된다.

$$n = \frac{\log(1-p)}{\log(1-q^m)} \tag{5}$$

이 때 p는 호모그래피의 정확도, q는 반복 과정에서 계산된 참정보 비율, m은 호모그래피 추정을 위해 선택된 특징점의 개수이다.

2.3 Otsu's Method

Otsu 알고리즘[10]은 흑백조 영상을 이진화하여 영상인식을 용이하게 하고자 하는 경우에 주로 활용되는 알고리즘으로, 깊이 영상을 이용해 물체를 분리하고자 하는 경우 많이 활용되는 알고리즘이다. Otsu 알고리즘은 Fig. 4(a)와 같은 흑백조 영상의 픽셀 값의 분포를 Fig. 4(b)와 같이 히스토그램으로 나타내고, 통계적인 방법을 사용하여 히스토그램을 두 개의 클래스로 나누는 최적의 경계 값을 찾아 Fig. 4(c)와 같이 이진화하는 알고리즘이다.

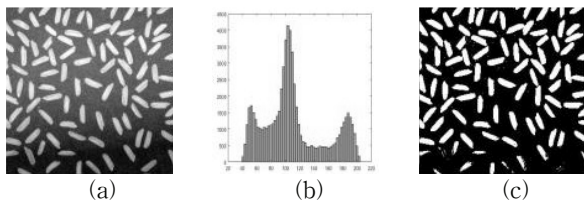


Fig. 4. Binarization of Grayscale Image with Otsu's Method

Otsu 알고리즘은 데이터를 두개의 클래스로 이진화할 때 클래스 간의 분산(Between class variance)이 최대가 되는 경계 값이 가장 적합하다는 점을 이용한다. 클래스 간의 분산은 식

6을 이용하여 계산할 수 있으며, Equation (7)을 이용해 모든 경계 값 후보 중에서 클래스 간의 분산이 최대가 되는 값을 찾아 경계 값보다 큰 영역과 경계 값보다 작은 영역으로 이진화한다.

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \tag{6}$$

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k < L} \sigma_B^2(k). \tag{7}$$

또한, Otsu 알고리즘을 확장하면 영상을 두 단계 이상의 단계로 분할할 수 있으며 이 때 영상 분할을 위한 경계 값과 클래스 간의 분산 값의 관계는 Equation (8)과 같다.

$$\sigma_B^2(k_1^*, k_2^*) = \max_{1 \leq k_1 < k_2 < L} \sigma_B^2(k_1, k_2) \tag{8}$$

2.4 CS-RANSAC과 TR-RANSAC

RANSAC 알고리즘을 이용하여 호모그래피를 추정할 때 샘플링된 특징점이 군집을 이루거나 선형을 이루면 부정확한 호모그래피가 얻어지는 경우가 많다. 이러한 문제를 제약조건으로 적용하여 RANSAC 알고리즘의 성능을 개선한 알고리즘이 CS-RANSAC 알고리즘[12]과 TR-RANSAC 알고리즘[13]이다.

CS-RANSAC 알고리즘의 제약조건은 Fig. 5과 같다. 이미지를 일정 갯수의 단위격자로 나눈 후 선택된 특징점이 존재하는 단위 격자와 다른 특징점이 존재하는 단위 격자의 거리가 2칸 이내이거나, 같은 행, 열, 대각선 상에 존재하는 경우 호모그래피를 계산하지 않고 특징점을 다시 선택하도록 하여 특징점의 군집과 선형을 피하도록 하였다.

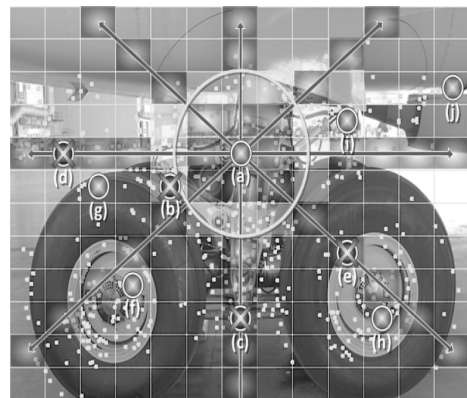


Fig. 5. CS-RANSAC의 제약조건

특징점이 군집을 이루거나 선형을 이루는 경우 특징점으로 이루어진 삼각형의 넓이는 작아지게 된다. 이러한 점을 이용하여 특징점들이 군집이나 선형을 이루는지 판별하는 알고리즘이 TR-RANSAC 알고리즘이다. TR-RANSAC 알고리즘은 Fig. 6과 같이 선택된 특징점으로 이루어진 삼각형의 넓이를 계산하고 이 삼각형의 넓이의 합이 일정값 이하이면 특징점을 다시 선택하도록 하여 특징점의 군집과 선형을 피하도록 하였다.

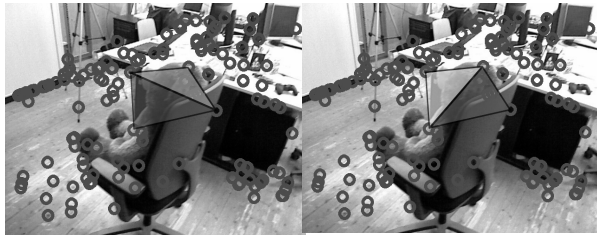


Fig. 6. TR-RANSAC의 제약조건

CS-RANSAC과 TR-RANSAC 알고리즘은 기존의 RANSAC 알고리즘에 비하여 정확도가 높고 빠르게 호모그래피를 추정할 수 있었으나, 배경의 특징점이 많을 경우 알고리즘의 성능이 떨어지는 문제점을 해결하지 못하였다.

3. 깊이 영상 기반의 특징점 필터링 방법

본 장에서는 기존의 RANSAC 알고리즘을 이용한 호모그래피 추정 방법에 깊이 영상 필터를 적용하여 RANSAC 알고리즘의 효율을 향상시키고 호모그래피의 정확도를 높이는 방법을 제안한다. 제안하는 특징점 필터링 방법은 호모그래피를 계산하고자 하는 물체가 사용자와 가까이 위치하고 배경의 거리는 물체에 비해서 상대적으로 먼 경우에 적용할 수 있는 방법으로 거리가 상대적으로 먼 특징점은 배경의 특징점이라고 가정한다. 따라서 영상의 각 픽셀 거리를 측정할 수 있는 깊이 영상을 이용하여 거리가 먼 특징점을 제거하고 거리가 가까운 특징점만을 이용하여 RANSAC 알고리즘을 수행한다.

3.1 깊이 영상 필터를 적용한 RANSAC 알고리즘

제안하는 방법은 특징점을 매칭하기 전에 영상으로부터 추출된 특징점을 깊이 영상을 이용하여 필터링하여 불필요한 배경의 특징점을 제거함으로써 알고리즘의 성능을 향상시킨다. 제안하는 방법의 수행 과정은 Fig. 7과 같다. RGB 영상과 동일한 장면을 촬영한 깊이 영상을 Otsu 알고리즘을 이용해 이진화하여 사용자와의 거리가 비교적 가까운 전면부 영역과 거리가 먼 후면부 영역으로 이진화한다. RGB 영상에서는 SURF 알고리즘을 이용하여 특징점을 추출하며, 추출된 특징점 중에서 깊이 영상의 후면부 영역에 위치하는 특징점을 제거한다. 후면부의 특징점을 제거하고 남은 전면부의 특징점들의 유사도를 이용하여 특징점 쌍을 생성하고, 이를 이용하여 RANSAC 알고리즘을 수행한다.

3.2 깊이 영상의 이진화와 특징점 필터링

깊이 영상을 이용해 특징점을 필터링하기 위해서는 깊이 영상을 상대적으로 거리가 가까운 영역과 거리가 먼 영역으로 이진화 해야 하는데, 이러한 영상 이진화에 주로 활용되는 알고리즘이 Otsu 알고리즘이다. Fig. 8(a)와 같은 깊이 영상에 Otsu 알고리즘을 적용하면 Fig. 8(b)와 같이 영상을 전면부 영역과 후면부 영역으로 분류할 수 있다. 하지만 영상을 2단계로 이진화하면 관심 있는 물체와 배경 사이에 다른 물체

가 존재할 때 물체 이외의 영역까지 전면부로 분류되기 때문에 본 논문에서는 깊이 영상을 Fig. 8(c)와 같이 3단계로 분류하여 가장 가까이 있는 영역을 추출하였다.

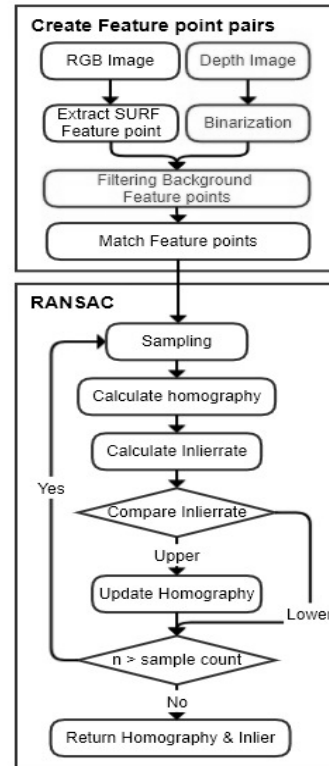


Fig. 7. Homography Estimation with a Depth Image-Based Filter

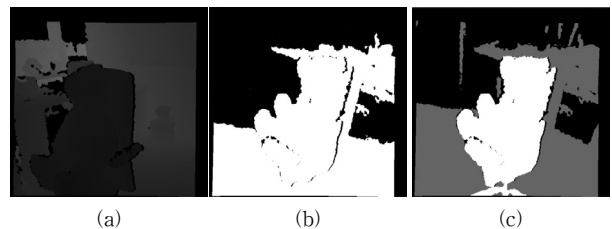


Fig. 8. Depth Image Binarization

배경 특징점 필터링 단계에서는 이진화 단계에서 이진화한 깊이 영상을 기반으로 Fig. 9(a)와 같이 RGB 영상에서 추출된 특징점 중에서 후면부에 위치한 특징점을 필터링하여 Fig. 9(b)와 같이 전면부의 특징점을 얻는다.

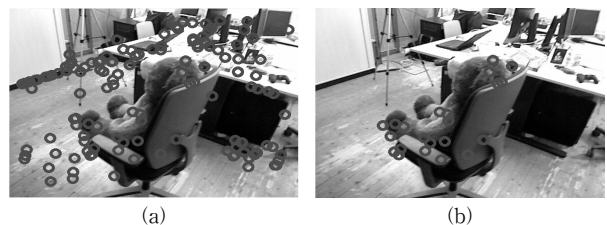


Fig. 9. Filtering Feature Points with Depth Image-Based Filter

4. 실험 및 결과

4.1 실험 방법







제안하는 알고리즘을 적용하려면 데이터 셋의 배경과 호모그래피를 추정하고자 하는 물체의 거리의 차이가 커야하고, 깊이 영상을 가지고 있어야 한다. 본 논문에서는 RGB-D SLAM dataset[10]에서 이러한 조건에 부합하는 데이터를 선별하여 실험을 진행하였다. RGB-D SLAM dataset은 이동하면서 물체를 다양한 각도에서 촬영한 RGB영상과 깊이 영상을 포함하고 있으며, Motion capture system을 이용하여 카메라의 위치와 각도 값을 기록한 dataset이다. 실험에는 데이터 셋 중에서 Table 1과 같은 3개의 데이터 셋을 선별하여 활용하였으며, 영상의 차이가 지나치게 적으면 호모그래피를 추정할 수 없기 때문에 dataset의 카메라 위치 정보를 이용하여 거리가 20cm 이상 이동하거나 카메라 각도가 20도 이상 회전한 이미지 쌍을 선별하여 총 42 쌍의 영상에 대하여 실험을 진행하였다.

실험은 기존의 RANSAC 알고리즘과 RANSAC 알고리즘을 개선한 CS-RANSAC, TR-RANSAC 알고리즘에 각각 제안하는 방법을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우를 실험하여 비교하였으며, 깊이 영상을 2단계로 분류하는 방법과 3단계로 분류하는 방법을 적용하여 비교하였다. 알고리즘의 성능은 수행시간, 반복 횟수(Iteration), 참 정보 비율(Inlier rate)을 이용해 평가, 분석하였다.

4.2 특징점 필터링을 적용한 RANSAC의 성능 평가

실험은 선별된 이미지 쌍에 대하여 깊이 영상 필터를 적용한 실험과 적용하지 않은 실험을 각각 1000번씩 반복적으로 수행하고 결과의 평균 값을 기록하였으며, 실험 결과는 Table 2와 같다. 실험 결과 2단계로 분류한 깊이 영상 필터를 적용한 결과 수행시간이 68.0% 감소하였으며, 참정보 비율이 14.8% 증가하고 반복 횟수가 62.3% 감소하였고, 3단계로 분류한 깊이 영상 필터를 적용한 결과 수행시간이 71.7% 감소하였으며, 참정보 비율이 16.9% 증가하고 반복 횟수가 69.4% 감소하였다. 반복횟수 감소 비율보다 수행시간이 더 크게 감소하였는데, 이는 RANSAC 알고리즘의 호모그래피 평가 단계에서 호모그래피를 평가하기 위한 특징점 개수가 줄어들었기 때문이다. 또한 CS-RANSAC의 경우 깊이 영상 필터를 적용하면 다른 알고리즘에 비해 수행시간이 길어지는데, 이는 배경의 특징점을 제거함으로써 특징점이 특정 부분에 군집이 되어 특징점의 군집을 피하는 알고리즘인 CS-RANSAC 알고리즘의 수행시간이 늘어나는 결과를 나타낸 것으로 보인다.

Table 1. Selected Dataset from TUM RGB-D Dataset

	DatasetA	DatasetB	DatasetC
RGB Image			
Depth Image			
Selected Image	21	7	14

5. 결론

본 논문에서는 증강현실에서 활용되는 기술인 호모그래피를 정확하게 추정하기 위하여 깊이 영상 기반의 필터를 적용하는 방법을 제안하였다. 호모그래피 추정에 주로 활용되는 기존의 RANSAC 알고리즘은 호모그래피를 추정하고자 하는 물체 이외의 배경에 특징점이 많은 경우 호모그래피를 정확하게 추정하기 어렵다는 문제가 존재하였는데, 호모그래피를 추정하고자 하는 물체가 전면에 있고 배경이 상대적으로 멀리 있는 경우에 영상의 거리 정보를 표현할 수 있는 깊이 영상을 이용하면 쉽게 배경의 특징점을 필터링할 수 있을 것이라고 가정하고 이와 같은 상황에 해당하는 데이터 셋을 선별하여 실험을 진행하였다. 실험 결과 제안하는 방법을 적용한 경우 적용하지 않았을 때 보다 수행시간이 71.7% 감소하였고, RANSAC 알고리즘의 참 정보 비율이 16.9% 증가하였다 제안하는 방법은 깊이 영상이 존재해야만 적용할 수 있지만, 호모그래피 추정에 필요한 시간과 추정된 호모그래피의 정확도가 크게 개선되었으며, RANSAC 알고리즘을 수행하기 전에 특징점을 필터링하여 알고리즘의 성능을 개선하는 방법이기 때문에 기존에 RANSAC 알고리즘을 개선한 다양한 알고리즘에 적용할 수 있다.

이와 같은 실험 결과는 증강 현실을 활용하여 제품의 사용법과 정비 방법을 보여주거나 전시회나 박물관에서 전시물의 설명을 보여주는 등, 사용자가 관심 있는 물체가 사용자와 가까이 있는 다양한 경우에 활용이 가능하며, 기존에는 깊이 영상을 취득하기 위해서는 부피가 큰 깊이 영상 카메라를 이용해야 했으나 현재는 홀로렌즈와 같은 웨어러블 디바이스나 일반적인 스마트폰에도 깊이 영상 카메라가 장착되어 다양한 분야에 쉽게 적용할 수 있을 것이다.

Table 2. Experiment Result

Algorithm	Without Depth filter			With 2Level Depth filter			With 3Level Depth filter		
	RANSAC	TR-RANSAC	CS-RANSAC	RANSAC	TR-RANSAC	CS-RANSAC	RANSAC	TR-RANSAC	CS-RANSAC
Processing Time	3.6284	3.2160	3.0779	1.1405	0.8849	1.1427	0.9931	0.7244	1.1914
Iteration	22.1667	21.5238	19.0238	8.7381	8.2619	6.7381	7.2143	6.6429	5.3810
Inlierrate	0.7989	0.8012	0.8146	0.9211	0.9247	0.9253	0.9393	0.9425	0.9396

References

- [1] F. Zhou, H. B. Duh, and M. Billinghurst, "Trends Augmented Reality Tracking, Interaction and Display: A Review of Ten Years of ISMAR," *IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp.193-202, 2008.
- [2] F. D. Crescenzo, M. Fantini, F. Persiani, L. D. Stefano, P. Azzari, and S. Salti, "Augmented Reality for Aircraft Maintenance Training and Operations Support," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol.31, pp.96-101, 2011.
- [3] S. J. D. Prince, K. Xu, and A. D. Cheok, "Augmented Reality Camera Tracking with Homographies," *Computer Graphics*, Vol.22, No.6, pp.39-45, 2002.
- [4] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in computer vision," 2nd Edition, Cambridge University Press, 2000.
- [5] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, Vol.24, No.6, pp.381-395, 1981.
- [6] D. DeTone, T. Malisiewicz, and A. Rabinovich, "Deep image homography estimation," arXiv preprint arXiv:1606.03798, 2016.
- [7] A. Kurakin, Z. Zhang, and Z. Liu, "A real time system for dynamic hand gesture recognition with a depth sensor," *In: Proc. of the 20th European Signal Processing Conf. (EUSIPCO)*, pp.1975-1979, 2012.
- [8] E. Dubrofsky, "Homography Estimation," Carleton University, Vancouver, Canada, 2009.
- [9] E. Vincent and R. Laganiere, "Detecting planar homographies in an image pair," in *Proceedings of IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, pp.182-187, 2001.
- [10] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.9, No.1, pp.62-66, 1979.
- [11] J. Sturm, N. Engelhard, F. Endres, W. Burgard and D. Cremers, "A Benchmark for the Evaluation of RGB-D SLAM Systems," In *Proceedings of the International Conference on Intelligent Robot Systems (IROS)*, 2012.
- [12] G. S. Jo, K. S. Lee, C. Devy, C. H. Jang, and M. H. Ga, "RANSAC versus CS-RANSAC," *American Association for Artificial Intelligence(AAAI)*, pp.1350-1356, 2015.
- [13] E. Vincent and R. Laganiere, "Detecting planar homographies in an image pair," *IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, pp.182-187, 2001.



주 용 준

<https://orcid.org/0000-0002-1752-0120>
 e-mail : jyjha1@naver.com
 2016년 인하대학교 전자공학과(학사)
 2018년 인하대학교 컴퓨터공학과(석사)
 관심분야 : Computer Vision & Image based SLAM



홍 명 덕

<https://orcid.org/0000-0001-9930-2655>
 e-mail : hongmyungduk@gmail.com
 2008년 한국디지털대학교 컴퓨터공학과(학사)
 2011년 인하대학교 컴퓨터정보공학과(석사)
 2011년~현 재 인하대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야 : Recommender System, Semantic Web, Ant Colony Optimization and Meta-Heuristic



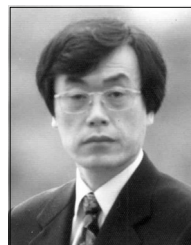
윤 의 녕

<https://orcid.org/0000-0003-3735-2504>
 e-mail : entymos@hotmail.com
 2013년 인하대학교 컴퓨터정보공학과(학사)
 2015년 인하대학교 컴퓨터정보공학과(석사)
 2015년~현 재 인하대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야 : Interactive Video, Augmented Reality, Deep Learning, Semantic Web



고 승 현

<https://orcid.org/0000-0003-2313-8742>
 e-mail : kosehy@gmail.com
 2011년 Texas A&M Univ. Computer Engineering with Computer Science Track(학사)
 2017년 인하대학교 컴퓨터정보공학과(석사)
 2017년~현 재 인하대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야 : Computer Vision, Deep Learning, Machine Learning, AI



조 근 식

<https://orcid.org/0000-0003-4477-0755>
 e-mail : gsjo@inha.ac.kr
 1982년 인하대학교 전자계산학(학사)
 1985년 Queens College, CUNY(M.A.)
 1991년 City University of New York (Ph.D.)
 1991년~현 재 인하대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : AI, Semantic Web, Intelligence Agent System