

## Feature Point Filtering Method Based on CS-RANSAC for Efficient Planar Homography Estimating

Dae-Woo Kim<sup>†</sup> · Ui-Nyoung Yoon<sup>\*\*</sup> · Geun-Sik Jo<sup>\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

Markerless tracking for augmented reality using Homography can augment virtual objects correctly and naturally on live view of real-world environment by using correct pose and direction of camera. The RANSAC algorithm is widely used for estimating Homography. CS-RANSAC algorithm is one of the novel algorithm which cooperates a constraint satisfaction problem(CSP) into RANSAC algorithm for increasing accuracy and decreasing processing time. However, CS-RANSAC algorithm can be degraded performance of calculating Homography that is caused by selecting feature points which estimate low accuracy Homography in the sampling step. In this paper, we propose feature point filtering method based on CS-RANSAC for efficient planar Homography estimating the proposed algorithm evaluate which feature points estimate high accuracy Homography for removing unnecessary feature point from the next sampling step using Symmetric Transfer Error to increase accuracy and decrease processing time. To evaluate our proposed method we have compared our algorithm with the basic CS-RANSAC algorithm, and basic RANSAC algorithm in terms of processing time, error rate(Symmetric Transfer Error), and inlier rate. The experiment shows that the proposed method produces 5% decrease in processing time, 14% decrease in Symmetric Transfer Error, and higher accurate homography by comparing the basic CS-RANSAC algorithm.

**Keywords :** RANSAC, CS-RANSAC, Homography, Symmetric Transfer Error, Feature Point

## 효과적인 평면 호모그래피 추정을 위한 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법

김 대 우<sup>†</sup> · 윤 의 념<sup>\*\*</sup> · 조 근 식<sup>\*\*\*</sup>

### 요 약

증강현실 분야에서 호모그래피(Homography)를 이용한 비마커 기반의 객체 추적 기술(Markerless tracking)은 카메라의 방향, 위치를 파악하여 실제계의 영상에 가상의 객체를 정확하고 자연스럽게 증강할 수 있는 기술이다. 이와 같은 호모그래피를 추정하기 위한 방법으로 RANSAC 알고리즘이 많이 사용되고 있으며, 최근 기존의 RANSAC 알고리즘에 제약 조건 문제(Constraint Satisfaction Problem)를 적용하여 정확도를 향상시키고, 처리시간을 줄인 CS-RANSAC 알고리즘에 대한 연구가 진행되고 있다. 하지만 CS-RANSAC 알고리즘은 샘플링 단계에서 정확도가 낮은 호모그래피를 추정하게 하는 특징점이 선택되어 불필요한 연산으로 인해 알고리즘의 효율성이 저하되는 경우가 있다. 따라서 본 논문에서는 효과적인 평면 호모그래피 추정을 위한 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 호모그래피 평가 단계에서 Symmetric Transfer Error로 정확도가 높은 호모그래피를 추정하게 하는 특징점인지를 평가하고 불필요한 특징점들을 다음 샘플링 단계에서 제외함으로써 정확도를 향상시키고 처리시간을 줄였다. 제안하는 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법의 성능평가를 위하여 제안하는 방법을 적용한 알고리즘과 기존의 RANSAC 알고리즘, CS-RANSAC 알고리즘의 수행시간과 오차율(Symmetric Transfer Error), 참정보 포함 비율을 비교하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 방법이 기존 CS-RANSAC 알고리즘보다 수행시간이 평균적으로 약 5% 단축되었고 오차율은 약 14% 줄어들어 더욱 정확한 호모그래피를 추정 할 수 있게 되었다.

**키워드 :** RANSAC, CS-RANSAC, 호모그래피, Symmetric Transfer Error, 특징점

※ 이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2015-R1A2A2A03006190).

※ 이 논문은 2015년도 한국정보처리학회 추계학술발표대회에서 '효과적인 평면 호모그래피 추정을 위한 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

† 준 회 원 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 석사

\*\* 준 회 원 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 박사과정

\*\*\* 종신회원 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 교수

Manuscript Received : December 19, 2015

First Revision : April 15, 2016

Second Revision : May 17, 2016

Accepted : May 24, 2016

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

### 1. 서 론

증강현실은 실영상에 가상의 객체를 증강하여 사용자에게 실세계에 존재하는 사물처럼 보이게 하거나 현 시점에서 보는 것보다 더 많은 양의 정보를 보여주는 기술이다[1]. 증강현실에 관한 연구 분야는 추적(Tracking), 상호작용, 디스플레이 등 여러 분야가 있고 그 중 추적 분야가 가장 활발하게 연구되고 있다[2]. 추적 기술은 크게 마커(Marker) 기반 기술과 비마커(Markerless) 기반 기술로 나눌 수 있는데 비마커 기반은 마커 기반 기술보다 계산이 복잡하고 수행시간이 더 소요되지만 실세계의 자연적인 특징들을 이용할 수 있어서 보다 다양한 분야에서 사용된다[3]. 비마커 기반의 추적 기술 중의 하나인 호모그래피(Homography)는 카메라의 방향, 위치를 파악하여 실세계의 영상위에 가상의 객체를 정확하고 자연스럽게 증강하여 사용자에게 정보를 제공할 수 있다[4].

호모그래피를 추정하기 위한 방법 중 하나인 RANSAC 알고리즘은 SURF[5-8]로 추출된 특징점들 중에서 선택된 특징점의 분포에 따라 수행시간과 정확도가 결정된다. 특히 특정 특징점의 분포(예를 들어 선형, 군집형)에서 잘못된 호모그래피를 추정할 확률이 높는데 이를 해결하기 위해 RANSAC 알고리즘에 제약 만족 문제(Constraint Satisfaction Problem)를 적용한 CS-RANSAC 알고리즘이 연구되었다[9-10].

CS-RANSAC 알고리즘은 샘플링 과정에서 RANSAC 알고리즘과 동일하게 SURF로 추출된 특징점을 랜덤 샘플링을 한다. 그러나 추출된 특징점들 중 일부 특징점들을 이용하여 호모그래피를 계산했을 때 정확도가 낮은 결과를 보이는데, 이와 같은 특징점들을 샘플링 했을 경우 불필요한 연산을 하게 되어 알고리즘의 효율성이 저하된다.

본 논문에서는 효율적인 호모그래피 추정을 위하여 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 호모그래피를 구하기 위한 CS-RANSAC 알고리즘의 비효율성(낮은 정확도의 호모그래피를 추정하게 하는 특징점을 다시 선택하여 불필요한 연산을 하는 경우 알고리즘의 효율성이 저하됨)을 개선하기 위해 호모그래피 평가 과정에서 구한 Symmetric Transfer Error[11]를 이용하여 단위격자 내의 대표 특징점(정확도가 높은 호모그래피를 추정하게 하는 특징점)만 남기고 나머지는 제거한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 배경지식 및 관련연구를 기술하고, 3장에서는 효과적인 평면 호모그래피 추정을 위한 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법 기술한다. 4장에서는 제안된 알고리즘에 대한 실험 및 분석을 다루고, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후연구에 관하여 서술한다.

### 2. 배경 지식 및 관련 연구

#### 2.1 호모그래피(Homography)

호모그래피는 Fig. 1과 같이 원본 평면 이미지가 있고 다

른 두 개의 평면 이미지 사이의 특징점들을 매핑(Mapping)하여 매핑된 점들의 변환 관계를 담고 있고 Equation (1)같은 3×3의 행렬로 표현할 수 있다[5-7].

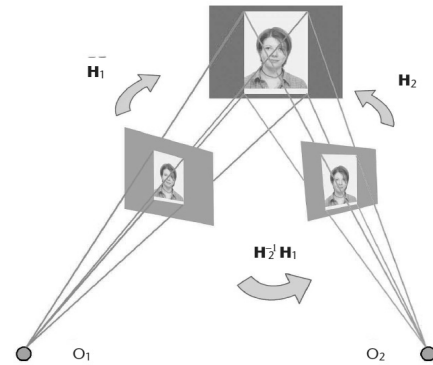


Fig. 1. Homography[4]

$$H = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

이미지 O1은 호모그래피 H1과 연산으로 원본 평면 이미지가 될 수 있고 이미지 O2는 호모그래피 H2와 연산으로 원본 평면 이미지가 될 수 있다. 호모그래피 H1과 H2는 Direct Linear Transformation(DLT)을 이용하여 계산할 수 있다[11-12].

계산된 호모그래피는 Equation (2)의 Symmetric Transfer Error를 이용하여 평가 할 수 있다[13].  $x_i \rightarrow x'_i$ 이 두 이미지 사이의 대응하는 특징점 쌍일 때, 두 이미지 사이의 매핑된 특징점을 계산된 호모그래피에 의해 변환시켜 변환된 특징점 사이의 거리  $d(\cdot)$ 를 계산(유클리디안 거리)하여 그 크기가 작을수록 오차율( $\epsilon$ )이 적고 정확한 호모그래피라고 할 수 있다.

$$\sum_i d(x'_i, Hx_i)^2 + d(x_i, H^{-1}x'_i)^2 = \epsilon < \theta_\epsilon \quad (2)$$

#### 2.2 RANSAC

RANSAC 알고리즘은 데이터 집합이 참정보(Inlier)를 포함하고 있고, 데이터의 일부 집합이 수학적 모델 인자들로 표현 가능하며 해당 모델에 맞지 않는 거짓정보(Outlier)들이 데이터 집합에 포함되어 있다고 할 때, 반복적인 작업으로 수학적 모델의 인자들을 예측하는 기법이며, 호모그래피를 추정할 때 사용할 수 있다[7-8]. 두 이미지 사이의 호모그래피를 추정하기 위해 RANSAC 알고리즘을 이용하여 전체의 특징점 후보들 중에서 호모그래피를 추정하는데 반드시 필요한 최소한의 특징점을 랜덤하게 샘플링하고 계산하는 반복적인 과정을 통해 최적의 특징점을 구한다. 호모그래피를 추정하기 위해 사용되는 RANSAC 알고리즘의 수행 순서는 Fig. 2와 같다.

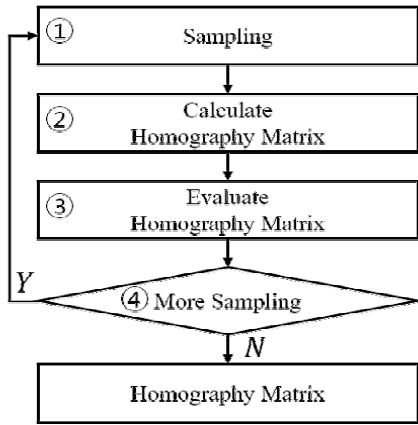


Fig. 2. RANSAC Sequence for Homography

과정 ①에서는 전체 특징점 후보들로부터 랜덤으로  $n$ 개의 특징점을 샘플링 한다.  $n$ 은 호모그래피를 만드는데 반드시 필요한 특징점의 개수이며, 최소 4개의 특징점이 필요하다. 과정 ②에서는 샘플링 된 특징점 쌍을 Inlier로 가정하고 호모그래피를 추정한다. 과정 ③에서는 Equation (2)의 Symmetric Transfer Error를 구하여 임계값  $\theta_\epsilon$ 보다 작은 경우를 Inlier로 평가한다. 이후 과정 ④에서 Equation (3)을 통해 RANSAC의 반복 횟수를 구한다.

$$K = \lceil \log(1 - p) / [\log(1 - w^s)] \rceil \quad (3)$$

전체 데이터 집합에서 특징점을  $s$ 개 만큼 선택 했을 때  $p$ 의 확률로 참정보만 들어있게 하기 위해서는 최소  $K$ 번의 샘플링을 수행해야 된다는 것을 의미한다. 이때  $w$ 는 전체 데이터 집합에서 참정보의 비율을 나타낸다.

만약 호모그래피를 추정하기 위해 특징점을 선택하는 과정에서 특징점의 수가 많거나 잘못된 매칭되는 특징점이 있는 경우 ①~③번 과정의 반복 횟수가 증가한다.

### 2.3 CS-RANSAC

RANSAC 알고리즘의 샘플링 단계에서는 랜덤으로 특징점들을 선택 하게 되는데, 선택된 특징점이 선형을 이루는 경우, 또는 특정 영역에 군집을 이루는 경우 부정확한 호모그래피가 추정될 확률이 높다. 이와 같이 특징점들의 분포에 따라 RANSAC 알고리즘의 효율이 저하되는 경우 제약 만족 문제(Constraint Satisfaction Problem)[14]를 적용하여 배제할 수 있다[9-10].

CS-RANSAC 알고리즘은 Fig. 3과 같이 이미지를  $N \times N$ 의 단위격자로 나눈다. 이후 Fig. 4와 같이 하나의 특징점에 대해 같은 행, 열, 대각선에서 하나의 단위격자 안의 특징점만을 선택하는 선형제약조건과 행·열 방향 근처 2개 이내, 대각성 방향 1개 이내의 단위격자 안의 특징점은 선택하지 않는 거리제약조건을 갖는다. CS-RANSAC알고리즘은 이와 같은 제약 조건을 적용하여 특징점의 분포가 선형을 이루는 경우와 특정 영역 군집형하는 경우를 피한다. 이를 통해

CS-RANSAC알고리즘은 기존의 RANSAC알고리즘에 비해 수행시간과 정확도에 향상된 성능을 보인다.

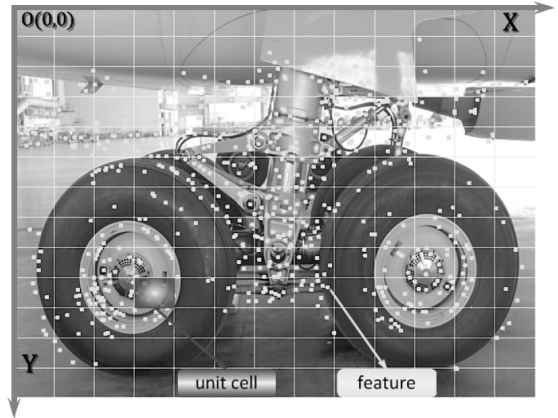


Fig. 3. Feature and Unit Cell

그러나 샘플링 방법이 랜덤이기 때문에 정확도가 낮은 호모그래피를 추정 할 수 있는 특징점들이 샘플링 단계에서 다시 선택되는 경우가 있다. 이와 같은 경우 불필요한 연산을 하게 되어 알고리즘의 수행시간이 증가함에 따라 결과적으로는 알고리즘의 효율성이 저하된다.

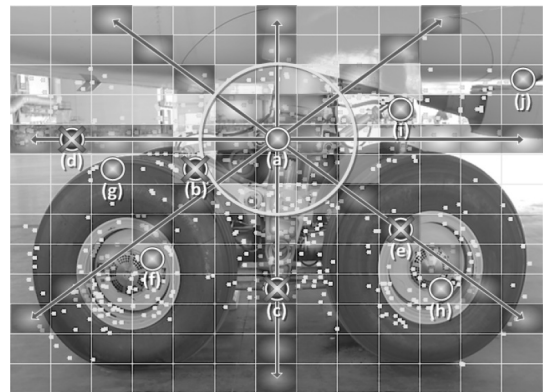


Fig. 4. Feature Sampling Constraint of CS-RANSAC[10] (\* 저작권자의 허락을 받은 사진임)

## 3. 효과적인 평면 호모그래피 추정을 위한 CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법

본 논문에서는 제안하는 특징점 필터링 방법은 기존의 CS-RANSAC 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해 Fig. 5의 과정 ①과 같이 Symmetric Transfer Error를 이용한 특징점 필터링 단계를 추가하였다.

샘플링 단계에서 선택된 특징점들을 이용하여 호모그래피를 계산하기 위해서는 Equation (2)의 Symmetric Transfer Error를 계산하고 그 값이 임계치( $\theta_\epsilon$ )를 넘어가지 않은 경우를 호모그래피를 추정하는데 좋은 특징점으로 판단한다.

호모그래피는 이와 같은 과정을 반복하여 정확한 호모그래피를 판단한다.

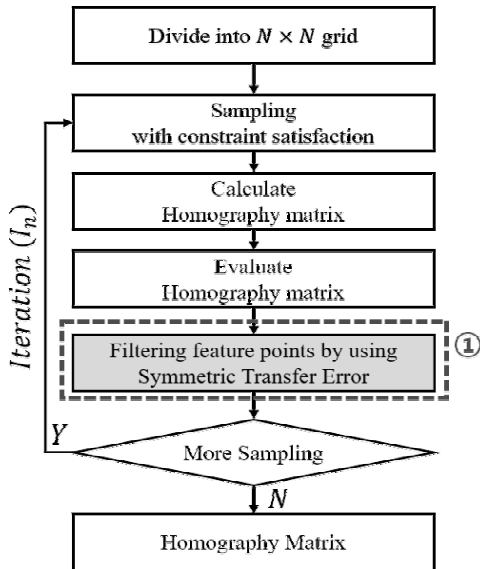


Fig. 5. Sequence of Proposed Algorithm

Fig. 6은  $X_i$ 와  $Y_i$ 가 두 이미지에서의 서로 대응되는 점 일 때  $X_i$ 와  $Y_i$  그리고  $X'_i$ 와  $Y'_i$ 간의 거리를 각각 계산하여 합한 결과를 Symmetric Transfer Error로 한다. 만약 좌측의 이미지에서  $X_i$ 와  $Y_i$ 가 임계치( $\theta_c$ )보다 낮을 경우 즉 호모그래피를 추정하는데 좋은 특징점일 경우  $X_i$ 를 대표 특징점으로 선택한다. 마찬가지로 우측의 이미지에서도 대표 특징점을 구한다.

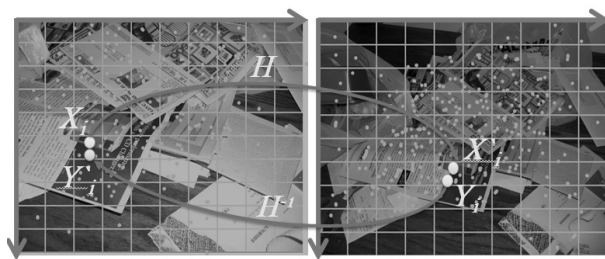


Fig. 6. Symmetric Transfer Error

앞에서 구한 대표 특징점은 현재 단계( $I_n$ )의 호모그래피 계산 단계에서  $\epsilon$ 가 충분히 작게 계산되었기 때문에 다음 샘플링 단계( $I_{n+1}$ )에서 해당 특징점이 선택이 되어도 여전히 좋은 호모그래피를 추정 할 수 있는 특징점이다.

본 논문에서 제안하는 특징점 필터링 방법(Fig. 5의 과정 ①)은 Fig. 7과 같이 대표 특징점이 있는 단위격자에서 대표 특징점만 남기고 다른 특징점은 삭제하여 호모그래피를 구하는데 걸리는 처리시간을 효과적으로 줄이는 것이다. 이렇게 제거된 다른 특징점들은 다음 샘플링 단계에서 선택되지

못하게 한다. 이를 통해 결과적으로 탐색범위가 줄어들게 되고 호모그래피를 추정하기에 좋은 특징점 만을 선택하게 되므로 알고리즘의 효율은 증가한다.

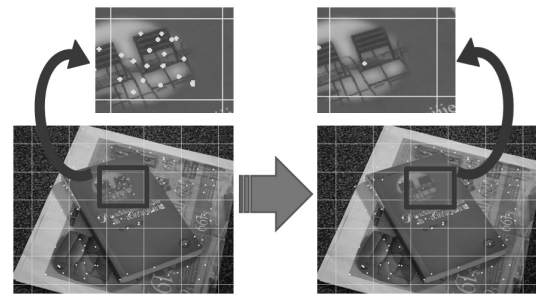


Fig. 7. Representative Feature Point of Unit Cell

#### 4. 실험 및 분석

##### 4.1 실험 데이터 및 평가방법

제안하는 방법의 성능 평가를 위해 데이터 셋은 UKBench Dataset[15]을 사용하였다. UKBench Dataset은 기존의 CS-RANSAC알고리즘을 위한 실험 데이터셋으로 사용되었다. 또한 기존의 연구를 통해 SURF 특징점의 분포에 따라 Fig. 8과 같이 여러 이미지 그룹으로 나눌 수 있었다[9].

본 논문에서는 실험을 위해 Symmetric Transfer Error를 위한 임계치( $\theta_c$ )를 6으로 고정하였다. 본 논문에서는 제안하는 알고리즘을 분석하기 위한 방법으로 기존의 알고리즘과의 비교 실험을 진행하였기 때문에 임계치는 실험 결과에 큰 영향을 주지 않으므로 충분히 낮은 수로 고정하고 실험하였다.

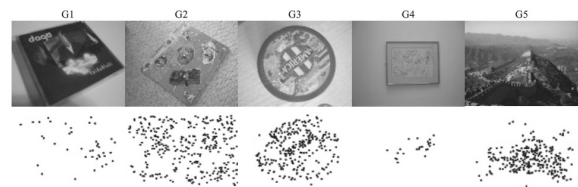


Fig. 8. Five Image Groups According to Feature point Distribution

특징점의 분포에 따라 나누어진 그룹은 Fig. 8과 같이 5개로 나누어지며, 각 그룹에 대한 설명은 다음과 같다.

- G1 : 이미지 전체에 드물게 분포
- G2 : 이미지 전체에 많이 분포
- G3 : 이미지 중앙에 많이 분포
- G4 : 이미지 특정 영역에 드물게 분포
- G5 : 이미지 특정 영역에 많이 분포

본 논문에서는 5개의 이미지 그룹에 대하여 RANSAC 알고리즘, CS-RANSAC 알고리즘, 제안하는 방법이 적용된 알고리즘을 비교하였다. 비교 기준으로 알고리즘의 수행시

간(Time)과 오차율(Symmetric Transfer Error), 추정된 호모그래피의 참정보 포함 비율(Inlier Rate)을 이용하였다. 단위격자의 크기는 논문 [9]를 참고하여 4개의 알고리즘 전부 최적의 결과 값을 갖는 17×17로 하였다.

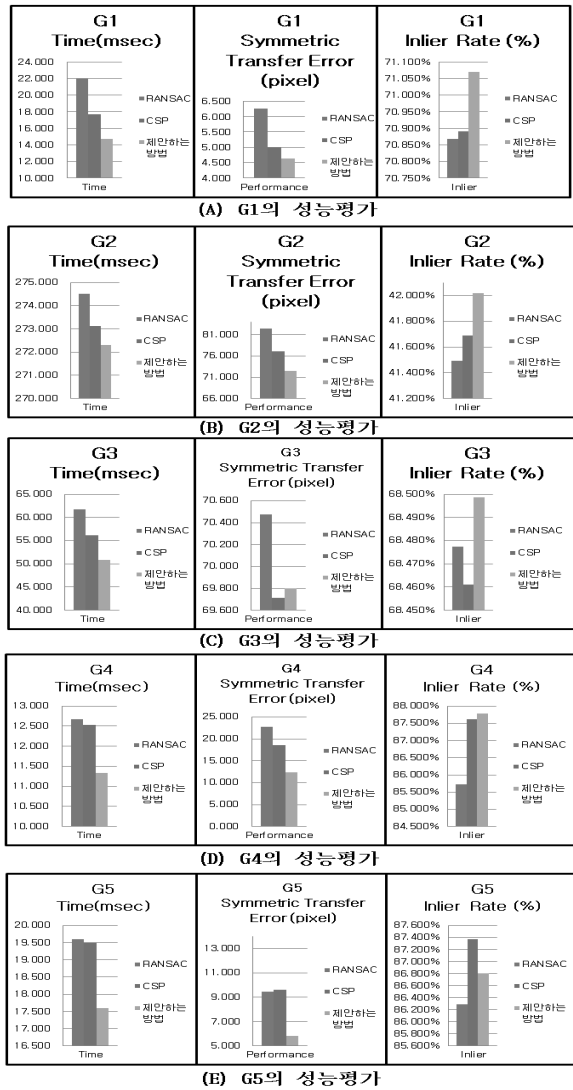


Fig. 9. Performance Graph of Each Group

4.2 성능 비교 및 평가

성능비교는 5개의 이미지 그룹에 대하여 RANSAC 알고리즘(RANSAC), CS-RANSAC 알고리즘(CS-RANSAC), 제안하는 알고리즘을 동일한 환경에서 각 그룹의 이미지 10쌍으로 100회씩 알고리즘을 수행하여 얻은 결과의 평균을 Fig. 9와 같이 비교하였다. 특히 Fig. 9의 그룹별 그래프마다 세로축의 최소값과 최대값이 동일하지 않은 이유는 모든 실험 결과를 고정된 크기의 세로축으로 보여줄 경우 전체 그룹간의 성능비교가 쉬워지지만 각 그룹마다 수행한 알고리즘간의 성능을 그래프로 그려 비교하기 어렵기 때문이다. 또한 수행시간은 컴퓨터의 프로세스 상태에 따라 뒤집어 질 수 있지만 많은 수의 실험 데이터를 이용하여 여러 번 반복

한 후 평균을 내었기 때문에 그림9(b)의 2 msec라도 의미 있는 차이라고 볼 수 있다.

제안하는 방법을 적용한 알고리즘의 수행속도, 오차율, 참정보를 포함하는 비율이 RANSAC 알고리즘과 CS-RANSAC 알고리즘보다 좋은 것을 볼 수 있다. Fig. 9A는 특징점이 이미지 전체에 드물게 분포되어있는 그룹에 대한 결과를 보여준다. 수행시간과 오차율, 참정보 포함비율이 제안하는 방법이 다른 알고리즘보다 좋은 것을 확인할 수 있으며, Fig. 9B와 Fig. 9D도 마찬가지로 좋은 결과를 보여주고 있다. 하지만 다른 그룹들의 오차율과는 다르게 Fig. 9C는 기존 CS-RANSAC보다 0.1픽셀 높은 오차율을 보이는데 그 이유는 특징점이 몰려있는 가운데 부분에서 단위격자 안의 대표 특징점을 선택하기 위해 그 이외의 많은 수의 특징점들이 배제되었기 때문이다. 이는 만약 같은 단위격자 내에 대표 특징점보다 더 좋은 특징점이 있다고 할지라도 처리 시간 향상을 위해 제외 되는 단점이 있다.

Fig. 9E의 경우 참정보 포함비율이 CS-RANSAC보다 낮는데 Fig. 9C와 같이 특징점이 많이 몰려있는 그룹에서 대표특징점이 잘못 선택되었기 때문이다. 특징점이 몰려있는 이미지 그룹 G3와 G5에 대해서는 새로운 형태의 제약조건이 필요하다고 판단된다.

각각의 이미지 그룹에 대한 실험 결과 약 1%에서 20%까지 평균 5%의 속도향상을 보였고, 오차율은 약 1%에서 65%까지 평균 14%의 줄어들었다. 결과적으로 오차율이 줄어들면서 정확도가 높은 호모그래피를 추정할 수 있게 되었다. 분석 결과 샘플링 단계에서 선택할 수 있는 특징점의 수를 이 논문에서 제안한 필터링 단계에서 많이 줄였기 때문에 결과가 더 빠르고 더 정확하게 나오는 것을 확인할 수 있었다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 Symmetric Transfer Error를 이용하여 호모그래피를 추정하기 좋은 특징점만을 남기고 다른 특징점들을 제거해 샘플링 범위를 줄이는 방법으로 CS-RANSAC 알고리즘의 효율성을 향상시키는 방법을 제안 하였다. 각각의 이미지 그룹은 특징점의 분포가 다른 그룹이고 각각의 이미지 그룹에 대해 제안하는 CS-RANSAC 알고리즘보다 효율성이 좋지만 특징점이 이미지의 중앙에 많이 분포되어있는 이미지 그룹에 대해서는 다른 알고리즘에 비해 처리시간이 늦어졌다. 그 이유는 중앙에 있는 단위격자 안에 있는 많은 수의 특징점들로 부터 대표 특징점만 남기고 다른 특징점을 제거하는 과정에서 생기는 오버헤드라고 볼 수 있다. 또한 CS-RANSAC 알고리즘의 제약조건에 의해 좋은 호모그래피를 추정할 수 있는 특징점이 배제되어 발생하는 문제라고 볼 수 있다. 향후 대표 특징점만 남기고 다른 특징점을 지우는 과정에서 생기는 오버헤드를 줄이고 각각의 이미지 그룹에 맞는 동적인 제약조건을 만드는 연구를 할 예정이다.

**References**

[1] R. T. Azuma, "A survey of augmented reality," *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, Vol.6, pp.355-385, 1997.

[2] Z. Feng, H. B. -L. Duh, and M. Billinghurst, "Trends in augmented reality tracking, interaction and display: A review of ten years of ISMAR," *Proceedings of International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp.193-202, 2008.

[3] P. Sturm, "Algorithms for plane-based pose estimation," *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.706-711, 2000.

[4] 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.

[5] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.110, No.3, pp.346-359, 2008.

[6] 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, pp.381-395, 1981.

[7] RANSAC [Internet], <http://en.wikipedia.org/wiki/RANSAC>, 2015.

[8] O. Chum, J. Matas, and J. Kittler, "Locally Optimized RANSAC," in *Proceedings of Deutsche Arbeitsgemeinschaft für Mustererkennung*, Germany, 2003.

[9] 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.

[10] C. H. Jang, K. S. Lee, and G. S. Jo, "CSP Driven RANSAC Algorithm for Improving Accuracy of Planar Homography," *Journal of Korean Institute of Information Science and Engineers*, Vol.39, No.11, pp.876-888, 2012.

[11] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in computer vision," 2nd ed., Cambridge University Press, 2000.

[12] A. Criminisi, I. Reid, and A. Zisserman, "A Plane Measuring Device," *Image and Vision Computing*, Vol.17, pp.625-634, 1999.

[13] Q. Wang, J. Mooser, S. You, and U. Neumann, "Augmented exhibitions using natural features," *Int. J. Virtual Reality*, Vol.7, No.4, pp.1-8, 2008.

[14] S. J. Russell and P. Norving, "Artificial Intelligence: A Modern Approach," 3rd ed., Pearson, 2009.

[15] UKbench dataset(Center for Visualization&Virtual Environments) [Internet], <http://vis.uky.edu/~stewe/ukbench/>.



**김 대 우**

e-mail : muwoo85050@hotmail.com

2010년 인하공업전문대학 컴퓨터시스템과 (전문학사)

2011년 평생교육진흥원 컴퓨터공학전공 (학사)

현 재 인하대학교 컴퓨터정보공학과 석사

관심분야 : Constraint Satisfaction Problems, Augmented Reality, Virtual Reality



**윤 의 녕**

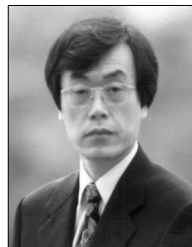
e-mail : entymos@hotmail.com

2013년 인하대학교 컴퓨터정보공학과(학사)

2015년 인하대학교 컴퓨터정보공학과(석사)

2015년~현 재 인하대학교 컴퓨터정보공학과 박사과정

관심분야 : Interactive Video, Augmented Reality, Deep Learning, Semantic Web



**조 근 식**

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 컴퓨터정보공학과 교수

관심분야 : AI, Semantic Web, Intelligence Agent System