

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

김대우*, 윤의녕*, 조근식**

*인하대학교 컴퓨터정보공학과

**인하대학교 컴퓨터정보공학부

e-mail:{muwoo, entymos}@hotmail.com, gsjo@inha.ac.kr

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

Dae-Woo Kim*, Ui-Nyoung Yoon*, Geun-Sik Jo**

*Dept of Computer Science & Information Engineering, Inha University

**School of Computer Science & Information Engineering, Inha University

요 약

RANSAC 알고리즘은 컴퓨터 비전 분야에서 호모그래피 행렬을 추정하는데 많이 사용되고 있다. CS-RANSAC 알고리즘은 RANSAC 알고리즘에 제약조건을 설정하여 정확도를 높인 알고리즘이지만 샘플링 단계에서 정확한 호모그래피를 추정하는데 불필요한 특징점을 선택하여 알고리즘의 효율성을 저하시키는 경우가 있다. 따라서 본 논문에서는 Symmetric Transfer Error로 특징점이 참정보인지 평가하고 불필요한 특징점을 필터링하여 CS-RANSAC 알고리즘의 속도와 정확도를 증가시키는 방법을 제안한다. 실험은 제안하는 알고리즘의 수행시간과 오차율을 비교하였고, 실험 결과 본 논문에서 제안한 방법이 기존 CS-RANSAC 알고리즘보다 수행시간이 평균적으로 약 5% 단축되었고 정확도는 약 14% 향상 되었다.

1. 서론

컴퓨터 비전 분야에서 입력된 영상을 이용해 카메라의 방향을 인지하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 카메라의 방향에 따라 같은 물체도 전혀 다른 물체로 인식하기 때문에 카메라의 방향을 인지하는 것은 중요한 사항이다.

카메라의 방향을 인지하기 위해 사용되는 방법 중 하나인 호모그래피(Homography)는 RANSAC 알고리즘을 사용하여 추정 할 수 있다. 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 기법이다[1,2].

RANSAC 알고리즘은 SURF[3]로 추출된 특징점들 중에서 선택된 특징점에 따라 수행시간과 정확도가 결정된다. 그러나 좋은 호모그래피를 추정하는데 선형 특징점과 군집형 특징점이 잘못된 호모그래피를 추정하게 하는 문제가 되고, 이러한 선형 특징점과 군집형 특징점을 피하기 위해 RANSAC 알고리즘의 샘플링 과정에 제약 만족 문제(Constraint Satisfaction Problem)를 적용한 CS-RANSAC 알고리즘이 연구 되었다[4,5].

CS-RANSAC 알고리즘은 샘플링 과정에서 RANSAC 알고리즘과 동일하게 SURF로 추출된 특징점을 랜덤 샘플

링을 한다. 그러나 특징점들 중에는 좋은 호모그래피를 추정하는데 좋지 않은 특징점이 있을 수 있는데, 좋지 않은 특징점을 샘플링 했을 경우 불필요한 연산을 하게 되어 알고리즘의 효율성이 저하된다.

본 논문에서는 효율적인 호모그래피 추정을 위하여 CS-RANSAC 알고리즘에 대한 특징점 필터링 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 호모그래피를 구하기 위한 CS-RANSAC 알고리즘의 비효율성(잘못 매칭된 특징점을 다시 선택하여 불필요한 연산을 하는 경우 알고리즘의 효율성이 저하됨)을 개선하기 위해 호모그래피 평가 과정에서 Symmetric Transfer Error를 구하고 그 값을 이용하여 CS-RANSAC 알고리즘의 샘플링 과정에서 좋지 않은 특징점들을 제거하는 기법을 사용한다.

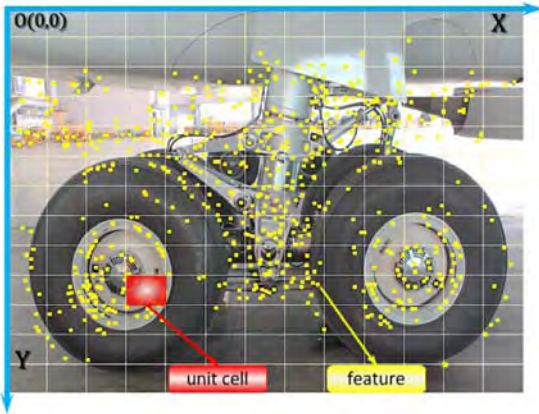
본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 관련연구를 기술하고, 3장에서는 CS-RANSAC 알고리즘 기반의 특징점 필터링 방법을 기술한다. 4장에서는 제안된 방법에 대한 실험결과를 다루고, 마지막으로 5장에서는 결론을 도출한다.

2. 관련연구

RANSAC 알고리즘은 구하고자하는 모델을 계산하는데에 필요한 최소의 데이터를 랜덤 샘플링하여 모델을 계산하고, 남은 데이터에 의하여 그 모델을 평가하는 방법으

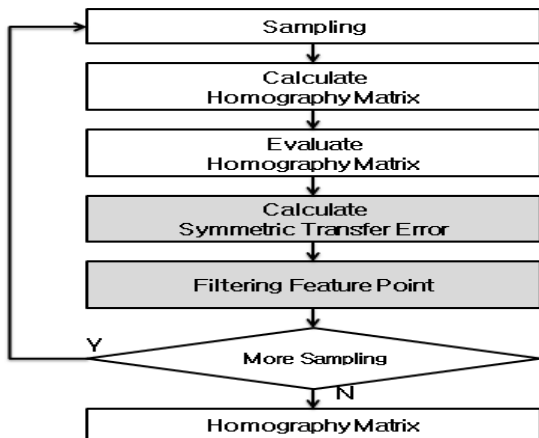
로써 충분한 횟수만큼 반복하여 가장 높은 모델을 구하는 방법이다[1,2].

RANSAC 알고리즘의 샘플링 단계에서는 랜덤 샘플링으로 임의의 특징점을 선택 하게 된다. 선택되는 특징점 중에는 선형 특징점과 특정영역에 군집을 이루는 특징점이 있다. 골고루 분포된 특징점을 선택할 경우에는 정확한 호모그래피가 추정되는데 특징점이 선형을 이루거나 특정 영역에 군집되어있는 경우는 부정확한 호모그래피가 추정될 수 있다[4,5].



(그림 1) 특징점과 단위격자

이는 알고리즘의 효율을 저하시키는 경우로써 제약 만족 문제를 적용하여 배제한다. CS-RANSAC 알고리즘은 이미지를 N×N의 (그림 1)과 같은 단위격자로 나눈 뒤 하나의 특징점에 대해 근처 2개 이내의 단위격자와 같은 열, 행의 단위격자를 피해 특징점을 랜덤 선택하도록 하여 선형 모델과 특정 영역 군집형 모델을 배제한다. 그러나 단위격자 안에는 특징점이 두 개 이상 존재할 수 있고, 샘플링 방법이 랜덤이기 때문에 최적의 호모그래피를 추정하는데에 좋지 않은 특징점을 선택하는 경우가 있다. 그 경우 불필요한 연산을 하게 되고 알고리즘의 수행시간이 증가함에 따라 결과적으로는 알고리즘의 효율성이 저하된다.

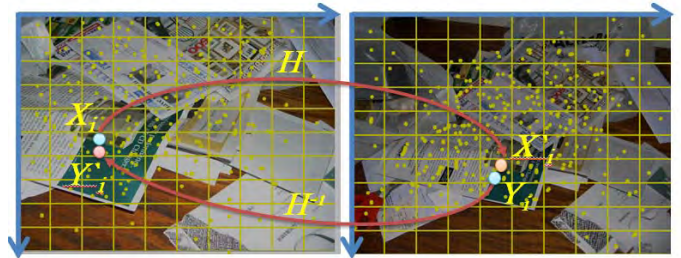


(그림 2) 제안하는 방법이 추가된 알고리즘의 순서도

3. CS-RANSAC 기반의 특징점 필터링 방법

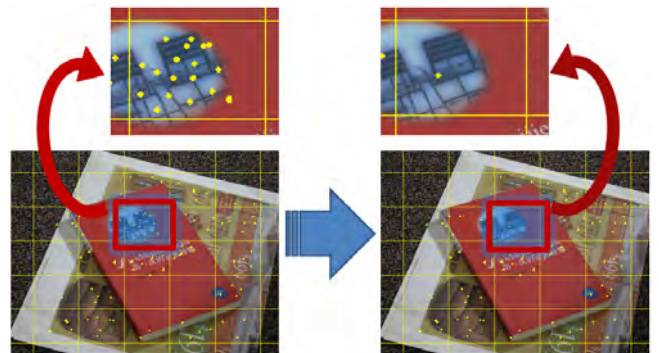
본 논문에서는 최적의 호모그래피를 추정하는데에 좋지 않은 특징점을 다시 샘플링 할 경우를 피하고 호모그래피의 정확도와 알고리즘의 속도 향상을 위해 CS-RANSAC 알고리즘의 호모그래피 평가단계에서 적용할 특징점 필터링 방법을 제안한다. (그림 2)는 기존의 CS-RANSAC 알고리즘에 제안하는 방법이 추가된 알고리즘의 순서도이다. CS-RANSAC 알고리즘의 샘플링 단계에서는 호모그래피 추정을 위하여 임의의 특징점 4개를 선택한다. 이 특징점 4개는 제약조건에 따라 선택된 4개의 특징점이다. 이 특징점 4개는 호모그래피를 추정 하고, 호모그래피 평가가 끝나면 각각의 특징점 4개에 대해 다음 식과 같은 Symmetric Transfer Error[6]를 계산한다(그림 3).

$$E = Distance(X_i, X'_i)^2 + Distance(Y_i, Y'_i)^2$$



(그림 3) Symmetric Transfer Error

샘플링 단계에서 선택했던 임의의 특징점 4개에 대하여 각각의 Symmetric Transfer Error를 구하고 그 값들이 임계치를 넘어가지 않으면 그 특징점은 호모그래피를 추정하는데에 좋은 특징점으로 판단한다. 호모그래피를 추정하기 좋은 특징점은 자신이 속해 있는 단위격자의 대표 특징점으로 선택된다.



(그림 4) 단위격자의 대표 특징점

이 대표 특징점은 호모그래피 평가 단계에서 Symmetric Transfer Error가 작기 때문에 다음 샘플링 단계에서 선택이 되어도 좋은 호모그래피를 추정 할 수 있는 특징점이다. 따라서 대표 특징점이 있는 그리드 셀은

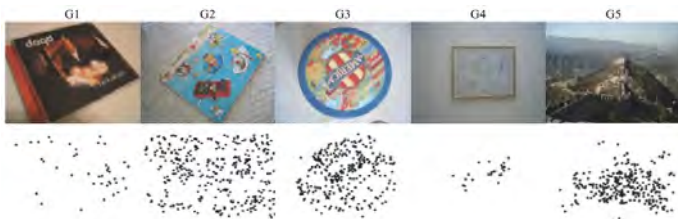
대표 특징점만 남기고 다른 특징점은 삭제하여 샘플링 단계에서 선택되지 못하게 한다(그림 4). 이로써 탐색범위가 줄어들게 되고 호모그래피를 추정하기에 좋은 특징점만을 선택하게 되므로 알고리즘의 효율은 증가한다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 제안하는 방법을 적용한 알고리즘의 검증과 성능평가를 위해 총 2가지 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 RANSAC, CS-RANSAC, 제안하는 방법 3가지 알고리즘의 수행시간, 호모그래피 결과의 오차율, 참정보를 포함하는 비율을 측정 및 비교한다. 두 번째 실험은 이미지를 나눈 단위격자의 수(N×N)를 변화시키며 제안하는 방법을 적용한 알고리즘을 평가한다.

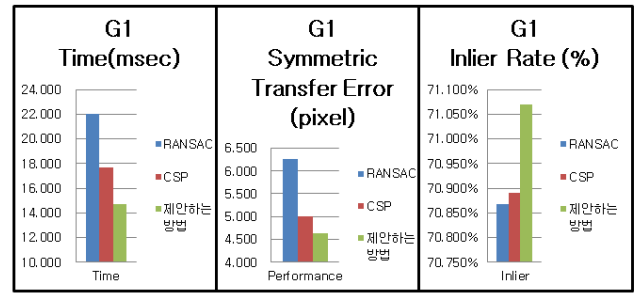
4.1 CS-RANSAC기반의 특징점 필터링 방법의 성능 평가

RANSAC, CS-RANSAC, 제안하는 방법의 3가지 알고리즘의 성능 측정 및 비교를 하기 위한 이미지(640×480)는 UKbench dataset[7]의 이미지들 중 특징점의 분포에 따라 5개의 그룹[4]으로 나누고(그림 5) 각 그룹마다 3쌍의 이미지를 적용하여 각각의 알고리즘을 100번 반복수행하여 수행시간과 오차율, 참정보 비율의 평균을 비교하였다. 오차율은 Symmetric Transfer Error 방법을 이용하여 측정하였다. 이때 제안하는 방법의 Symmetric Transfer Error 임계치 값은 간단한 실험을 통해 값이 6 일 때 가장 좋은 결과를 내었으므로 6으로 설정하였다.

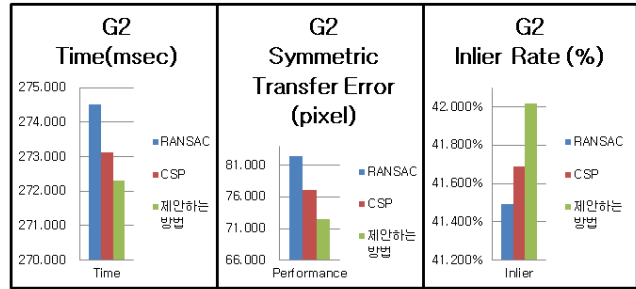


(그림 5) 특징점 분포에 따른 이미지 그룹 (G1:전체적으로 적게 분포; G2:전체적으로 많이 분포; G3:중앙에 많이 분포; G4:특정 영역에 적게 분포; G5:특정 영역에 많이 분포)

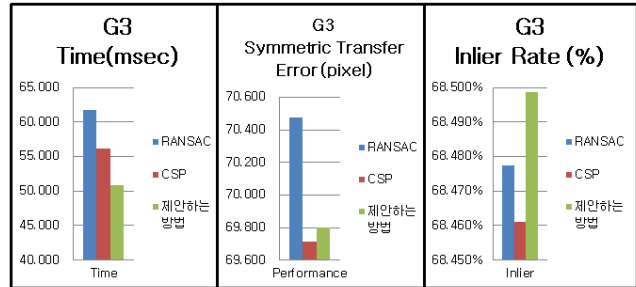
(그림 6)과 같이 제안하는 알고리즘의 수행속도, 오차율, 참 정보를 포함하는 비율이 RANSAC 알고리즘과 CS-RANSAC 알고리즘보다 좋은 것을 볼 수 있다. 각각의 이미지 그룹에 따라 다른 결과를 보이지만 약 1%에서 20%까지의 속도향상을 하였고, 오차율은 약 1%에서 65%까지의 성능 향상을 보였다. 샘플링 단계에서 선택할 수 있는 범위를 호모그래피 평가단계에서 많이 줄였기 때문에 결과가 더 빠르고 더 정확하게 나오는 것을 확인하였다.



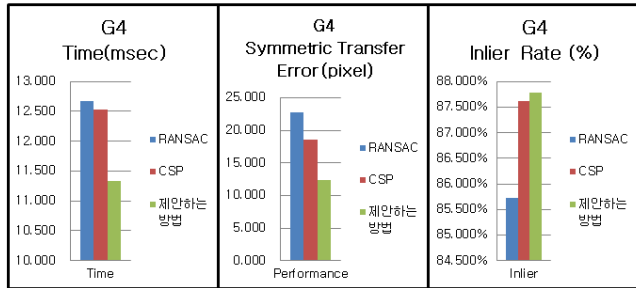
(A) G1의 성능평가



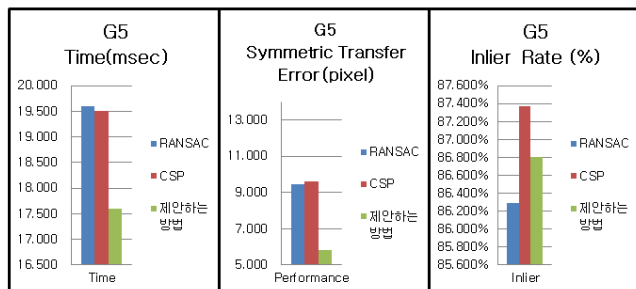
(B) G2의 성능평가



(C) G3의 성능평가



(D) G4의 성능평가



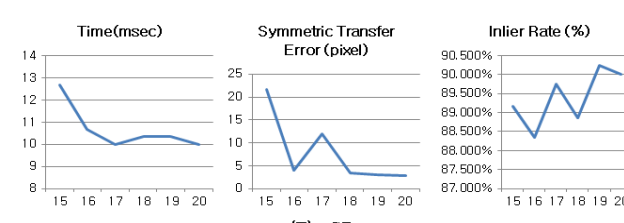
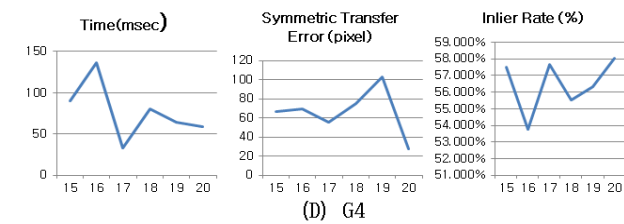
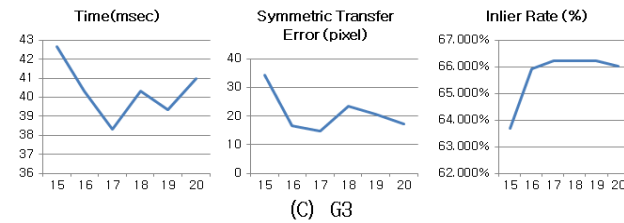
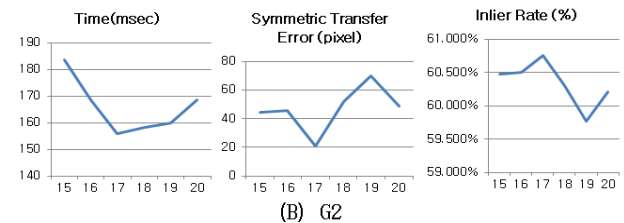
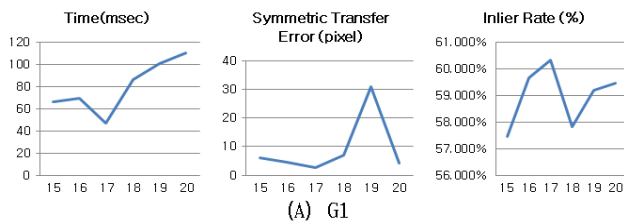
(E) G5의 성능평가

(그림 6) 각 그룹의 성능평가 그래프

4.2 그리드 수에 따른 CS-RANSAC기반의 특징점 필터링 방법의 성능 평가

CS-RANSAC 알고리즘은 각각의 이미지 그룹에 대해서 그리드의 수에 따라 다른 결과를 보인다[4]. 단위격자

의 수가 17×17인 경우가 이미지의 크기(640×480)에 가장 좋은 결과를 보였기 때문에 17×17과 그 근처의 수(15~20)들로 실험을 진행 하였다. 알고리즘의 수행시간, 오차율, 참정보 포함 비율은 이전 실험과 계산방식이 똑같고 각각 100번씩 반복 실행하여 단위격자의 수만 바뀌가며 실험하였다. 실험결과는 (그림 7)과 같이 이미지 그룹에 따라 다르지만 대체적으로 17×17에서 가장 좋은 결과를 보이는 것을 확인하였다. 이는 단위격자의 크기(17×17)가 이미지의 크기(640×480)에 최적화 되어있다는 것을 보여 준다.



(그림 7) 각 그룹에 대한 단위격자 수에 따른 성능 변화

5. 결론

본 논문에서는 Symmetric Transfer Error를 이용하여 호모그래피를 추정하기 좋은 특징점만을 남기고 다른 특

징점들을 제거해 샘플링 범위를 줄이는 방법으로 CS-RANSAC 알고리즘의 효율성을 향상시켰다. 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 수행시간이 조금 더 걸린다. 이것은 특징점이 많아 대표 특징점만 남기고 다른 특징점을 지우는 과정에서 생기는 오버헤드라고 볼 수 있고 CS-RANSAC 알고리즘의 제약조건에 맞는 특징점을 찾지 못해 생기는 문제라고 볼 수 있다. 또한 단위격자의 수에 따라 제안하는 방법이 다른 결과를 보이지만 대체적으로 17×17에서 가장 좋은 결과를 보이는 것이 확인되었다. 따라서 향후 연구에서는 대표 특징점만 남기고 다른 특징점을 지우는 과정에서 생기는 오버헤드를 줄이고 각각의 이미지 그룹에 맞는 제약조건을 만드는 연구가 필요하다.

Acknowledgement

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

참고문헌

[1] 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.
 [2] RANSAC, <http://en.wikipedia.org/wiki/RANSAC>, 2015.
 [3] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, L. V., "SURF: Speeded Up Robust Features," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 110, No. 3, pp. 346-359, 2008.
 [4] 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), 2015.
 [5] 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 (2012), 876-888.
 [6] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in computer vision", Cambridge University Press, Second Edition, 2000.
 [7] UKbench dataset(Center for Visualization&Virtual Environments): <http://vis.uky.edu/~stewe/ukbench/>, 2015.