

## 잡음에 강인한 특징점 정합 기법

\*정현조 \*\*유지상

광운대학교

\*guswh7905@kw.ac.kr, \*\*jsyoo@kw.ac.kr

## Feature Matching Algorithm Robust To Noise

\*Jung, Hyunjo \*\*Yoo, Jisang

Kwangwoon University

## 요약

본 논문에서는 FAST(Features from Accelerated Segment Test) 특징점 검출기와 SURF 특징점 표현자(descriptor)를 수정하고 조합하여 영상의 왜곡에 강인하면서 정합을 수행할 수 있는 새로운 특징점 정합 기법을 제안한다. 스케일 공간을 생성하여 스케일 변화를 고려하고 잡음에 강인하기 위해 영상에서 특징점 후보군을 결정한다. 기존의 FAST는 에지 부분에서 특징점을 많이 검출하게 되는데 이러한 단점을 주곡률(principal curvatures)을 적용하여 개선하고자 한다. 또한 영상의 회전 변화에 강인하기 위해 SURF 특징점 표현자를 사용한다. 제안하는 정합 기법은 적은 계산량으로 기존의 특징점 정합 기법보다 우수한 성능을 나타낸다. 특별히 잡음이 존재하는 영상에서의 정합에 강인함을 보여준다.

## Abstract

In this paper, we propose a new feature matching algorithm by modifying and combining the FAST(Features from Accelerated Segment Test) feature detector and SURF feature descriptor which is robust to the distortion of the given image. Scale space is generated to consider the variation of the scale and determine the candidate of features in the image robust to the noise. The original FAST algorithm results in many feature points along edges. To solve this problem, we apply the principal curvatures for refining it. We also use SURF descriptor to make it robust against the variations in the image by rotation. Through the experiments, it is shown that the proposed algorithm has better performance than the conventional feature matching algorithms even though it has much less computational load. Especially, it shows a strength for noisy images.

Key words : Interest points, Candidate, Noise

## I. 서론

컴퓨터 비전 분야에서 영상의 특징점 정합 기술은 움직임 검출, 얼굴 인식, 3D 이미지 복원, 파노라마 스티칭, 물체 인식, 스테레오 유사도 측정 등의 분야에서 널리 사용되는 기술이다. 특징점 정합 기술의 성능은 영상에서 정확한 특징점을 검출하고 각 특징점마다 구별되는 표현자를 생성하는 것에 달려있다.

초기의 특징점 검출 방법인 해리스(Harris) 코너 검출기는 헤이시안(Hessian) 행렬의 고유값을 이용하여 영상의 특징점을 찾는 방법으로 영상의 스케일 변화에 취약한 약점을 가지고 있다[4]. Lindeberg가 제안한 가우시안 2차 미분 검출기(Laplacian of Gaussian)는 스케일 공간에서 라플라시안의 극대점을 얻어내는 방법으로 스케일 변화에 강인한 특징을 가지고 있다[1]. Lowe는 가우시안 미분 검출기를(Laplacian of Gaussian)를 가우시안 차분 검출기(Difference of

Gaussian)로 근사하여 영상의 특징점을 검출하고, 특징점 주변의 기울기(gradient) 방향의 히스토그램으로 특징점을 표현하여 영상 정합을 수행하는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 기법을 제안하였다[1]. Mikolajczyk는 해리스 코너 검출기를 수정하여 라플라시안 기반의 스케일 변화를 고려한 특징점을 검출하고, SIFT 특징점 표현자를 수정한 GLOH(Gradient Location and Orientation Histogram)로 표현자를 생성하여 영상 정합을 수행하는 기법을 제안하였다[2,3]. Bay는 계산량을 감소시키면서 우수한 정합 성능을 나타내는 SURF(Speeded Up Robust Feature) 기법을 제안하였다[6]. SURF는 헤이시안 행렬의 극대점을 사용해 특징점을 검출하고, Haar 응답으로 특징점 표현자를 생성하여 영상 정합을 수행하는데, 적분 영상 기법을 사용하여 계산량을 상당량 감소시켰다[7]. SIFT나 SURF 기법은 영상의 조명 변화나 왜곡 등에 강인한 영상 정합 기법으로 알려져 있지만

많은 계산량으로 인해 실시간으로 사용될 수 없는 문제점이 있다. 최근에는 단순한 화소 값의 비교로 특징점을 검출하는 FAST(Features from Accelerated Segment Test) 기법이 실시간 영상 정합을 위해서 많이 사용된다[5]. 하지만 FAST의 단순한 화소 값 비교를 통한 특징점 검출은 영상의 잡음에 민감하다는 문제가 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 FAST 특징점 검출기와 SURF 특징점 표현자를 수정하고 조합하여 잡음에 강인한 영상 정합 기법을 제안한다. 스케일 공간을 생성하여 스케일 변화를 고려하였고 잡음에 강인하기 위하여 영상에서 각 화소마다 기울기 값을 구해 일정한 문턱치 이상의 값이면 특징점 후보군으로 결정하였다. 기존의 FAST는 에지 부분에서 특징점이 많이 검출하게 되는데 이러한 단점을 주곡률을 적용하여 개선하였다. 또한 영상의 회전 변화에 강인하기 위하여 SURF 특징점 표현자를 사용한다. 제안하는 영상의 특징점 정합 기법은 적은 계산량으로 기존의 특징점 정합 기법보다 우수한 성능을 나타내는 확인하였다. 특별히 잡음이 존재하는 영상에서의 정합에 강인함을 보여준다.

## II. 제안하는 기법

본 논문에서 제안하는 잡음에 강인한 FAST와 SURF 기반의 특징점 정합 기법의 블록도는 그림 1과 같다.

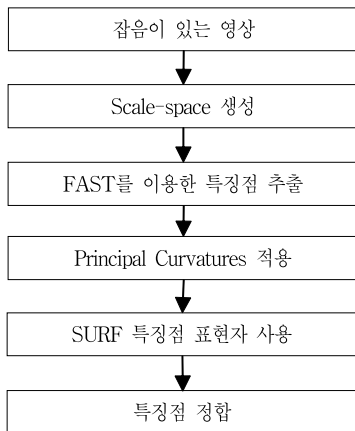


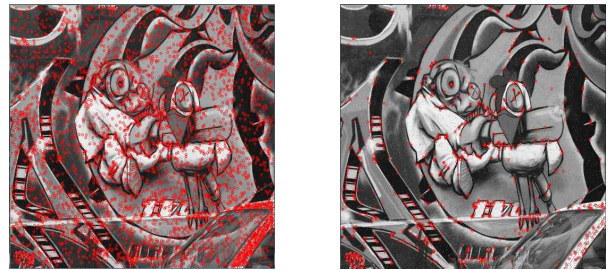
그림 1. 제안하는 특징점 정합 블록도

Fig. 1. Proposed feature matching flowchart

중심 화소와 주변 화소 간의 화소값 차이를 비교해서 특징점을 검출하는 FAST는 잡음에 의해 왜곡된 화소를 특징점으로 오검출하기 쉬운 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 FAST 기법의 단점을 보완하기 위해서 영상에서 특징점이 될 가능성이 높은 특징점 후보군을 결정하여 이 후보군에서만 특징점을 검출한다. 특징점으로 검출되는 코너는 영상의 평탄한 영역에 비해 큰 기울기(gradient) 값을 갖는 특징을 갖고 있다. 따라서 영상에서 각 화소마다 기울기 값을 구하고 일정한 문턱치 이상의 값이면 특징점 후보군으로 결정한다. 이렇게 결정된 특징점 후보군에서만 FAST 기법을 이용하여 특징점을 검출한다. 그림 2를 보면 잡음이 있는 영상에서 기존의 FAST 기법으로 검출한 특징점은 잡음을 특징점으로 검출하는 반면 제안하는 개선된 FAST 기법

은 영상에서 정확한 코너를 특징점으로 검출한다.

기존의 FAST로 검출된 특징점은 스케일 변화를 고려하지 못하는 문제를 가지고 있기 때문에 스케일 공간을 생성하여 스케일 변화를 고려한다.



(a) 기존의 FAST 기법 (b) 개선된 FAST 기법

그림 2. 잡음이 있는 영상에서 기존의 FAST 기법과 개선된 FAST기법에서의 특징점 추출 결과

Fig. 2. Keypoint detection of original FAST algorithm and refined FAST algorithm in a noisy image

(a) Original FAST algorithm (b) Refined FAST algorithm

또한 FAST에서는 에지 부분을 따라서 많은 특징점이 검출되는데 이러한 단점을 개선하기 위해서 앞에서 검출한 특징점에 식 (1)과 같이 각각의 방향별로 2차 미분값으로 이루어진 2x2 Hessian 행렬을 구한다.

$$H = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기서  $I_{xx}$ 는 해당 화소의 x방향 2차 미분값,  $I_{yy}$ 는 y방향 2차 미분값,  $I_{xy}$ 는 x, y방향 2차 미분값이다. 주곡률은 행렬 H로부터 계산된다. 행렬 H의 고유값은 해당 화소의 주곡률과 비례하기 때문에 고유값을 계산하는 것을 피하고 비율만을 고려한다. 이 때, 고유값 중에 큰 값을  $\alpha$ 로 작은 값을  $\beta$ 로 두고 식 (2)를 구한다.

$$\begin{aligned} Tr(H) &= I_{xx} + I_{yy} = \alpha + \beta \\ Det(H) &= I_{xx}I_{yy} - (I_{xy})^2 = \alpha\beta \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $Tr(H)$ 은 행렬 H의 주대각선(main diagonal) 상에 있는 원소들의 합이고  $Det(H)$ 는 행렬 H의 행렬식을 의미한다. 이 때  $Det$ 값이 음수인 경우와 식 (3)을 만족하지는 못하는 경우에는 해당 화소를 평탄한 지역이나 에지로 판단하기 때문에 앞에서 언급한 FAST가 에지 부분을 따라서 많은 특징점이 검출된다는 단점을 개선하기 위해서 특징점 후보군에서 제외한다. 이 때  $r$ 은 문턱치 값이 된다.

$$\begin{aligned} \frac{Tr(H)^2}{Det(H)} &= \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r+1)^2}{r} \quad (r = \alpha/\beta) \\ \frac{Tr(H)^2}{Det(H)} &< \frac{(r+1)^2}{r} \end{aligned} \quad (3)$$

제안한 과정을 통해서 추출한 특징점을 가지고 영상의 회전 변화에

강인하기 위해 SURF 특징점 표현자를 사용하여 특징점 정합을 하였다.

### III. 실험 결과

본 논문에서는 Mikolajczyk가 제공하는 database 영상[8]중에서 시점 변화가 존재하는 800x640 해상도의 두 개의 Graffiti 영상을 실험 영상으로 사용하였다. 실험 환경은 인텔 i5 쿼드코어 CPU, 8GB 램이다. 제안하는 특징점 정합 기법은 가우시안과 임펄스의 혼합 잡음이 존재하는 영상에서 정합을 수행하여 기존의 특징점 정합 기법 중에서 성능이 우수한 SURF 기법과 성능을 비교하였다.

그림 3은 시점은 같지만 해상도가 다른 두 Graffiti 영상에서 해상도가 작은 영상에 가우시안 잡음의 분산이 2이고 임펄스 잡음의 밀도가 0.005인 잡음을 적용하여 제안하는 기법으로 특징점 정합을 수행한 결과이다. 해상도가 다른 두 영상에서 잡음이 있음에도 불구하고 정합이 잘 되었기 때문에 스케일에 강인하다는 것을 알 수 있다.



그림 3. 스케일에 강인함을 보여주는 제안하는 기법  
Fig. 3. Robust to scale in the proposed algorithm

그림 4에서는 시점이 같고 해상도가 같은 두 Graffiti 영상에서 한 쪽 영상을 180도 회전시키고 가우시안 잡음의 분산이 2이고 임펄스 잡음의 밀도가 0.005인 잡음을 적용하여 제안하는 기법으로 특징점 정합 결과를 보여주고 있다. 잡음이 있음에도 불구하고 정합이 잘 되었기 때문에 회전 변화에 강인하다는 것을 알 수 있다.

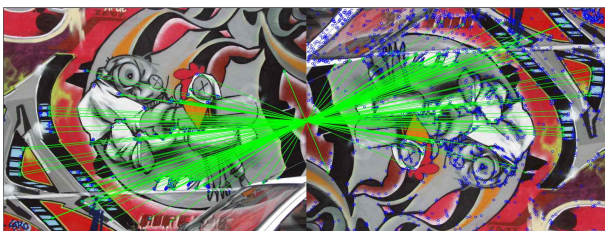


그림 4. 회전에 강인함 보여주는 제안하는 기법  
Fig. 4. Robust to rotation in the proposed algorithm

그림 5는 해상도가 같지만 시점이 다른 두 Graffiti 영상에서 한 쪽 영상에 가우시안 잡음의 분산이 2이고 임펄스 잡음의 밀도가 0.01인 잡음을 적용하여 제안하는 기법과 SURF 기법의 특징점 정합 결과를 보여준다. SURF 기법에서 정합이 잘못된 부분이 보이긴 하지만 전체적으로 두 기법 모두 정합이 잘 되었다는 것을 알 수 있다.

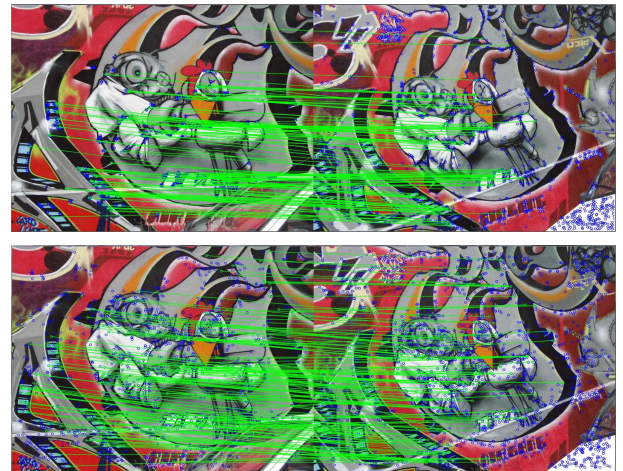


그림 5. 제안하는 기법 (위) 과 SURF (아래)  
Fig. 5. Proposed Algorithm (upper) and SURF (lower)

표1. 제안하는 기법과 SURF의 수행시간

Table 1. Run time in the proposed algorithm and SURF

방법	제안하는 기법	SURF
시간(s)	1.784	2.677

표 1에서는 제안하는 기법과 기존의 SURF 기법을 통해 특징점 정합에 걸리는 시간을 비교하였다. 표 1의 결과를 통해 제안하는 특징점 정합 기법이 기존의 SURF 기법을 사용한 특징점 정합 기법보다 수행 속도가 빠르다는 것을 확인할 수 있다.

### IV. 결론

본 논문에서는 FAST 특징점 검출기와 SURF 특징점 표현자를 수정하고 조합하여 새로운 영상의 특징점 정합 기법을 제안하였다. FAST 코너 검출기는 중심 화소와 주변 화소 간의 차이를 기반으로 화소 값을 비교해서 특징점을 검출하기 때문에 영상의 잡음에 민감하다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위하여 제안한 기법에서는 특징점 후보군을 결정하여 특징점을 검출하였다. 또한 FAST는 에지 부분에서 특징점을 많이 검출하게 되는데 이러한 단점을 주목률을 적용하여 해결하였다. 제안하는 영상 정합 기법은 SIFT나 SURF보다 잡음이 존재하는 영상에서 잡음에 강인한 정합 성능을 보여주었다. 또한 기존 기법에 비하여 낮은 계산량을 보여주었다.

### ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 미래창조과학부의 정보통신방송연구개발사업의 일환으로 수행하였음. [채널 객체 융합형 하이브리드 오디오 콘텐츠 제작 및 재생기술 개발 (R0126-15-1034)]

### < 참고문헌 >

[1] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale Invariant Keypoints", *IJCV*, Jan. 2004.

- 
- [2] K. Mikolajczyk, “Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors”, *IJCV*, Jan. 2004.
- [3] K. Mikolajczyk, “A Performance Evaluation of Local Descriptors”, *TPAMI*, Oct. 2005.
- [4] K. Midolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. kadir, and L. Van Gool. “A Comparison of Affine Region Detectors”, *IJCV*, May. 2005.
- [5] E. Rosten and T. Drummond, “Machine Learning for High-speed Corner Detection”, *9th European Conference on Computer Vision*, Graz, Austria, pp. 430-443, May. 2006.
- [6] E. Rosten, “Faster and Better : A Machine Learning Approach to Corner Detection”, *PAMI*, vol. 32, no. 1, pp. 105-119 Jan. 2010.
- [7] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars and L. V. Gool, “Speeded-up Robust Feature”, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 10, no. 3, pp. 346-359, Jun. 2008.
- [8] <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/>