

SIFT 알고리즘의 강인한 특징점 검출을 위한 양방향 필터 기반 스케일 공간

김승룡 유훈재 손종인 오창범 손광훈

연세대학교 전기전자공학과

khsohn@yonsei.ac.kr

A Scale-Space based on Bilateral Filtering for Robust Feature Detection in SIFT

Kim, Seungryong Yoo, Hunjae Son, Jongin Oh, Changbum Sohn, Kwanghoon

School of Electrical Electronic Engineering, Yonsei University

요약

컴퓨터 비전에서 영상 매칭 기술은 다양한 분야에 응용될 수 있는 기초적인 기술 중에 하나이다. 강인한 영상 매칭을 위해서는 정확하고 독특한 특징점을 검출하는 과정이 중요하다. 기존의 SIFT나 SURF 등 영상 매칭 알고리즘은 등방성 가우시안 필터링을 사용한 스케일 공간을 생성하여 특징점을 검출한다. 이러한 기존의 특징점 검출 방식은 스케일 공간에서 영상의 경계선을 모호하게 만들어 정확한 특징점 검출을 어렵게 만들고 영상 매칭의 성능을 떨어뜨리는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 SIFT 알고리즘의 강인한 특징점 검출을 위하여 양방향 필터링을 사용하여 스케일 공간 생성을 제안한다. 이러한 스케일 공간 생성 방식은 스케일 공간에서 영상의 경계선을 보존해 줌으로써 강인한 특징점 검출을 가능하게 하여 영상 매칭 성능을 향상시킨다. 특히 왜곡이 존재하는 영상들의 매칭에서 제안하는 특징점 검출 방법이 적용된 SIFT 알고리즘은 기존의 SIFT 알고리즘보다 우수한 영상 매칭 결과를 보여준다.

1. 서론

영상 매칭 기술은 3-D 이미지 복원, 이미지 스티칭, 스테레오 유사도 측정, 물체인식, 얼굴 인식과 같은 컴퓨터 비전의 다양한 응용 기술에서 사용되는 기초적인 기술로써 널리 연구되고 있다. 영상 매칭 과정은 크게 영상의 특징점 검출(Feature Detection)과 특징점 표현자(Feature Descriptor) 생성의 두 단계로 이뤄진다. 따라서 영상 매칭 기술의 성능은 정확한 특징점을 검출하고, 각 특징점을 구분할 수 있는 표현자를 생성하는 것에 달려있다. 특히, 영상마다 반복되는 특징점을 검출하는 것은 영상 매칭 기술의 성능에 큰 영향을 미친다.

초기의 특징점 검출 방법인 헤리스 코너 검출기는 헤이시안 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 특징점을 검출한다[1]. Lowe는 가우시안 필터링 스케일 공간의 차이를 사용하여 특징점을 검출하는 가우시안 차분 검출기(Difference of Gaussian)를 제안하였고 이를 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘에 적용하였다[1]. Mikolajczyk는 헤리스 코너와 라플라시안을 조합한 특징점 검출 방법을 제안하였다[4]. Bay는 헤이시안 행렬의 극대점을 사용한 특징점 검출 기법으로 SURF (Speeded Up Robust Features) 알고리즘을 제안하였다[4]. 이러한 여러 가지 특징점 검출

방법 중에 스케일 공간의 라플라시안 극대 값을 얻어내는 방법이 가장 정확하고 독특한 특징점을 검출하는 성능을 나타낸다[4]. Lowe가 가우시안 차분 검출기가 가우시안 라플라시안 검출기와 수학적으로 근사할 수 있음을 증명하였고, 이를 사용한 SIFT 알고리즘이 영상 매칭 기술에서 가장 좋은 성능을 나타냄을 보였다[1].

SIFT 알고리즘에서 특징점 검출은 가우시안 필터링 스케일 공간의 차이의 극대점을 찾는 방식이다. 하지만 등방성 가우시안 필터링을 사용한 방법은 영상의 모든 부분에서 동일한 스무딩을 수행하여 영상의 경계선을 왜곡시키기 때문에 정확한 특징점을 검출하는데 어려움을 유발한다. 특히, 왜곡이 존재하는 영상에서 이러한 문제로 인한 영상 매칭의 성능 저하가 더욱 크게 발생한다. 기존의 등방성 가우시안 필터링 스케일 공간을 생성하는 과정에서의 문제점을 보완하기 위하여 이방성 확산방정식의 해로 스케일 공간을 만드는 방법이 제안되었다[3]. 하지만 이방성 확산방정식은 해를 구하는 과정에서 반복 연산을 수행하여야 하므로 방대한 계산량을 필요로 한다.

본 논문에서는 이러한 한계점을 극복하기 위하여 이방성 확산방정식의 해가 양방향 필터링과 동일한 관점에서 근사될 수 있음을 착안하였다[7]. 따라서 스케일 공간에서 경계선을 보존하여 강인한 특징점을 찾아내기 위하여 양방향 필터링을 사용한 스케일 공간을 생성하는 방법을 제안한다.

본 논문의 2장에서는 기존의 SIFT 알고리즘의 특징점 검출 방법을 소개하고 문제점을 도출한다. 3장에서는 양방향 필터링 스케일 공간 생성을 통한 특징점 검출 방법을 제안하고, 4장에서는 수정된 SIFT 알고리즘을 사용한 영상 매칭 결과를 분석한다. 5장에서는 본 연구의 결과를 도출하고 향후 연구 방향을 제시한다.

2. SIFT 알고리즘의 특징점 검출 방법

특징점은 영상의 스케일이나 회전, 조명, 시점 변화 등에 불변하게 같은 물리적 위치에 있으면서 고유한 특징을 가져야 한다. 이러한 영상의 특징점 검출을 위해서는 특징점의 가능한 위치와 스케일을 찾기 위한 스케일 공간(Scale-space)의 생성이 필요하다.

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \\ = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x,y) \cdot c(\xi,\varepsilon,x,y) d\xi d\varepsilon \\ c(\xi,\varepsilon,x,y) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\sqrt{(\xi-x)^2 + (\varepsilon-y)^2}}{\sigma} \right)^2} \quad (1)$$

SIFT 알고리즘에서의 스케일 공간 생성은 스케일에 해당하는 가우시안의 표준편차(σ)를 증가시키면서 가우시안 함수 $G(x,y,\sigma)$ 를 영상 $I(x,y)$ 과 필터링 함으로서 얻어낸다. 식 (1)에서와 같이 각 점마다 주변 점과의 기하학적 차이를 나타내는 $c(\xi,\varepsilon,x,y)$ 성분으로 등방성 가우시안 필터링을 수행한다. 그림 1에서와 같이 이러한 가우시안 스케일 공간의 차이(Difference of Gaussian)를 얻어내어 극대점으로 특징점을 검출한다.

하지만 등방성(isotropic) 가우시안을 사용한 스케일 공간 생성은 가우시안 필터링을 수행하는 과정에서 영상의 경계선이 모호해지는 결과를 가져온다. 그림 2와 같이 생성된 스케일 공간에서 영상의 경계선이 실제 지점에서 이동하는 문제점이 발생한다. 이러한 문제점은 스케일 공간의 넓은 스케일에서 영상의 경계 부분의 특징점이 거트된 위치에서 검출될 확률을 높게 만든다. 결과적으로 부정확한 특징점 검출을 유발하여 영상 매칭율을 감소시킨다. 따라서 기존의 SIFT 알고리즘을 사용한 영상 매칭 방식은 왜곡이 존재하는 영상에서 정확한 특징점을 검출하지 못하게 되므로 영상 매칭 성능이 감소한다.

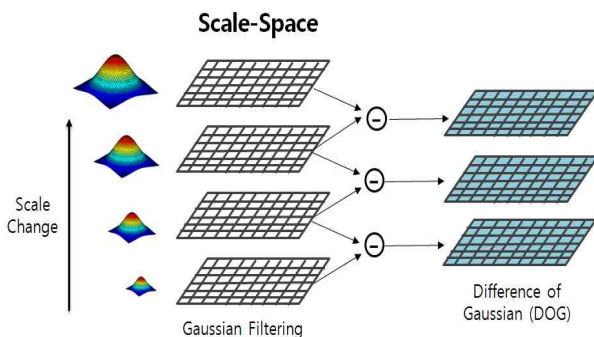


그림 1. Difference of Gaussian (DoG)



그림 2. 스케일 공간에서의 경계선의 위치[3]

3. 제안하는 스케일 공간 기반 특징점 검출 방법

등방성 가우시안 필터링을 사용한 스케일 공간의 문제점을 해결하기 위하여 이방성(anisotropic) 확산 방정식의 해로 스케일 공간을 만드는 방법이 제안되었다. 이러한 이방성 확산 방정식의 해는 스케일 공간 생성을 위한 필터의 기준인 Causality와 Immediate Localization, Piecewise Smoothing을 만족한다[3]. 이러한 접근의 스케일 공간 생성은 넓은 스케일에서 경계선을 보존함으로써 더욱 정확한 특징점 검출을 가능하게 한다. 하지만 이방성 확산 방정식의 해를 구하는 과정은 반복 연산을 필요로 하기 때문에 복잡도가 높은 단점이 있다.

본 논문에서는 영상의 강인한 특징점 검출을 위한 스케일 공간 생성을 양방향 필터링을 사용한 방식을 제안한다. 양방향 필터링은 영상에 적응적으로 스무딩(Adaptive Smoothing)하는 필터라는 관점에서 이방성 확산 방정식과 유사하게 이해될 수 있다[7]. 또한 스케일 공간 생성을 위한 필터의 기준인 Causality와 Immediate Localization, Piecewise Smoothing을 모두 만족한다.

$$L(x,y,\sigma_s) = B(x,y,\sigma_s) * I(x,y) \\ = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x,y) \cdot c(\xi,\varepsilon,x,y) \cdot s(\xi,\varepsilon,x,y) d\xi d\varepsilon \\ c(\xi,\varepsilon,x,y) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\sqrt{(\xi-x)^2 + (\varepsilon-y)^2}}{\sigma_s} \right)^2} \\ s(\xi,\varepsilon,x,y) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{I(\xi,\varepsilon) - I(x,y)}{\sigma_d} \right)^2} \quad (2)$$

양방향 필터링을 사용한 스케일 공간 생성은 식 (2)에서와 같이 가우시안 표준편차(σ_s)를 증가시켜 가며 가우시안 필터링을 수행한다는 관점에서 유사하다. 하지만, 기존의 가우시안 필터링은 기하학적 차이를 나타내는 $c(\xi,\varepsilon,x,y)$ 성분으로만 필터링이 수행되는 반면, 양방향 필터링에서는 영상의 화소값의 차이를 나타내는 $s(\xi,\varepsilon,x,y)$ 성분까지 고려된 필터링이 수행된다[5]. 이러한 $s(\xi,\varepsilon,x,y)$ 는 영상의 화소값 차이를 고정된 표준편차(σ_d)를 가지는 가우시안 함수로 얻어낸다. 즉, 영상의 경계선 부분과 균등한 부분에 따라 적응적인 스무딩을 수행하도록 해줌으로서, 영상의 경계선 부분에서 스무딩이 덜 일어나게 만들고 영상의 균등한 영역에서 스무딩이 더 일어나게 만들어 준다.

따라서 양방향 필터링으로 생성된 스케일 공간은 넓은 스케일에서 경계선을 보존하면서 스케일 공간이 만들어지기 때문에 정확한 특징점의 검출을 가능하게 한다. 또한 이방성 확산 방정식의 해로 스케일

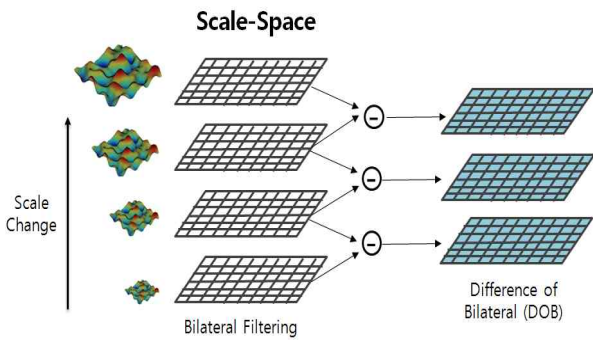


그림 3. Difference of Bilateral (DoB)

공간을 생성하는 과정에서의 반복 연산이 필요하지 않기 때문에 계산량의 복잡도를 감소시킬 수 있다. 즉, 양방향 필터링으로 생성된 스케일 공간에서의 특징점 검출은 적은 계산량의 복잡도로 영상의 왜곡에 강인한 특징점을 얻게 해준다. 특히 블러 영상이나 스케일 변화, 시점 변화, 조명 변화가 존재하는 영상에서 기존의 SIFT 알고리즘보다 뛰어난 영상 매칭 성능을 보여준다.

4. 실험 결과 및 분석

특징점 검출의 성능 평가는 반복도 측정(repeatability)으로 이루어진다. 반복도 측정은 식 (3)에서와 같이 서로 다른 두 영상 I_1 과 I_2 에서 검출된 특징점들 사이에 일치되는 점의 개수 $C(I_1, I_2)$ 와 검출된 특징점 개수 N_1, N_2 의 최솟값($\min(N_1, N_2)$)의 비를 나타낸 수치이다. 즉 영상마다 반복되는 특징점을 얼마나 정확하게 검출해내는 지를 나타내는 척도이다. 따라서 검출된 특징점 들이 다른 영상에서 검출된 특징점 들과 모두 일치한다면 반복도 1을 나타내며 이상적인 특징점 검출 방법이라고 할 수 있다.

$$r_{1,2} = \frac{C(I_1, I_2)}{\min(N_1, N_2)} \quad 0 \leq r_{12} \leq 1 \quad (3)$$

다양한 왜곡이 존재하는 상황에서 특징점 검출 방법의 성능을 평가하기 위하여 K.Mikolajczyk가 제공하는 database 영상[8]을 사용하여 영상 매칭을 수행하였다. 영상의 왜곡 정도의 변화에 따라 기존의 SIFT 알고리즘과 제안한 SIFT 알고리즘에 각각 반복도 측정을 수행하였다. 먼저 흐려짐(blur) 정도가 변화하는 영상 집합에 각각의 영상 매칭 알고리즘을 수행하면서 반복도 측정을 통한 성능을 평가를 실시하였다. 또한 원본 영상과 시점(viewpoint)이 20° 부터 60° 까지 변화하는 영상 집합에 대하여 반복도 측정을 수행하였다. 이러한 영상 왜곡에 따른 영상 매칭율의 성능을 평가하는 다음의 실험에서 제안하는 DOB 특징점 검출 기반 SIFT 알고리즘이 기존의 DOG 특징점 검출 기반 SIFT 알고리즘보다 뛰어난 성능을 보여주었다.

영상의 흐려짐과 같은 왜곡이 존재하는 상황에서 강인한 영상 매칭은 주변 환경의 변화나 모션 블러 상황이 발생하는 실제적인 상황에 적용하기 위하여 매우 중요하다. 영상의 흐려짐 왜곡 현상이 증가할수록 정확한 특징점 검출이 어려워지기 때문에 특징점 반복도가 낮아져



그림 4. 흐려짐(blur)정도가 변화하는 Trees 영상 집합

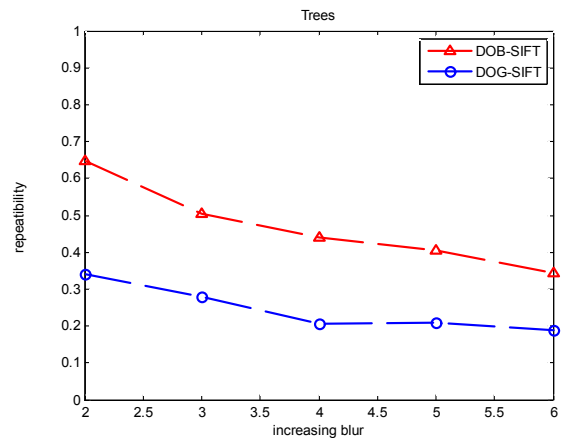


그림 5. 흐려짐(blur)정도가 변화 따라 특징점 반복도 측정

영상 매칭의 성능이 저하된다. 그림 4와 같이 Trees 영상 집합을 사용하여 영상의 흐려짐 정도에 따라 각각의 특징점 검출 성능을 비교하였다. 그림 5와 같이 기존의 SIFT 알고리즘의 특징점 반복도와 제안하는 특징점 검출 기반 SIFT 알고리즘의 반복도를 비교해 본 결과 제안하는 방법의 영상 매칭 성능이 우수함이 입증되었다. 제안하는 방식은 특징점 검출을 위한 스케일 공간 생성 과정에서 경계선을 보존하여 정확한 특징점 검출을 가능하게 하므로 이러한 영상의 흐려짐 같은 왜곡 상황에서 강인한 특징점 검출을 가능하게 하여 영상 매칭의 성능을 높여주었다.

제안하는 특징점 검출 기법은 영상의 시점이 변화하는 Graffiti 영상 집합에서도 우수한 영상 매칭 성능을 보여주었다. 그림 6과 같이 원본 영상과 시점이 20° 부터 60° 까지 변화하는 영상 집합에 원본 영상과의 영상 매칭을 위한 특징점 반복도를 측정하였다. 그림 7과 같이 기존의 SIFT 알고리즘보다 제안하는 특징점 검출 기반 SIFT 알고리즘은 영상의 어떠한 시점의 변화에서도 뛰어난 특징점 반복도를 보여주었다. 즉, 제안하는 특징점 검출을 사용하는 SIFT 알고리즘은 시점이 변화된 영상에서도 강인한 특징점 검출을 가능하게 함으로서 기존



그림 6. 시점(viewpoint)이 변화하는 Graffiti 영상 집합

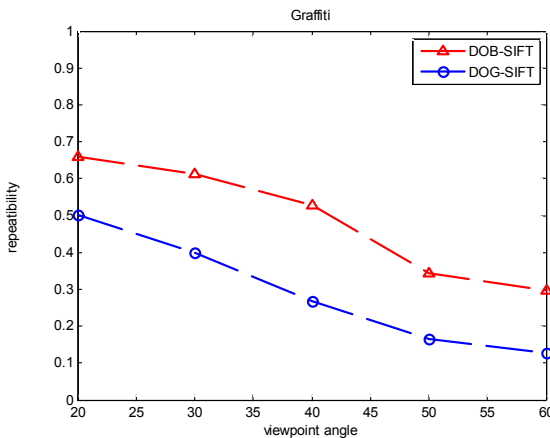


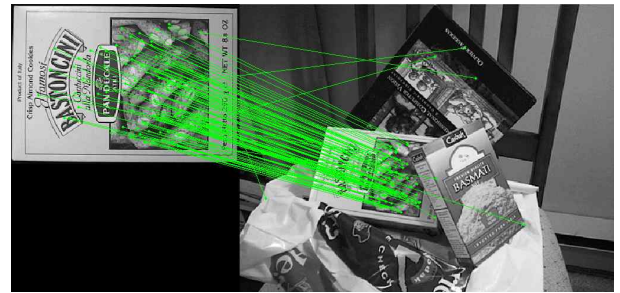
그림 7. 시점(viewpoint) 변화에 따른 특징점 반복도 측정

의 SIFT 알고리즘보다 우수한 영상 매칭 성능을 나타내었다.

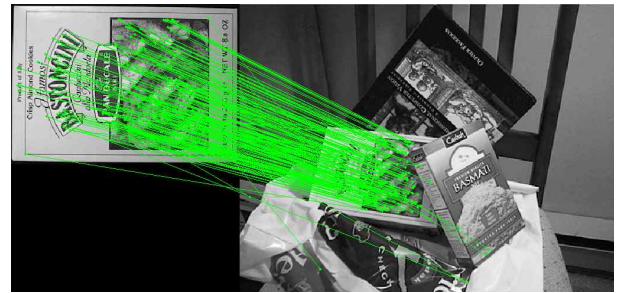
실제 영상 매칭을 수행한 결과 그림 8에서 보이는 바와 같이 기존의 SIFT 알고리즘보다 제안하는 방식이 두 배 가량 우수한 매칭 성능을 보였다. 또한 그림 8 (a)의 기존의 SIFT 알고리즘에서 실제와 다른 부분에 매칭이 이루어지는 부분이 그림 8 (b)의 제안하는 방식에서 확연히 감소함을 보였다. 따라서 전체적인 영상 매칭 결과가 제안하는 SIFT 알고리즘을 사용하였을 경우 영상에서의 강인한 특징점 검출로 인하여 높은 매칭율과 정확한 매칭 결과를 나타냄이 확인되었다.

5. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 SIFT 알고리즘에서 특징점 검출을 위한 스케일 공간 생성에서 양방향 필터링을 통한 스케일 공간 생성 방법을 제안하였다. 스케일 공간의 넓은 스케일에서 영상의 경계선이 모호해지는 기존의 문제점을 보완하여 영상의 왜곡에 강인한 특징점 검출을 가능하게



(a) 기존의 SIFT 알고리즘 영상 매칭 결과



(b) 제안하는 SIFT 알고리즘 영상 매칭 결과

그림 8. 영상 매칭 결과 비교

하였다. 제안하는 방식은 시점의 변화나 블러 등 영상의 왜곡이 존재하는 경우 기존의 SIFT 알고리즘보다 영상 매칭의 성능이 우수함을 보여주었다.

향후 양방향 필터링을 통한 스케일 공간 생성 과정에서 실시간 구현을 위하여 계산량을 줄이려는 노력이 더 필요하다. 또한 비선형 필터를 사용한 스케일 공간 생성으로 특징점을 검출하는 연구가 체계적으로 진행되어 다양한 영상 매칭 알고리즘에 적용 가능할 것이다.

6. 참고문헌

- [1] D. Lowe. "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *IJCV*, 2004
- [2] T. Lindeberg. "Scale-Space theory : A basic tool for analysing structures at different scales", *Journal of Applied Statistics*, 1994
- [3] P. Perona. "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", *IEEE TPAMI*, 1990
- [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*, 2005
- [5] Tomasi, C. "Bilateral filtering for gray and color images", *in Proc. ICCV*, 1998
- [6] Q. Yang. "Real-Time O(1) Bilateral Filtering", *in Proc. CVPR*, 2009
- [7] Barash, D. "A fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing and the nonlinear diffusion equation", *IEEE PAMI*, 2001
- [8] <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine>