

히스토그램 평활화를 이용한 조명변화에 강인한 영상 매칭

오창범 강민성 손광훈

연세대학교 전기전자공학과

khsohn@yonsei.ac.kr

Illumination invariant image matching using histogram equalization

Oh, Changbeom Kang, Minsung Sohn, Kwanghoon

School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

요약

영상 매칭은 컴퓨터 비전에서 기초적인 기술로써 영상 추적, 물체인식 등 다양한 분야에서 많이 사용되고 있다. 하지만 스케일, 시점변화, 조명 변화에 강인한 매칭점을 찾는 것은 어려운 일이다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 SURF(Scale Invariant Feature Transform), SIFT(Speed up Robust Features) 등의 알고리즘이 제안 되었지만, 여전히 조명변화에 불안정하고 정확하지 못한 성능을 보인다. 본 논문에서는 이러한 조명변화에 대한 문제점을 해결하기 위해 히스토그램 평활화를 이용하여 영상을 보정 후, SURF를 통한 영상 매칭을 하였다. 열악한 조명환경 내에서 촬영된 영상에서 SURF를 이용하여 표현자(Descriptor)를 생성 할 때 특징점이 잘 추출되지 않는 문제점을 해결하기 위하여 히스토그램 평활화를 이용하였고, 보정 후 특징점 개수가 많이 증가하는 것을 보여 확인하였다. 기존의 SURF와 개량된 SURF를 조명이 서로 다른 영상간의 매칭 성능을 비교함으로써 제안한 알고리즘의 우수성을 확인하였다

1. 서론

영상 매칭은 컴퓨터 비전에서 기초적인 기술로써, 영상 추적[1], 영상 스티칭[2], 3D 복원[3], 카메라 캘리브레이션[4], 물체분류 및 인식[5] 등 다양한 분야에서 이용되어 왔다. 영상 매칭의 목적은 다양한 시점과 조명환경에서 촬영된 영상의 물체 또는 장면의 유사도를 측정하여 대응점을 찾는 것이다. 본 논문에서는 로컬영역의 특징점을 기반으로 다양한 조명환경에서 촬영된 두 영상간의 매칭률 향상을 위한 개량된 SURF 알고리즘을 제안한다.

일반적으로 원이나 타원형 형태의 로컬 영역 특징 기반의 특징점 검출 및 표현자 생성은 모서리나 물체의 형태기반에 비해 안정적인 특징점 검출 또는 표현자 생성이 가능하기 때문에 자주 이용되어 왔다. 로컬 영역 특징 기반으로 하는 영상 매칭의 전체 알고리즘 흐름도는 영역검출, 표현자생성 및 영상 매칭의 3단계로 구분 한다. 헤리스 코너 검출기, 헤이시안 검출기, 고속 헤이시안 검출기는 특징점을 찾는 방법으로 많이 이용 되지만 크기 변화와 조명 변화에서 성능이 떨어지는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 Lowe가 제안한 SIFT[6] 알고리즘과 Bay가 제안한 SURF[7] 알고리즘은 영상의 크기 및 회전 변환에 강인하게 특징점 및 표현자를 생성하는 공통적인 장점을 지닌다. 그러나 조명이 서로 다른 환경에서 촬영된 영상들 간의 매칭에서는 여전히 불안정한 성능을 보인다. 이에 본 논문에서는 히스토그램 평활화를 이용하여 조명이 서로 다른 환경에서 촬영된 영상간의 매칭률이 향상된 성능을 보인다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서

SURF에서 사용되는 특징점 추출 및 표현자 구성 방법과 히스토그램 평활화에 관련된 배경지식을 소개한다. 3장에서는 조명변화에 강인한 알고리즘을 제안하고, 4장에서는 기존 방법들과 성능을 평가 후 결과를 분석하였다. 마지막으로 5장에서는 이 논문의 결론을 도출 한다.

2. 배경지식

2.1 특징점 추출 및 표현자 생성

영상 매칭을 위한 절차는 특징점 추출과 표현자 구성의 두 가지 단계로 구분된다. 특징점 추출을 위한 대표적인 방법들로는 헤리스 코너 검출기[8], 헤이시안 검출기[9], 고속 헤이시안 검출기[10] 등이 있다. 헤이시안 검출기는 헤이시안 행렬 식(1)을 이용하여 특징점을 추출하며 얼룩(Blob)과 능선(Ridge)검출에 강인하다.

헤리스 코너 검출기는 코너점이 높은 양방향 곡률을 가지는 특성 이용하여 고유 값과 코너응답함수를 통해 특징점을 찾는다. SURF에서 사용한 고속 헤이시안 검출기는 적분영상과 가우시안 2차 미분을 근사화한 사각 필터를 이용하여 수행시간을 단축하였다.

$$H(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} LI_{xx}(x, y, \sigma) & LI_{xy}(x, y, \sigma) \\ LI_{xy}(x, y, \sigma) & LI_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix}$$

식(1)

둘째로, 이렇게 찾은 특징점들을 표현자로 구성하는 방법으로는 SURF와 SIFT 알고리즘이 있다. SIFT는 특징점을 중심으로 4×4 의 세부영역을 구성하고 그 세부 영역에서의 픽셀들의 기울기 방향과 히스토그램을 벡터로 구성하였다. SUFT는 특징점을 중심으로 4×4 의 세부영역을 구성하고 각 세부영역에서 Haar 웨이블릿을 사용하여 48개의 특징을 구함에 따라서 64, 128차원의 표현자 벡터를 구성하였고, 128차원 벡터를 사용할 경우 회전 영상 매칭에 강인하다.

2.2 히스토그램 평활화를 이용한 컬러 재표현

히스토그램 평활화는 명암 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못한 영상을 명암 값의 분포가 균일화 시켜 영상이 향상 되도록 하는 기법이다. 그로인해 얻어지는 결과는 어두운 영상은 밝아지고 너무 밝은 영상은 조금 어두워져 적당한 명도 값을 유지하게 된다.

Finlayson이 제안한 조명 및 장비변화에 강인한 컬러 재표현 알고리즘[11]에서는 히스토그램 평활화를 이용하여 컬러영상을 재 표현하고 재표현된 영상들 간의 영상 인덱싱 성능에서 우수함을 보였다. 조명이 다른 환경에서 촬영된 두 영상은 식(2)와 같은 Diagonal matrix의 관계를 가진다는 가설을 세웠다.

$$\begin{bmatrix} R^c \\ G^c \\ B^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ 0 & d_2 & 0 \\ 0 & 0 & d_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R^o \\ G^o \\ B^o \end{bmatrix} \quad \text{식(2)}$$

또한 함수 $P(A < B)$ 를 픽셀 B보다 낮은 명도 값을 지니는 픽셀 A들의 개수로 정의할 때 서로 다른 두 조명 환경 o 와 c에서 식(3)이 성립함을 보였다.

$$P(R^c < R_i^c) = P(R^o < R_i^o) \quad \text{식(3)}$$

식(2)과 식(3)을 이용하여 영상 내에서의 한 픽셀의 순위는 조명의 변화에 무관하게 일정하게 유지된다는 특징을 이용하여 각 채널별 R,G,B 컬러를 식(4)와 같이 재표현 하였다. 여기서 R_{max} 는 255를 나타내고, N 은 영상 전체의 픽셀 개수이다.

$$\begin{aligned} R_i^{inv} &= \frac{R_{max}}{N} P(R^o < R_i^o) \\ G_i^{inv} &= \frac{G_{max}}{N} P(G^o < G_i^o) \\ B_i^{inv} &= \frac{B_{max}}{N} P(B^o < B_i^o) \end{aligned} \quad \text{식(4)}$$

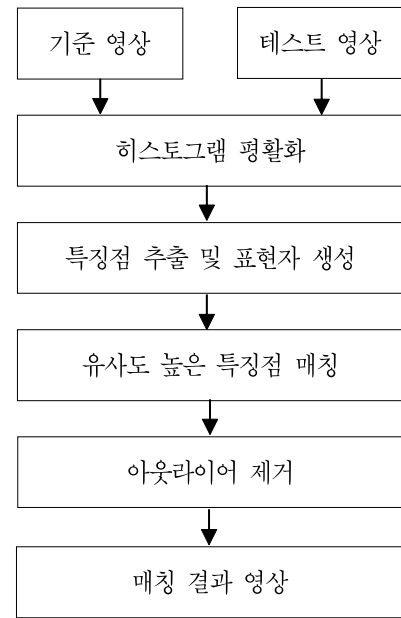


그림 1. 전체 흐름도

3. 제안하는 알고리즘

기존에 이용되던 SURF는 회전 및 스케일 변화에 강인하며 SIFT 알고리즘에 비해 수행속도 측면에서 빠른 영상 매칭 알고리즘으로 소개 되었다. 하지만 서로 다른 조명 환경에서 촬영된 영상 간 매칭에서는 매칭률이 떨어진다. 조명 문제를 해결하기 위하여 제안하는 알고리즘에서는 Finlayson이 제안한 컬러 재표현 알고리즘을 이용하여 서로 다른 조명 환경에서 촬영된 두 영상의 유사도를 올리고, 히스토그램 평활화를 통해서 어두운 영역에서 특징점이 잘 추출되지 않는 문제점을 해결 하였다. 제안한 알고리즘의 전체 흐름도는 그림[1]과 같다. 첫째로 기준영상과 테스트 영상을 히스토그램 평활화를 통해서 그림[2]처럼 유사성이 높은 영상으로 변환한다. 그림[2]-(a),(b)는 기준영상과 테스트 영상의 원본 영상 이며, 그림[2]-(c),(d)는 기준영상과 테스트영상을 히스토그램 평활화를 통해 컬러가 재표현 된 것을 보여준다. 재표현 후 기준영상과 테스트영상에서 헤리스 코너 검출기를 통해서 최대 100개의 특징점을 찾아낸다. 그림[3]-(c),(d)는 변환된 영상에서 헤리스 코너 검출기를 이용해 검출된 특징 점들로서 변환 전 영상인 그림[3]-(a),(b)에 비해 더 많은 특징점을 추출할 수 있었다.



그림 2. 원본 영상 및 변환 영상

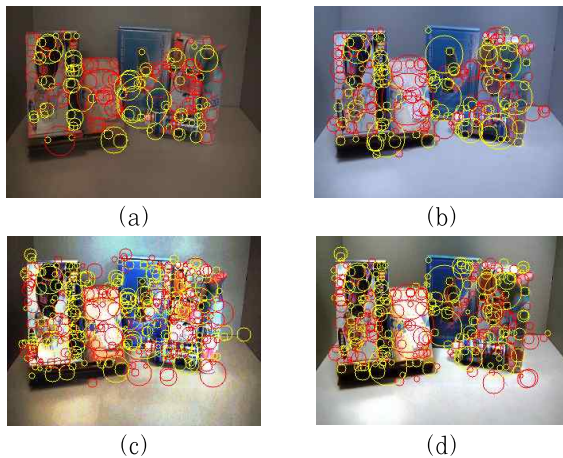


그림 3. 원본 영상과 변환 영상에서의 특징점 추출

그림[3]에서 보여준 것처럼 특징점을 찾은 후 표현자를 생성하고 영상간의 유사도가 높은 표현자끼리 매칭을 시킨다. 매칭을 한 결과는 그림[4]과 같다. 히스토그램 평활화로 보정을 한 영상 그림[4]-(b)에서 (a)에 비해 더 많은 매칭이 되는 것을 확인 할 수 있는데, 이는 히스토그램 평활화의 선처리 과정을 적용함으로써 양쪽 영상의 계조(Dynamic range)가 넓어지는 효과를 가져왔기 때문이다. 특히 조명이 어두운 환경에서 촬영된 영상인 경우 저계조에 픽셀들이 몰려 있어서, 특징점을 많이 찾을 수 없고, 그로인해 영상간 매칭이 어려운 점이 있었다. 그러나 평활화를 통해 영상의 히스토그램 계도를 넓게 퍼줌으로써 특징점을 잘 구분 지을 수 있는 특징점을 만들 수 있었다.

4. 성능 평가 및 결과

제안하는 알고리즘은 C++언어로 구현하였으며, 인텔 I-7 3.0Ghz의 속도로 동작하는 환경에서 실험되었다. 실험영상은 조명변화가 가능한 조명도기 안에서 촬영된 실내영상과, 다른 시간대에 바뀐 조명에서 촬영한 실외영상에 대해 실험하였다. 비교하는 알고리즘으로는 Opencv library에서 제공하는 SURF 알고리즘을 이용하였다. 평가 방법으로는 영상간의 특징점 및 표현자를 생성하고 매칭까지 이루어지는 수행시간 과 매칭 개수로 평가하였다. 그림[5]은 야외환경에서의 매칭 결과이다. 야외 환경의 영상은 각각 다른 시간대에 촬영되었으며 스케일 및 시점이 다르고 조명환경은 많이 차이 나는 것을

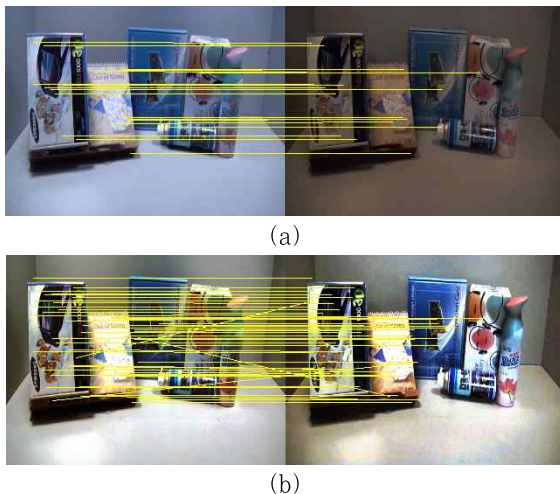


그림 4. 실내 영상 매칭 결과



그림 5. 실외 영상 매칭 결과

볼 수 있다. 조명이 많이 다를 경우 기존의 SURF만을 이용 했을 때에는 첫 번째 행의 결과처럼 저조한 매칭률을 보였지만 히스토그램 평활화를 적용함으로써 두 번째 행의 결과처럼 매칭 성능을 향상 시켰다. 다른 시간대에 촬영된 영상이기 때문에, 조명뿐만 아니라 시점 및 영상의 크기에 차이가 있지만 기존 방법에 비해 더 많은 매칭점을 찾았다. 단일 이미지뿐만 아니라 실내 및 실외 비디오 시퀀스에 알고리즘을 적용하였을 때의 평균 수행속도 및 평균 매칭 개수는 다음의 표 [1],[2]와 같다. 실내 영상의 경우 특징점이 기존 알고리즘에 비해 평균 1.7배 정도 많은 찾을 수 있었고, 매칭점도 증가하는 것을 보였다. 수행속도에 있어서는 조금 느려졌지만 실시간 동작함에 있어 문제가 없었다. 또 한 실외 영상의 경우 실내보다 더 좋은 성능을 보였다. 특징점에 있어서는 3배 이상 성능이 증가하였고, 매칭점도 평균 6배이상 증가하는 성능을 보였다.

실내 영상		특징점	매칭점	시간
SURF	기준	172	37	0.08 초
	테스트	136		
제안하는 알고리즘	기준	237	52	0.11 초
	테스트	286		

표 1. 실내 영상 성능 평가

실외 영상		특징점	매칭점	시간
SURF	기준	168	3.2	0.03 초
	테스트	100		
제안하는 알고리즘	기준	472	19.1	0.05 초
	테스트	384		

표 2. 실외 영상 성능 평가

5. 결 론

본 논문에서는 서로 다른 조명 환경에서 촬영된 두 영상간의 매칭이 잘 되지 않는 문제점을 히스토그램 평활화를 통하여 성능을 향상시

키는 방법에 대해 소개하였다. 실내 및 실외 영상에 대해 성능을 평가 하였고 수행 시간은 거의 차이가 없는 반면에 특징점은 평균 2배 이상 추출하였고, 매칭점은 평균 3배 이상 더 많이 매칭됨을 보였다. 향후 더욱 안정적인 매칭 개수와 그림자영역이 있을 때 성능이 떨어지는 문제점을 보완 할 것이다.

5. 참고 문헌

- [1] J. Shi and C. Tomasi, "Good feature to track," *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 593-600 Jun 1994.
- [2] Y. Li, Y. Wang, W. Huang, and Z. Zhang, "Automatic image stitching using sift," *Audio, Language and Image processing*, pp. 568-571, July 2008
- [3] M. Brown and D. Lowe, "Unsupervised 3d object recognition and reconstruction in unordered datasets," *International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, Jun 2005.
- [4] B. Telle, M. J Aldon, and N. Ramdani, "Camera calibration and 3d reconstruction using interval analysis," *International Conference on Image analysis and processing*, pp. 374-379, 2003
- [5] D. Lisin M. Mattar, M. Blaschko, E. Learned-Miller, and M. Benfiled, "Combining local and global image feature for object class recognition," *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp.47-78, June 2005.
- [6] J.M. Morel and G.Yu, ASIFT : A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, vol. 2, issue 2, 2009.
- [7] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," *European Conference on Computer Vision Vol. 3951*.pp.404-417,2006
- [8] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. Alvey Vision Conf.*,pp.147-151, 1988.
- [9] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk , "Local Invariant Feature Detectors" - Survey. In *CVG*, 3(1):1-110, 2008.
- [10] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," *European Conference on Computer Vision Vol. 3951*.pp.404-417,2006
- [11] G. Finlayson, G. Shaefer, G.Y. Tian, "Illumination and Device invariant colour using histogram equalisation," *Pattern Recognition* 38 179-190, 2005