

<http://dx.doi.org/10.7236/JIIBC.2013.13.6.63>

JIIBC 2013-6-8

특징 강도 정보를 이용한 영상 정합 속도 향상

Speed-up of Image Matching Using Feature Strength Information

김태우

Tae-Woo Kim

요약 특징 기반 영상 인식 방법은 객체의 특징을 이용하므로 템플릿 정합에 비해 고속으로 수행될 수 있다. 불변 특징 기반의 파노라마 생성은 영상 인식의 한 응용으로서, 두 영상 간의 특징점 정합에 많은 처리 시간이 필요하다. 본 논문에서는 특징 강도 정보를 이용하여 특징점 정합 속도를 향상시키는 방법을 제안한다. SURF 알고리즘으로 특징점들을 추출한 후, 특징 강도 정보를 계산하여 강한 특징점들을 선택하여 특징 정합에 사용한다. 특징 강도가 강한 특징점들은 그렇지 않은 특징점들 보다 더 의미 있다고 볼 수 있다. 실험에서 320×240 크기의 칼라 영상에 대해 제안한 방법은 특징 강도 정보를 사용하지 않았을 때보다 40% 이상 처리 속도의 향상을 보였다.

Abstract A feature-based image recognition method, using features of an object, can be performed faster than a template matching technique. Invariant feature-based panoramic image generation, an application of image recognition, requires large amount of time to match features between two images. This paper proposes a speed-up method of feature matching using feature strength information. Our algorithm extracts features in images, computes their feature strength information, and selects strong features points which are used to match the selected features. The strong features can be referred to as meaningful ones than the weak features. In the experiments, it was shown that our method speeded up over 40% of processing time than the technique without using feature strength information.

Key Words : feature-based image recognition, feature matching, feature strength information.

1. 서론

영상인식은 영상을 이용하여 객체 검출 및 추적, 객체 인식 등에 적용할 수 있다. 영상인식 방법은 템플릿 정합(template matching), 특징 정합(feature matching) 등으로 나눌 수 있고, 특징 정합은 영상에서 객체가 갖는 구별되는 특징을 추출하여 이용하는 것이다.

파노라마 영상 생성은 영상인식의 한 응용분야로서, 장면 일부가 겹쳐진 몇 개의 영상을 촬영하여 하나의 영

상으로 병합하는 것이다. 겹쳐진 부분을 찾아 정합하는 과정은 영상인식의 과정으로 볼 수 있다.

특징 기반 파노라마 생성 방법(feature-based panoramic image generation method)^{[1]-[4]}은 특징점을 추출하여 그 특징점들을 정합하여 정합 파라미터를 계산하는 방법이다. 특징점들은 영상의 이동, 회전, 크기 변화, 밝기 값의 변화, 유사 변환에 불변하는 특징을 갖는 것이 바람직하다. 특징 기반 방법은 직접 방법(direct method)^{[5]-[6]}에 비하여 비교적 처리 속도가 빠르다.

*정회원, 한양사이버대학교 정보통신공학과
접수일자 2013년 10월 13일, 수정완료 2013년 11월 15일
게재확정일자 2013년 12월 13일

Received: 13 October, 2013 / Revised: 15 November, 2013

Accepted: 13 December, 2013

*Corresponding Author: twkim2@hycu.ac.kr

Dept. of Information & Communication Engineering

이러한 파노라마 생성 방법은 특징점 추출, 특징 묘사, 특징 정합, 영상 병합의 단계로 이루어진다. 특징점 추출 방법으로는 DOG(Difference of Gaussian) 영상 이용 방법^{[1]-[5],[7],[13]}, FAST 방법^[8], SURF 방법^[9] 등이 있다. 이들 중 FAST 방법과 SURF 방법은 다른 방법에 비해 고속으로 수행될 수 있다. 특징 묘사 방법으로는 대부분 SIFT 묘사자(descriptor)^{[1]-[4]}가 많이 사용되고 있다. 특징 정합 방법으로는 최근방 정합(nearest neighbor matching) 방법^[10]을 사용한다. 이때 특징 정합에 많은 처리 시간이 요구된다. 파노라마 영상 생성의 시간을 줄이기 위해서는 이 단계에서 처리 시간을 줄이는 것이 필요하다.

본 논문에서는 파노라마 생성에서 처리 시간을 줄이기 위해 특징 강도 정보를 이용하는 방법을 제안한다. 이 방법은 추출된 특징점들에 대해 특징 강도를 계산하여 강한 특징들만을 선별하여 특징 정합에 사용하는 방법이다. 특징 강도가 큰 특징점들은 그렇지 않은 특징점들보다 정합에 더 큰 기여를 하므로 파노라마 생성에서 정합에 사용되는 특징점의 개수를 줄일 수 있으므로 처리 시간이 빨라지는 장점이 있다. 실험에서 제안한 방법의 개선점을 보여준다.

II. 특징 기반 파노라마 영상 생성

특징 기반 영상 인식은 동일한 객체에 대해 촬영된 영상들에서의 불변하는 특징들을 이용하는 방법이다. 영상에서 불변 특징점의 추출 과정, 추출된 특징의 묘사 과정, 묘사된 특징의 정합 과정을 통해 영상을 인식하게 된다.

1. 특징점 추출

특징 기반 영상 인식에서는 크기변화, 회전, 이동에 불변하는 특징점들을 추출하는 것이 매우 중요하다. 본 논문에서 불변 특징 기반의 파노라마 생성 방법은 계산 시간과 정확도 면에서 우수한 헤시안 행렬(Hessian matrix)에 기반한 SURF 알고리즘^[9]을 사용한다. 영상의 각 점 $\mathbf{x} = (x, y)$ 에서 스케일(scale) σ 에서 헤시안 행렬 $\mathbf{H} = (\mathbf{x}, \sigma)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{H} = (\mathbf{x}, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) \\ L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서, $L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma)$ 는 영상의 각 점 \mathbf{x} 에서 가우스 2차 미분 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 과 영상과의 컨볼루션이다.

$L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma)$ 과 $L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma)$ 도 유사하게 동작한다.

2차 가우스 미분은 그림 1 (a)와 같이 공간 필터로 나타낼 수 있으며, 고속 처리를 위해서 그림 1 (b)와 근사 화하고 적분 영상^[9]을 이용하여 계산한다.

헤시안 행렬의 결정자는 식 (2)와 같이 계산되며, 계산된 값 중에서 임계치를 초과하는 점이 특징점의 후보가 된다.

$$\det(\mathbf{H}_{\mathbf{x}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2)$$

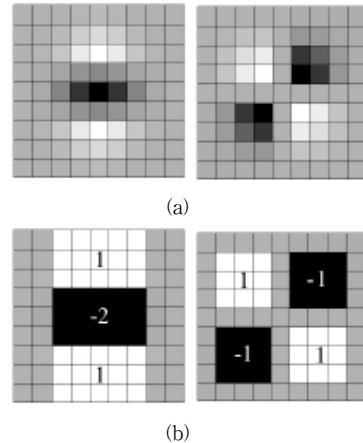


그림 1. SURF 특징점 추출을 위한 필터: (a) y-방향과 xy-방향의 가우스 2차 편미분 필터, (b) (a)의 단순화 필터

Fig. 1. Filter for SURF feature extraction: (a) the Gaussian second order partial derivatives in y-direction and xy-direction, and (b) approximations thereof using box filters.

2. 특징 묘사자

추출된 특징점들은 정합을 위해 특징 묘사자(descriptor)^[10]인 SIFT^{[1]-[4]}로 특징을 특징벡터로 표현된다. 먼저, 그림 2와 같이 특징점 주위에 대해 영상의 기울기(gradient)의 크기와 방향을 구한다.

방향 불변 특징을 얻기 위해 묘사자의 좌표와 기울기 방향들은 특징점의 방향에 대해 상대적인 회전을 구한다. 이들을 4개의 영역으로 나눈 후 방향 히스토그램에 따라 누적시켜 방향 히스토그램을 구한다.

3. 특징점 정합

두 영상 간의 이동, 회전, 크기변화의 파라미터를 구하기 위해서 특징점들의 정합을 통해서 이루어진다. 두 영상 간의 각 특징점들의 정합은 최근방 정합(nearest neighbor matching)^[10]으로 수행되는데, 최근방은 불변 묘사자 벡터들간의 유클리드 거리가 최소인 특징점을 의미한다.

파노라마 영상을 생성하기 위해서는 2단계의 정합 단계를 거친다. 1차 정합에서는 영상간의 모든 특징점들을 서로 비교하는 것이다. 이렇게 얻어진 결과는 최근방비정합법(nearest neighbor ratio matching strategy)^{[11]-[12]}을 적용하여 정합 결과를 얻는다.

1차 정합의 결과는 전체 특징점들은 비정합점(outlier)이 존재하므로 정합점(inlier)을 선정하는 2차 정합을 진행하게 된다. 1차 정합 결과 전체에 대해 정합점을 선정하는 것은 시간이 오래 걸리는 것이므로 RANSAC 알고리즘^{[11]-[12]}을 이용한다.

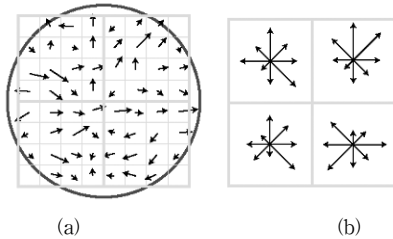


그림 2. 특징점에 대한 특징 묘사자(descriptor)의 생성: (a) 영상 기울기, (b) 4개 영역으로 누적된 방향 히스토그램.

Fig. 2. Construction of feature descriptor for features: (a) image gradient, and (b) accumulated directional histogram for four regions.

RANSAC은 비정합점(outlier)에 매우 둔감한 장점을 가지지만, 정합점의 개수에 비해 비정합점 개수의 비율이 너무 크면 정합에 실패한다.

2차 정합의 결과는 두 영상에서 공통으로 나타나는 객체 간에 서로 대응되는 특징점들이다. 이들 대응점들에 대해 최소 자승법을 이용하여 투영 변환 행렬(perspective transformation matrix)인 식 (3)과 같이 정합 파라미터 a, b, c, d, e, f, g, h 를 구한다. 구해진 투영 변환 행렬을 이용하여 파노라마 영상을 생성한다.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} g & h & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}} \quad (3)$$

III. 특징점의 강도 계산

두 영상 간의 특징점들의 정합에서 특징점들의 수가 많으면 많을수록 정합에 필요한 처리 시간이 더 오래 걸리게 된다. 본 논문에서는 이러한 특징점들 중에서 특징 강도 정보(feature strength information)를 계산하여 강도가 약한 특징점들을 제거함으로써 정합의 처리 속도를 높이게 된다. 특징 강도 S 는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$S = \int \int S_H(x,y) S_G(x,y) S_F(x,y) dx dy \quad (4)$$

$$S_H = \det(\mathbf{H}_x) / \det(\mathbf{H}_x)_{\max} \quad (5)$$

$$S_G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (6)$$

$$S_F(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{feature point} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서, S_H 는 영상의 각 점 \mathbf{x} 에서 식 (2)의 값에 영상에서 식 (2)의 최대값으로 나눈 값이고, S_G 는 그림 3(a)와 같은 가우스 분포 함수로서 그림 3(b)의 가우스 필터로 사용되며 각 특징점에 적용하여 주변의 특징점들의 수가 많으면 많을수록 큰 값을 나타내게 된다. 특징점들 중에서 특징 강도 S 의 값이 작으면 제거하게 된다.

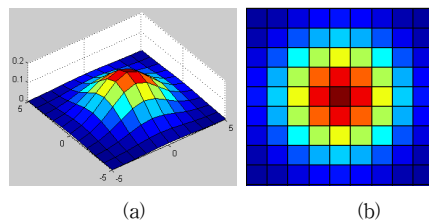


그림 3. 각 특징점에서 특징 강도 계산을 위한 (a)가우스 분포 함수와 (b)가우스 필터

Fig. 3. (a) Gauss distribution function and (b) Gauss filter for computing feature strength in each feature point

IV. 실험 및 결과

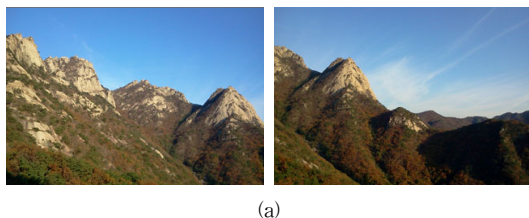
영상 정합에서 제안한 특징 강도를 이용한 정합 속도 향상 효과를 알아보기 위해 320×240 크기의 컬러 영상에 대해 실험하였다. 실험은 AMD Athlon II X2 240 Processor 2.80 GHz CPU, 2GB 메모리, MS Visual Studio 2010 환경의 데스크톱 PC에서 실험하였다.

그림 4 (b)는 그림 4 (a)와 같이 두 영상에 대해 SURF 알고리즘을 적용하여 추출한 특징점들이고, 그림 4 (c)는 1차 정합한 결과이며, 그림 4 (d)는 2차 정합한 결과이고, 그림 4 (e)는 구해진 정합 파라미터를 이용하여 파노라마 영상을 생성한 결과이다.

그림 5는 제안한 방법을 적용한 결과로서, 그림 5 (b)는 그림 5 (a)와 같이 두 장의 영상에 대해 SURF 알고리즘으로 특징점들을 구한 후 특징 강도 정보를 적용한 결과이다. 그림 4 (b)의 특징점의 수에 비해 다소 적지만 그림 5 (b)는 특징점들이 영상 전체에 퍼져 있는 것을 볼 수 있다. 그림 5 (b)에서는 SURF 알고리즘을 적용할 때 좀 더 많은 특징점들을 추출하여 특징 강도가 낮은 특징점들은 제거되었다. 그림 5 (c)는 특징점들에 대해 SIFT 묘사를 하여 특징 정합을 수행한 결과이다. 그림 5 (d)는 RANSAC 알고리즘^{[11]-[12]}을 적용하여 2차 정합을 수행한 결과이다. 그림 5 (e)는 구해진 정합 파라미터를 이용하여 생성한 파노라마 영상이다.

표 1은 그림 4와 그림 5의 영상에 대해 특징 강도를 이용하지 않은 SURF 알고리즘의 결과와 제안한 방법을 적용한 결과를 비교한 것이다. 제안한 방법은 SURF 알고리즘에 비해 추출된 특징점 수가 적지만 1차 정합된 특징점의 수가 많은 결과를 보였다. 이것은 정합에 사용된 특징점들이 더 크게 기여했음을 나타낸다. 추출된 특징점의 수가 적음으로 인해 정합 처리 시간이 줄어든 결과를 보였다.

그림 6과 그림 7은 제안한 방법을 적용한 또 다른 결과를 보여준다. 그림 7은 4장의 영상에 대해 제안한 방법을 적용하여 생성한 파노라마 영상의 예를 보여준다.



(a)

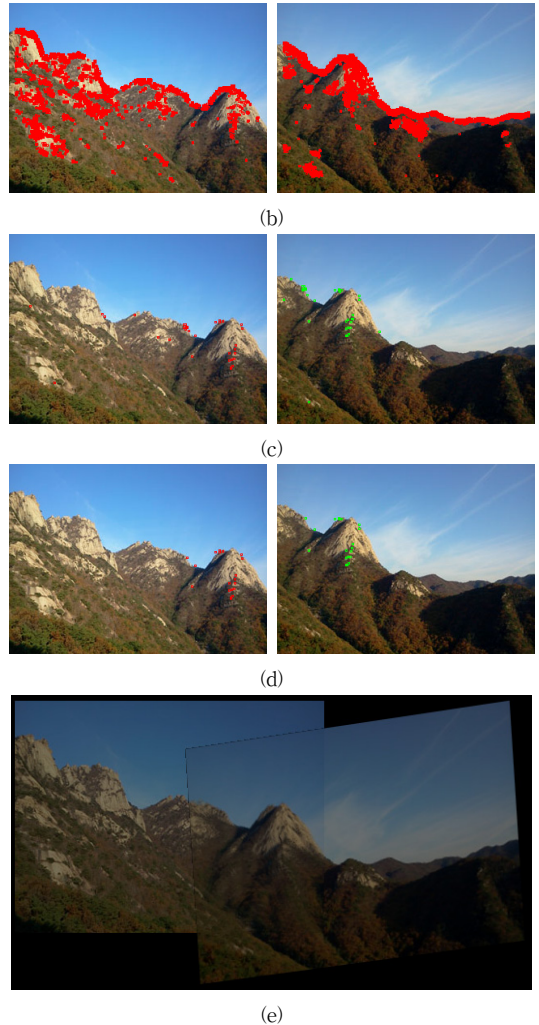
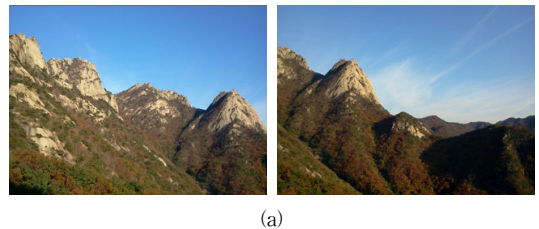


그림 4. 파노라마 생성 과정: (a) 원 영상, (b) 특징점 추출 결과, (c) 1차 정합 결과, (d) 2차 정합 결과, (e) 생성된 파노라마 영상.

Fig. 4. Step of panoramic image generation: (a) original image, results of (b) feature extraction, (c) first matching, (d) second matching, and (e) generated panoramic image



(a)

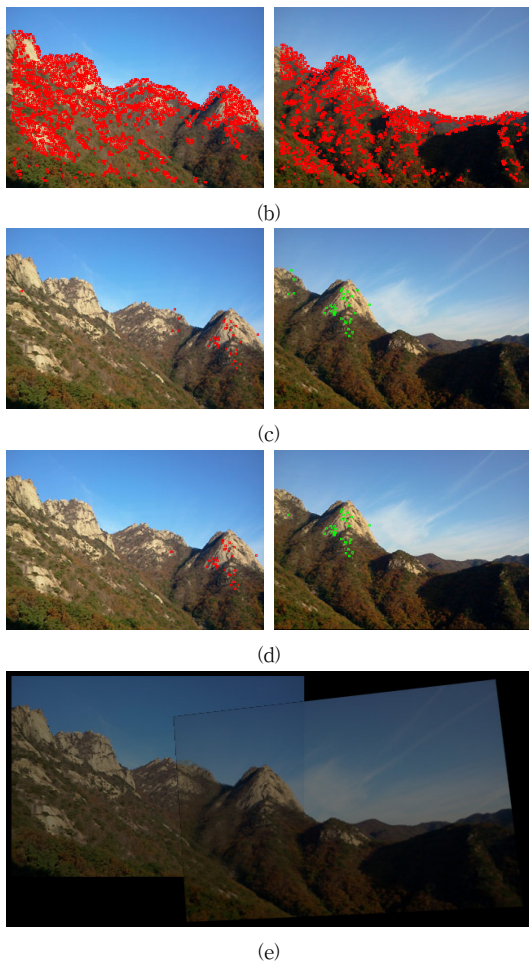
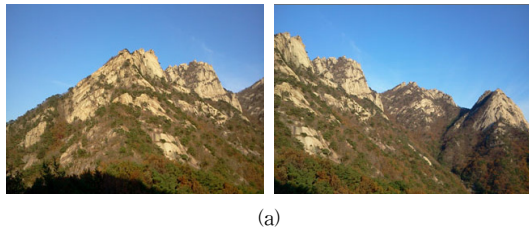


그림 5. 제안한 특징 강도를 적용한 파노라마 영상 생성: (a) 원 영상, (b) 특징점 추출 결과, (c) 1차 정합 결과, (d) 2차 정합 결과, (e) 생성된 파노라마 영상.
 Fig. 5. Step of panoramic image generation, where the proposed feature strength was applied: (a) original image, results of (b) feature extraction, (c) first matching, (d) second matching, and (e) generated panoramic image



(a)

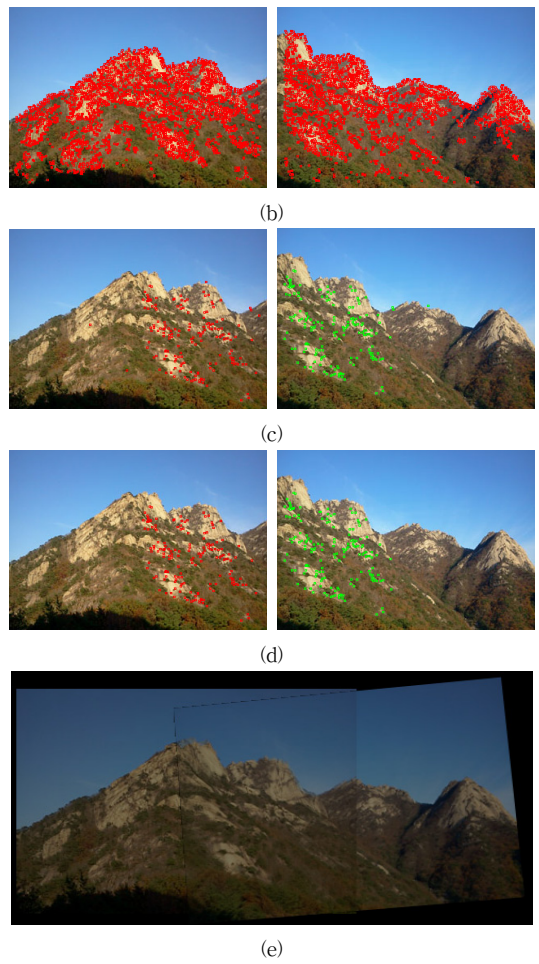


그림 6. 제안한 특징 강도를 적용한 파노라마 영상 생성: (a) 원 영상, (b) 특징점 추출 결과, (c) 1차 정합 결과, (d) 2차 정합 결과, (e) 생성된 파노라마 영상.
 Fig. 6. Step of panoramic image generation, where the proposed feature strength was applied: (a) original image, results of (b) feature extraction, (c) first matching, (d) second matching, and (e) generated panoramic image

표 1. 그림 4와 그림 5에 대한 특징점 수와 정합 처리 시간 비교

Table 1. Comparison of the number of feature points and the time cost of matching process for Fig. 4 and Fig. 5

처리 방법	추출된 특징점 수	1차 정합후 특징점 수	1차 정합 처리 시간
SURF	3088 2994	34	1.81
제안한 방법	2414 1781	37	1.02

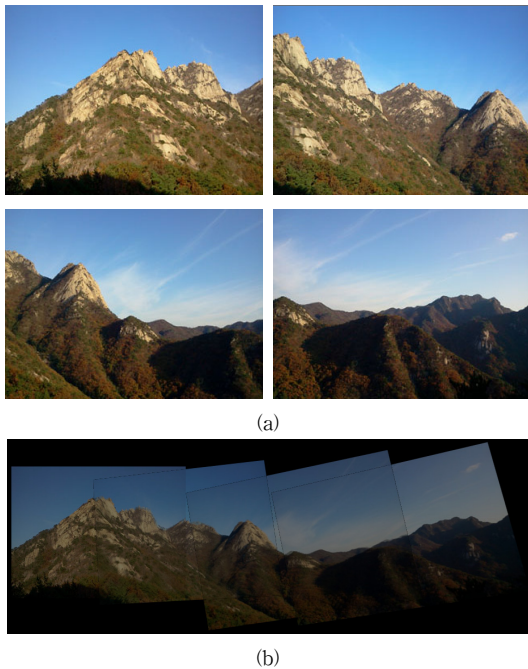


그림 7. 제안한 특징 강도를 적용한 파노라마 영상 생성: (a) 원 영상, (b) 생성된 파노라마 영상.

Fig. 7. Panoramic image generation, where the proposed feature strength was applied: (a) original image and (e) generated panoramic image

V. 결론

본 논문에서는 특징 기반 영상 정합에서 특징 강도를 적용하는 방법을 제안하였다. SURF 알고리즘으로 특징 점들을 추출한 후, 특징 강도 정보를 계산하여 특징 강도가 강한 특징점들을 선택하여 특징 정합에 사용하였다. 특징 강도 정보를 사용함으로써 의미 있는 특징들을 선별할 수 있어서 처리 시간을 줄일 수 있었다. 실험에서 320×240 크기의 칼라 영상에 대해 제안한 방법은 특징 강도 정보를 사용하지 않았을 때보다 40% 이상 처리 속도의 향상을 보였다.

앞으로 제안한 특징 강도 정보를 얼굴 인식^[14] 등과 같은 다양한 영상 정합에 적용하는 연구가 필요하다.

References

[1] David G. Lowe, "Distinctive Image Features from

Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, 2004

- [2] Matthew Brown and David Lowe, "Invariant Features from Interest Point Groups", In *Proceedings of the 13th British Machine Vision Conference*, pp. 253-262, Cardiff, 2002
- [3] Matthew Brown and David G. Lowe, "Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 74(1), pp. 59-73, 2007
- [4] M. Brown and D. G. Lowe, "Recognising Panoramas", In *Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision (ICCV03)*, volume 2, pp. 1218-1225, Nice, October 2003
- [5] Heung-Yeung Shum and Richard Szeliski, "Panoramic Image Mosaics," *Technical Report, MSR-TR-97-23*, 2003
- [6] Richard Szeliski, "Image Alignment and Stitching: A Tutorial", *Technical Report, MSR-TR-2004-92*, 2004
- [7] David G. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features", In *Proceedings of International Conference on Computer Vision*, pp. 1150-1157, Corfu, Greece, September 1999
- [8] Edward Rosten and Tom Drummond, "Machine learning for high-speed corner detection", In *proceedings of ECCV 2006*, Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2006, pp. 430-443
- [9] Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool, "Speeded-Up Robust Features (SURF)", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 110(3), 2008, pp. 346-359
- [10] R.O. Duda, P.E. Hart and D.G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd, Wiley, 2001
- [11] M. Fischler and R. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, 24(6), 381-395
- [12] B. J. Bae, J. S. Park, "Outlier Removal in Feature Point Matching Using Residual Magnitude",

Journal of Korean Institute of Information Technology, vol. 8, issue 11, pp. 239-250, November 2010.

- [13] T. W. Kim, H. J. Yoo, "Construction of Panoramic Images Based on Invariant Features", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, v.7, no.7, pp. 1214-1218, June 2006.
- [14] I. K. Park, B. H. Ahn, G. S. Choi, "Detection of Face Features using Extended Valley Energy", The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, vol. 9, issue 3, pp. 187-192, June 2009.

저자 소개

김 태 우(정회원)



- 1990년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학석사)
- 1995년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학박사)
- 2003년 3월 : 한양사이버대학교 정보통신공학과 교수