

효과적인 증강현실 구현을 위한 특징점 분석 기반의 마커영상 평가 방법

이진영, 김종호*
순천대학교 멀티미디어공학과

Evaluation of Marker Images based on Analysis of Feature Points for Effective Augmented Reality

Jin-Young Lee, Jongho Kim*
Department of Multimedia Engineering, Sunchon National University

요약 본 논문에서는 효과적인 마커기반의 증강현실 구현을 위하여 영상 내 객체의 분포에 대한 분석과 반복 패턴을 포함하는 영상의 분류를 통한 마커영상의 평가 방법을 제안한다. 객체의 분포는 영상의 부분적 가림 현상에 따라 객체 추적성능에 영향을 미치기 때문에 특징점 좌표의 분산을 이용하여 가림 현상에 취약한 마커영상을 구분할 수 있도록 하였고, 일반 영상과 반복 패턴을 포함하는 영상의 특징점 기술자 벡터의 분포가 현저하게 다르다는 사실에 기반하여 객체의 인식 및 추적에 적합한 영상을 구분할 수 있는 방법을 제안한다. 다양한 실험 결과 제안하는 마커 평가 방법이 가림 현상에 취약한 영상 및 반복 패턴 영상을 구분하는데 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. 또한 마커영상에 대한 객체 추적 등의 안정성 측면에서 SURF보다 SIFT 기법이 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 이러한 결과를 이용하여 다양한 종류의 마커영상에 대한 적합성 정보를 사용자에게 제공함으로써 효과적인 증강현실 시스템을 구현할 수 있을 것으로 판단된다.

Abstract This paper presents a marker image evaluation method based on analysis of object distribution in images and classification of images with repetitive patterns for effective marker-based augmented reality (AR) system development. We measure the variance of feature point coordinates to distinguish marker images that are vulnerable to occlusion, since object distribution affects object tracking performance according to partial occlusion in the images. Moreover, we propose a method to classify images suitable for object recognition and tracking based on the fact that the distributions of descriptor vectors among general images and repetitive-pattern images are significantly different. Comprehensive experiments for marker images confirm that the proposed marker image evaluation method distinguishes images vulnerable to occlusion and repetitive-pattern images very well. Furthermore, we suggest that scale-invariant feature transform (SIFT) is superior to speeded up robust features (SURF) in terms of object tracking in marker images. The proposed method provides users with suitability information for various images, and it helps AR systems to be realized more effectively.

Keywords : Augmented Reality, Marker, SIFT, Feature Point Analysis, Repetitive Patterns

*Corresponding Author : Jongho Kim(Sunchon National Univ.)
email: jhkim@sunchon.ac.kr

Received May 14, 2019

Accepted September 6, 2016

Revised July 5, 2019

Published September 30, 2019

1. 서론

증강현실(AR: Augmented Reality)은 현실 세계의 모습에 가상의 영상 및 정보를 합성, 표현하여 다양한 기능과 서비스를 제공하는 기술이다[1,2]. AR 기술은 미리 정의된 영상이나 패턴을 추적하여 3D 모델, 단일 영상, 알파 영상 등의 콘텐츠를 시각화하는 마커(marker) 기반 방식과 원 영상에서 컬러, 객체 또는 배경의 특징을 추출하여 추적할 목표 영상으로 사용하는 마커리스(markerless) 방식으로 구분할 수 있지만, 두 방식 모두 객체를 추적한다는 공통점이 있어 마커라는 용어를 사용한다[3-5]. 마커는 증강현실의 주요 기능인 객체의 인식 및 추적(tracking) 등의 성능에 직접적으로 영향을 미치기 때문에 마커를 관리하는 것은 증강현실 시스템을 구현하고 성능을 유지하는데 중요한 요소이다[6-7]. 자연영상을 마커로 사용할 때 영상 내에 객체(object)의 분포가 특정 영역에 집중되어 있는 경우, 텍스처(texture) 등의 반복 패턴(repetitive pattern)을 포함하는 경우, 조명 등에 의하여 영상의 일부분이 손실된 경우 등에 따라 마커 인식 및 추적 성능에 차이가 있을 수 있다. 따라서 객체의 분포 및 반복 패턴에 대한 분석 작업은 증강현실 성능을 향상시키기 위한 전처리과정으로서 매우 중요하다[5].

객체가 희소하게 분포하거나 영상의 일부에 집중되어 있는 경우에는 특징점(feature point)의 분포를 이용한 분석 기법에서 약간의 조명변화 또는 가림(occlusion) 현상에도 쉽게 특징점의 좌표가 흔들리거나 좌뎠값을 잃어버릴 수 있고, 객체의 형태가 원형이거나 디자인 특성으로 인해 모서리(corner) 영역이 감소하게 되면 이를 기반으로 한 다수의 특징점 검출 기법을 통해 충분한 갯수의 특징점을 얻을 수 없게 되어 마커영상 내 객체의 분포에 대한 정확한 정보를 얻을 수 없게 된다. 또한 마커 영상에 반복 패턴이 존재하면 특징점을 표현하는 기술자(descriptor)가 영상 전반에 걸쳐 유사한 형태를 갖기 때문에 입력영상과 마커영상 간 오정합(mismatch) 문제가 발생하고, 이 역시 증강현실 시스템의 성능에 영향을 미치는 중요한 원인 중 하나이다. 많은 증강현실 시스템에서 영상의 특성을 분석 및 평가하여 마커 인식 및 추적 성능이 우수한 영상을 활용할 수 있도록 정보를 제공하는 접근법을 도입하고 있다.

증강현실 플랫폼인 Vuforia는 마커로서의 활용성을 평가하기 위해 특징점의 분포, 대비(contrast), 객체의 형태 등을 기준으로 제시하고 있으나, 정확한 평가 기법 및 기준을 공개하지 않고, 해상도를 조절하여 특징점의

분포를 개선하는 방법을 도입함으로써 마커의 성능이 떨어질 수 있는 문제점이 있다[8]. Mok 등은 반복 패턴 영상에 평균점 이동 클러스터링(mean shift clustering) 및 RANSAC (Random Sample Consensus) 기법을 적용하여 오정합되는 기술자들을 분류하고, 이들 중에서 신뢰도가 높은 기술자를 선택하는 방법을 제안하였는데[9], 반복 기법 기반의 데이터 군집화 알고리즘을 사용하여 계산 복잡도가 크게 증가할 수 있고, 평균점을 구하기 위한 윈도우 크기가 변화함에 따라 분류 성능이 좌우될 수 있는 단점이 있다. Pritts 등은 평면조건을 만족하는 영상에 존재하는 반복패턴을 검출, 보정, 분류하기 위하여 반복요소들을 유클리디언 변환을 통해 동일한 평면에 맵핑시키는 기법을 제시하였는데[10], 이는 인공적인 반복 또는 대칭을 이루는 건물 외관, 모자이크 패턴 등을 검출 및 분류하는데 우수하지만, 자연영상에 존재하는 반복 패턴을 검출하는 성능이 떨어지는 단점이 있다.

본 논문에서는 효과적인 증강현실 시스템을 구현하기 위하여 특징점 분석을 통해 영상 내의 객체의 분포 및 반복 패턴 포함 여부를 반영하여 마커를 평가하는 방법을 제안한다. 먼저 객체가 마커영상 전체에 고르게 분포하지 않고 일부분에 집중되어 있으면 가림 현상에 취약한 마커가 될 수 있기 때문에 객체가 마커영상 내에 고르게 분포하는지 판단하기 위하여 특징점의 위치에 대한 통계적 특성을 이용하는 방법을 제안한다. 또한, 반복 패턴을 찾는 문제는 영상처리 분야에서 다양한 연구가 진행되어 왔는데, 대부분 영상 내에서 반복되는 패턴을 갖는 객체나 영역을 검출[10-13]하는 데 집중된 반면, 제안하는 방법은 반복 패턴 영상과 일반적인 영상을 구분하는 문제를 다룬다. 이를 위해서 구분 기준이 명확해야 하는데, 본 논문에서는 일반 영상의 SIFT 기술자의 분포가 가우시안 분포로 근사화될 수 있다는 사실을 실험적으로(empirically) 발견하고, 이를 기반으로 마커영상의 특징점 기술자에 대한 히스토그램과 가우시안 분포의 유사도를 측정함으로써 반복 패턴 포함 여부를 측정하는 방법을 제안한다. Fig. 1은 마커로 사용하기에 적합하지 않은 영상의 예를 나타내는데, Fig. 1(a)는 특징점의 통계적 특성 분석을 통해 가림 현상에 취약한 영상을 나타내고 있고, Fig. 1(b)는 반복 패턴을 포함하기 때문에 특징점 기술자 벡터의 많은 성분이 중복되어 오정합이 발생할 수 있는 영상을 나타낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 특징점의 검출 및 표현을 위한 SIFT 기법과 제안하는 특징점 분석을 기반으로 한 마커영상 내 객체의 분포를 파악하는 방법

및 반복 패턴 포함 여부를 판단하는 방법을 자세히 기술한다. 3장에서 다양한 영상에 대하여 제안하는 방법의 성능평가 결과를 보이고, 결론 및 논의를 4장에서 제시한다.

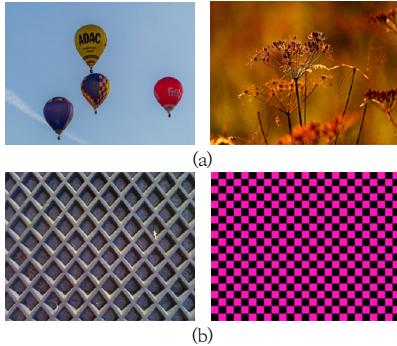


Fig. 1. Examples unsuitable for marker images with (a) feature points unevenly distributed (b) repetitive patterns

2. 제안하는 마커 평가 방법

2.1 SIFT 기법을 이용한 특징점 검출

제안하는 마커영상 평가 방법은 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 기법을 통해 검출된 특징점을 이용하여 수행되는데, SIFT는 크게 스케일 공간 극점 검출, 특징점 조정, 방향정보 할당, 특징점 기술자 생성 등의 과정을 거쳐 크기, 회전 및 조명 등의 변화에 강인한 특징점을 추출한다[11]. 특징점 기술자는 Fig. 2에 나타난 바와 같이 특징점 주변의 16×16 픽셀을 16개의 4×4 블록으로 나눈 후 각 블록에 대해 8방향의 방향 히스토그램을 구하여 128차원의 벡터로 표현한다. 다양한 기술자 벡터를 가진 특징점이 많을수록 영상 내에서 객체를 추적하거나 인식하기 용이하고, 보통 자연영상은 다양한 특징점을 포함하기 때문에 마커로 사용하면 우수한 증강현실 성능을 나타낼 수 있다. 하지만, 빌딩 등과 같이 인공적이고 반복되는 패턴을 포함하는 객체가 있는 영상은 특징점을 표현하는 기술자 벡터가 동일하거나 매우 유사한 값을 나타내므로 추적이나 인식과정에서 오정합 문제가 발생하게 된다. 이러한 기술자 벡터가 다수 포함된 영상은 마커로 사용하기 부적절하며, 기술자 벡터의 중복성을 판단하여 마커 평가 요소로 활용하는 것이 효과적인 AR 시스템을 위해 필요한 요소임을 알 수 있다.

또한 SIFT 기법에서 특징점 조정 단계를 거친 특징점의 위치 좌표에 대한 통계적 특성, 즉 분산(variance)을

구하여 특징점들이 영상 전체에 골고루 퍼져있는지 여부를 판단할 수 있으며, 분산이 낮은 경우에는 마커영상의 객체가 일부 영역에 몰려있어 약간의 가림에도 대부분의 특징점이 손실될 수 있고, 증강현실 성능이 저하될 수 있다.

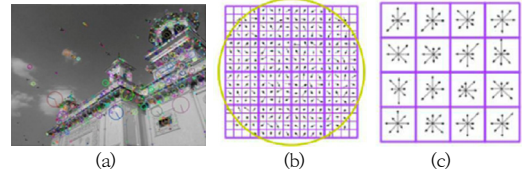


Fig. 2. Keypoint descriptor generation in SIFT (a) feature extraction (b) image gradients (c) orientation histograms

2.2 특징점 분포에 따른 마커 평가 방법

SIFT 기법에 의해 추출된 특징점의 위치 좌표에 대한 통계적 특성 중에서 분산을 이용하여 마커영상의 부분적 가림 및 잡음 등의 영향을 판단하고 마커 평가 요소로 사용하는 방법을 제안한다. 이를 위하여 특징점의 위치를 벡터 \mathbf{p}_r 라고 할 때, Eq. (1)에 의해 정규화한다.

$$\mathbf{p}_r = \frac{\mathbf{p} - \mathbf{p}_{\min}}{\mathbf{p}_{\max} - \mathbf{p}_{\min}} \quad (1)$$

where \mathbf{p}_{\max} and \mathbf{p}_{\min} denote the maximum and minimum value of feature points, respectively

Eq. (1)의 결과인 \mathbf{p}_r 은 영상의 크기에 관계없이 특징점 좌표의 상대적인 위치를 나타낸다. \mathbf{p}_r 의 x 좌표를 x_i , y 좌표를 y_j 라고 하면, 특징점에 대한 분산은 Eq. (2)와 같이 구한다.

$$\sigma_{p_r}^2 = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \mu_x)^2 + \sum_{j=0}^{N-1} (y_j - \mu_y)^2}{2N} \quad (2)$$

where N denotes the number of feature points and μ_x and μ_y describe the mean values of \mathbf{p}_r on x -coordinate and y -coordinate, respectively

객체가 영상 전체에 골고루 분포하지 않고 일부 영역에 집중되어 있으면 특징점 좌표가 낮은 분산값을 갖고, 이는 x 또는 y 방향의 가림 현상에 의해 많은 객체 및 특징점이 소실될 가능성이 높음과 동시에 가림 현상에 취약한 마커영상임을 의미한다. 실험적으로 특징점이 영상 전체에 골고루 분포할 경우 x 및 y 방향 분산이 0.7 - 1.0 범위의 값을 갖고, 0.7보다 작으면 특징점이 일부 영역에 집중되어 있음을 확인하였다. 또한 실험에서 사용한 자연영상에 대해 분산이 1.0을 넘는 경우는 발생하지 않았다.

2.3 반복 패턴 검출을 통한 마커 평가 방법

마커영상에 반복 패턴이 존재할 경우 SIFT 기법에 의해 추출된 특징점, 특히 기술자 벡터의 각 성분이 중복되거나 유사한 값을 갖는다. 이를 확인하기 위해서 각 기술자 벡터를 비교해야 하는데 128차원의 벡터를 직접 비교하는 과정은 매우 비효율적이다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 마커영상의 평균 기술자 벡터를 구하고, 각 기술자 벡터와 평균 기술자 벡터와의 거리를 이용함으로써 차원을 줄이는 효과를 얻는다. 기술자 벡터의 각 성분들의 평균을 의미하는 평균 기술자 벡터를 \mathbf{v}_a , 각각의 기술자 벡터를 \mathbf{v} 라고 하면, 두 벡터의 거리 d_v 는 Eq. (3)과 같이 L2 norm으로 정의한다.

$$d_v = \|\mathbf{v} - \mathbf{v}_a\|_2 \quad (3)$$

반복 패턴 영상을 비롯한 다양한 영상에 대해 Eq. (3)에서 구한 d_v 의 히스토그램을 살펴보면, 일반적인 자연영상은 가우시안 분포에 가까운 모양을 보이는 반면, 반복 패턴 영상은 정형화되지 않는 모양으로 나타난다는 사실이 관찰된다. 이는 일반 영상이 다양한 요소로 이루어진 특징점을 풍부하게 가지고 있기 때문에 평균 기술자 벡터와의 거리가 가우시안 분포를 보이는 반면, 반복 패턴 영상은 기술자 벡터의 많은 성분이 중복되어 평균 기술자 벡터와의 거리가 특정 성분에 집중되기 때문이다.



Fig. 3. Some marker images and histograms of their d_v (a) repetitive patterns (b) general natural images

Fig. 3은 본 논문에서 마커영상의 반복 패턴 포함 여부를 판단하기 위한 방법을 제안하는데 사용한 몇 가지 영상 및 해당 d_v 의 히스토그램을 나타낸다.

Fig. 3(a)는 반복 패턴 영상 및 d_v 히스토그램을 나타내고, Fig. 3(b)는 일반적인 자연영상 및 d_v 히스토그램을 나타낸다. 히스토그램과 겹쳐서 나타난 파란색 곡선은 d_v 의 평균 및 분산을 파라미터로 하는 가우시안 분포를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 반복 패턴 영상의 경우 d_v 의 분포가 정형화되지 않는 모습을 보이고, 일반 영상의 경우에는 가우시안 분포와 가깝다는 사실을 알 수 있다. 이러한 사실에 기반하여 본 논문에서는 d_v 의 히스토그램 분포와 Eq. (4)와 같이 해당 평균 및 분산을 파라미터로 하는 가우시안 분포와의 차이를 이용하여 반복 패턴 마커영상을 평가하는 방법을 제안한다.

$$g(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{k^2}{2}} \quad (4)$$

where k denotes each interval (or bin) of the histogram

Eq. (4)는 특징점의 기술자 벡터로부터 구한 d_v 와 가우시안 분포와의 유사도를 구하고, 서로 다른 영상에 대한 분포의 비교를 위해 z -변환을 통해 정규화한 식을 나타낸다. 마커영상의 d_v 와 해당 가우시안 분포와의 유사도는 Eq. (5)와 같이 정의된 차이, E 를 측정하여 판단한다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (g(k) - d_v(k))^2 \quad (5)$$

where $g(k)$ and $d_v(k)$ denote the gaussian values and d_v , corresponding to the k -th interval of the histogram, respectively, and N is the number of feature points of the marker image

3. 실험 및 결과

제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해 두 가지 측면에서 실험을 진행하였는데, 특징점의 분산을 통해 얻은 객체의 분포에 대한 정보가 가림 현상에 따라 마커 추적에 미치는 영향을 파악하는 것과 반복 패턴 영상의 분류 성능이다. Eq. (2)에 의해 구한 특징점의 분산에 따라 배치한 다양한 영상을 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4(a)는 낮은 분산값을 갖는 영상을 보이는데, 어두운 곳에서 획득한 영상, 객체가 없거나 희소하여 특징점의 갯수가 적은 영상, 객체는 뚜렷하지만 특정 영역에 몰려 있는 영상 등의 경우이다. Fig. 4(b)의 세 번째 영상의 특징점 분산이

더 클 것으로 보이지만 실제로는 네 번째 영상의 배경에 존재하는 굵은 패턴에서 특징점이 추출되어 더 큰 분산값을 나타낸다.

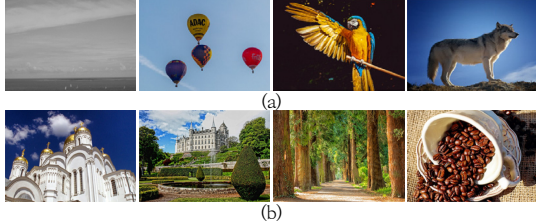


Fig. 4. Marker images with different variance of keypoints (a) low variances (0.3, 0.4, 0.5, and 0.6 left to right) (b) high variances (0.7, 0.8, 0.9, and 1.0 left to right)

Fig. 4(a)의 두 번째 영상(분산값 0.4)과 Fig. 4(b)의 두 번째 영상(분산값 0.8)을 마커로 사용하여 AR을 구현한 영상을 Fig. 5에 나타내었다. 상대적으로 낮은 분산을 갖는 영상(Fig. 5(a), (b))은 객체 일부분만 가려짐에도 추적 좌표가 흔들리면서 증강 콘텐츠가 과하게 커지거나 방향이 어긋나는 현상이 나타난다. 또한, 특징점이 집중되어 있는 부분이 가려지면 추적 좌표를 전혀 탐색하지 못한다. 반면, 비교적 높은 분산을 갖는 영상(Fig. 5(c), (d))은 어떤 방향에서도 영역이 50% 이상 가려져도 추적 좌표가 안정적으로 유지된다. 이는 영상의 모든 영역에

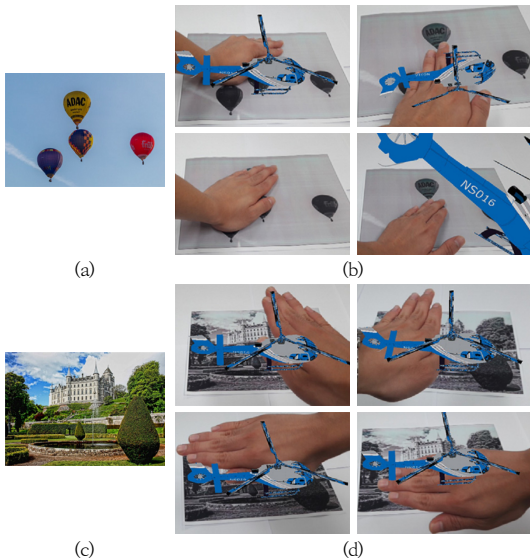


Fig. 5. Tracking tests for various occlusion (a) low variance (b) high variance

대해 특징점들이 고르게 분포하여 영상의 일부 영역이 가려져도 나머지 특징점들이 유효하게 동작하기 때문이다. 이러한 실험결과를 통해 마커영상의 AR 성능과 특징점의 통계적 특성이 직접적인 관련이 있음을 확인하였고, 본 논문에서는 Eq. (2)에 의한 분산값 1.0을 최대값으로 하여 5점 척도로 사용자에게 마커영상의 품질에 대한 정보를 제공한다.

Fig. 3(a)와 같이 반복 패턴을 포함하는 다양한 영상에 대해 Eq. (5)의 L 를 구하면 0.04보다 큰 값을 보이는 것을 실험적으로 확인할 수 있다. 더불어 반복패턴 영상은 히스토그램의 각 구간에서 측정한 값의 최댓값이 1.0을 넘기 때문에 이 두 가지 조건, 즉 Eq. (5)의 $E > 0.04$ 와 차이의 최댓값이 1.0보다 크다는 조건을 동시에 만족하면 반복 패턴 영상으로 판단한다. 이를 DTD (Describable Texture Dataset) 영상[12]에 적용하여 Table 1에 결과를 정리하였다.

Table 1. Experimental results for DTD images with repetitive patterns

Category	Precision	Recall	Accuracy
Chequered	0.989	0.865	0.874
Zigzagged	0.986	0.847	0.880
Grid	0.984	0.729	0.793
Perforated	1.0	0.564	0.608
Woven	1.0	0.352	0.608
Average	0.992	0.672	0.753

Table 1은 DTD에서 제공하는 영상 중 반복 패턴으로 이루어진 영상 카테고리를 선택하고, 각 카테고리마다 임의로 선택한 120개의 영상을 대상으로 제안한 방법에 의해 반복 패턴으로 분류되는지를 검증한 결과이다. 실험결과 Chequered, Zigzagged, Grid 카테고리의 영상에 대해서는 높은 성능을 나타내지만, Woven 카테고리의 영상은 반복되는 패턴보다는 끈이나 실밥 등의 요소에 의한 텍스처 특징이 추출되어분류 성능이 저하되고, Perforated 카테고리의 영상은 원형 객체가 반복되는 특성을 보이기 때문에 추출되는 특징점의 갯수가 적어 분류 성능이 저하된다. 또한, SIFT와 더불어 특징점을 검출하기 위해 매우 널리 사용되는 기법인 SURF (Speeded-Up Robust Features) 기법[13]에 의해 특징점을 추출하고, 제안한 방법을 적용하여 반복패턴 영상의 분류성능을 평가한 결과를 Table 2에 나타내었다.

Table 2. Comparative results of SIFT and SURF

Method	Precision	Recall	Accuracy	AvgTime
SIFT	1.0	0.813	0.847	0.612
SURF	0.860	0.787	0.724	0.600

SIFT와 SURF 기법 모두 안정적인 모델이라고 할 수 있으나, SIFT 기법이 SURF에 비해 평균 시간을 제외한 모든 평가 항목에서 우수한 성능을 나타내고 있어 좀 더 안정적인 모델로 판단된다. 일반적으로 SURF 기법이 SIFT 기법의 성능을 개선했다고 알려져 있지만, 이는 추출할 특징점의 갯수를 결정하는 파라미터에 직접적인 영향을 받고, 특히 본 논문과 같은 목적에서는 128차원의 SIFT 기술자 벡터와 달리 SURF 기법의 기술자 벡터가 64차원인 특성에 따라 SIFT 기법에 의한 분류 정확도가 더 높게 나타난다. 더욱이, SURF 기법의 파라미터를 조정하여 분류 속도를 획기적으로 개선시키는 것이 가능하지만, 정밀도, 정확도, 민감도 등이 하락하여 모델의 분류 성능 안정성에 영향을 끼칠 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 효과적인 마커기반 증강현실 구현을 위하여 영상 내 객체의 분포를 파악하기 위해 특징점에 대한 통계적 특성 분석과 반복 패턴을 포함하는 영상의 분류를 통한 마커영상의 평가 방법을 제안하였다. 특징점 좌표의 분산을 이용하여 가림 현상에 취약한 마커영상을 구분할 수 있도록 하였고, 일반 영상과 반복 패턴을 포함하는 영상의 특징점 기술자 벡터의 분포가 현저하게 다르다는 사실에 기반하여 객체의 추적에 효과적인 영상을 구분할 수 있는 방법을 제안하였다. 다양한 실험 결과 제안하는 마커 평가 방법이 가림 현상에 취약한 영상 및 반복 패턴을 포함하는 영상을 구분하는데 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. 또한 마커영상에 대한 객체 추적 등의 안정성 측면에서 SURF보다 SIFT 기법이 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 이러한 결과를 이용하여 다양한 종류의 마커영상에 대한 적합성 정보를 사용자에게 제공함으로써 효과적인 증강현실 시스템을 구현할 수 있을 것으로 판단된다. 이러한 결과를 바탕으로 실제로 반복 패턴이 포함되어 있지 않은 영상임에도 특징점 기술자 벡터의 분포가 가우시안 분포와 현저하게 다른 경우에 대한 대처와 조명 및 잡음 환경에서도 강인한

특징점 분석이 이루어질 수 있는 방법 등에 대한 연구를 지속적으로 수행할 예정이다.

References

- [1] D. Krevelen, R. Poelman, "A survey of augmented reality technologies, applications and limitations," *International Journal of Virtual Reality*, Vol.9, No.2, pp.1-20, Jun. 2010.
- [2] D. Chatzopoulos, C. Bermejo, Z. Huang, P. Hui, "Mobile augmented reality survey: From where we are to where we go," *IEEE Access*, Vol.5, No.4, pp.6917-6950, Apr. 2017. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2698164>
- [3] J. Lee, S. Jung, C. Sim, J. Kim, "Distribution analysis of feature points of the marker-based augmented reality," *Proceedings of the 7th International Conference on Next Generation Computer and Information Technology*, Sapporo, Japan, pp.91-95, Aug. 2018.
- [4] J. Yoon, I. Moon, "The study on marker-less tracking algorithm performance based on mobile augmented reality," *The Journal of Advance Navigation Technology*, Vol.16, No.6, pp.1032-1037, Dec. 2012. DOI: <https://dx.doi.org/10.12673/jkoni.2012.16.6.1032>
- [5] J. Lee, *Marker Evaluation Method Based on SIFT Descriptor for Effective Augmented Reality System Implementation*, Master's thesis, Suncheon National University, Suncheon, Korea, pp.20-28, 2019.
- [6] S. Park, T. Han, "Improvement of jittering in marker detection step for marker based augmented reality," *Proceedings of Human Computer Interaction Conference (HCI2010)*, Pyeongchang, Korea, pp.403-406, Jan. 2010.
- [7] Y. Lee, "Development of cultural content using a markerless tracking-based augmented reality," *Smart Media Journal*, Vol.5, No.4, pp.90-95, Dec. 2016.
- [8] PTC. Vuforia Developer Library [Internet]. Santa Clara (CA): PTC, Available From: <https://library.vuforia.com/content/vuforia-library/en/articles/Solution/Optimizing-Target-Detection-and-Tracking-Stability.html> (accessed May 13, 2019)
- [9] S. Mok, K. Jung, B. Choi, "Clustering and matching repetitive pattern of feature points for building-AR," *Journal of Korean Institute of Information Scientists and Engineers: Software and Applications*, Vol.39, No.11, pp.902-911, Nov. 2012.
- [10] J. Pritts, O. Chum, J. Matas, "Rectification and segmentation of coplanar repeated patterns," *Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Columbus, USA, pp.2973-2980, Jun. 2014. DOI: <https://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2014.380>

- [11] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp.91-110, Nov. 2004. DOI: <https://dx.doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>
- [12] Describable Textures Dataset (DTD) [Internet]. Available From: <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/dtd> (accessed May 13, 2019)
- [13] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Gool, "Speeded-up robust features (SURF)," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.110, No.3, pp.346-359, Jun. 2008. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014>

이진영(Jin-Young Lee)

[준(학생)회원]



- 2017년 2월 : 순천대학교 멀티미디어공학과 (공학사)
- 2019년 2월 : 순천대학교 대학원 멀티미디어공학과 (공학석사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : 모바일 게임 개발

<관심분야>

영상처리, 컴퓨터비전, AR/VR 게임

김종호(Jongho Kim)

[중신회원]



- 1998년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
- 2008년 8월 : 한양대학교 대학원 전자통신공학과 (공학박사)
- 2008년 9월 ~ 2009년 2월 : 삼성 전자 통신연구소 책임연구원
- 2009년 3월 ~ 현재 : 순천대학교 멀티미디어공학과 교수

<관심분야>

영상압축 및 처리, 컴퓨터비전, 머신러닝, 신호처리