

인공신경망을 이용한 마커 검출 및 인식의 정확도 개선

강선경*, 김영운*, 소인미*, 정성태**

Enhancement of the Correctness of Marker Detection and Marker Recognition based on Artificial Neural Network

Sun-Kyung Kang*, Young-Un Kim*, In-Mi So*, Sung-Tae Jung**

요약

본 논문에서는 인공신경망을 이용하여 사각형 형태 마커 검출 및 인식의 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 본 논문의 방법에서는 입력 영상으로부터 객체의 윤곽선을 찾은 다음에 선분으로 근사화한다. 근사화된 선분으로부터 기하학적 특징을 이용하여 사각형을 찾고 워핑 기법과 확대/축소 변환을 이용하여 사각형 영상을 정사각형 형태로 정규화한다. 정사각형 형태로 정규화한 다음에는 주성분 분석을 적용하여 특징 벡터의 크기를 줄인 다음에 인공신경망을 이용하여 마커 영상인지 아닌지를 검사한다. 마커 영상으로 판별된 영상에 대하여 인공신경망을 이용하여 마커의 종류를 인식한다. 인식 실험 결과 인공신경망을 사용함으로써 마커 검출의 오류를 줄일 수 있었고 인식의 정확도를 개선할 수 있었다.

Abstract

In this paper, we present a method for the enhancement of marker detection correctness and marker recognition speed by using artificial neural network. Contours of objects are extracted from the input image. They are approximated to a list of line segments. Quadrangles are found with the geometrical features of the approximated line segments. They are normalized into exact squares by using the warping technique and scale transformation. Feature vectors are extracted from the square image by using principal component analysis. Artificial neural network is used to checks if the square image is a marker image or a non-marker image. After that, the type of marker is recognized by using an artificial neural network. Experimental results show that the proposed method enhances the correctness of the marker detection and recognition.

▶ Keyword : Artificial Neural Network(인공 신경망), Marker Detection(마커 검출), Marker Recognition(마커 인식), Principal Component Analysis(주성분 분석)

• 제1저자 : 강선경

• 접수일 : 2007. 11. 12, 심사일 : 2008. 1. 8, 심사완료일 : 2008. 1.22.

* 원광대학교 컴퓨터공학과 대학원 **원광대학교 컴퓨터공학과교수

※ 이 논문은 2007년도 원광대학교의 교비 지원에 의해서 수행됨

1. 서론

의미가 부여된 마커를 카메라 영상으로부터 검출하고 인식하여 증감 현실(augmented reality), 로봇의 경로 이동, 객체 인식 등 다양한 분야에 활용하는 연구가 수행되고 있다. ARTag[1], SCR[2], HOM[3]의 마커는 2차원 바코드처럼 격자 형태의 구조에 데이터를 코드화한 형태를 취하고 있어서 사람이 봐서는 어떤 의미를 가진 마커인지 인지하기는 거의 불가능하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 그림 1과 같이 사람이 인지할 수 있는 마커를 사용하여 마커 검출 및 인식을 수행한다.

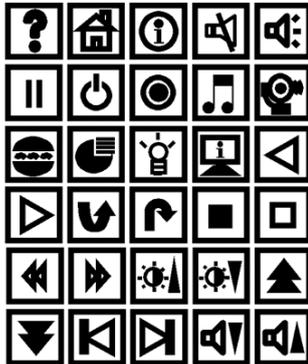


그림 1. 본 논문에서 사용된 마커 집합.
Fig. 1. The set of markers used in this paper.

그림 1과 같은 형태의 마커를 인식하는 대표적인 기존의 방법으로 ARToolkit[4]이 있다. 이 방법에서는 이진화 영상에 대해 마커 영역을 검출한 다음에 마커 영상에 대한 기하학적 불변량(geometrical invariants)을 구하여 미리 정의된 값들과 비교하여 마커를 인식한다. 기하학적 불변량이란 어떤 영상에 회전, 확대, 축소, 이동 등의 변환을 적용하더라도 계속해서 변하지 않는 값들을 의미한다. ARToolkit는 기하학적 불변량을 사용함으로써 수행속도가 아주 빨라서 여러 응용에서 활용되었다[5,6,7]. 그러나 이 방법은 하나의 표준 패턴을 사용함으로써 마커를 잘못 인식하는 경우가 있다. 또한 등록된 마커 패턴과 비교하여 유사도가 임계값을 벗어나면 마커가 아닌 것으로 판별하는데, 마커가 아닌 사각형 영역을 마커로 인식하는 오류를 범하는 경우가 있다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 본 논문에서는 인공 신경망을 이용하여 마커와 비마커를 분류하여 마커 검출의 정확성을 향상시키고 여러 예제 마커를 이용하여 인공 신경망을 학습시킴으로써 마커 인식

를 향상시키는 방법을 제안한다.

본 논문에서는 입력 영상을 이진 영상으로 변환하고 객체들의 윤곽선을 추출한 다음에 윤곽선을 선분으로 근사화하고 근사화된 선분으로부터 기하학적 특징을 이용하여 사각형을 찾는다. 사각형 영역을 찾은 다음에는 사각형 영역의 영상에 대하여 워핑 기법을 적용하여 정사각형 형태로 정규화한다. 정규화된 영상에 대하여 주성분 분석을 수행하여 특징 벡터를 추출하고 이 특징 벡터에 대하여 인공신경망을 적용하여 사각형 영역이 마커 영역인지 아닌지를 판별한다. 마커로 판별된 영역에 대하여 인공신경망을 이용하여 마커의 종류를 인식한다. 실험 결과 본 논문의 방법은 ARToolkit 방법보다 마커 검출의 오류를 줄일 수 있었고 마커 인식의 정확도가 개선됨을 알 수 있다.

본 논문의 II 장에서는 마커 검출과 마커 인식 방법을 설명하며 III 장에서는 실험 결과를 설명하고 IV 장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

기존의 마커 인식 시스템들은 증감 현실에서 자신의 위치를 파악하거나, 사용자의 시선 방향을 인식하거나, 카메라에 보이는 영상에 추가하여 3차원 객체를 디스플레이하거나 텍스트 정보를 출력하는데 사용되었다[1,2,3,4].

그림 2에는 몇몇 시스템에서의 마커의 예가 나타나 있다. 그림 2에서 ARTag[1], SCR[2], HOM[3], ARToolkit[4]은 증감 현실에 사용되는 마커 시스템이다. ARTag, SCR, HOM의 마커는 2차원 바코드처럼 격자 형태의 구조에 데이터를 코드화한 형태를 취하고 있으며 인식의 견고성을 더 높일 수 있고 많은 수의 마커를 쉽게 생성할 수 있는 장점을 가진다. 그림에 나타나 있는 ARTag의 마커는 숫자 1을 나타낸다.

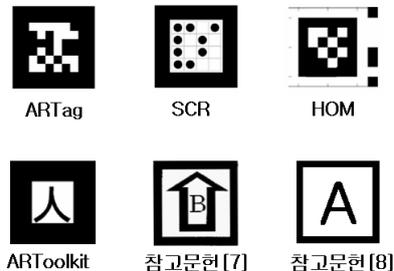


그림 2. 기존 시스템의 마커 예
Fig. 2. Marker example of existing systems

ARToolkit, 참고문헌 [8,9] 등에서는 알파벳, 숫자, 기호 등 특정한 구조를 가지지 않는 마커를 사용하였다. ARToolkit는 착

용 가능한 컴퓨터를 입은 사용자가 낮은 건물에서 마커를 인식함으로써 자신의 위치를 파악하고 원하는 장소에 찾아가기 위한 정보를 얻는 등의 증감 현실을 위한 여러 가지 용도로 활용되었다 [5,6,7,8]. 참고 문헌 [8]에서는 원격 교육을 위한 촬영에서 마커를 추적함으로써 카메라를 자동으로 조정하는 용도로 활용하였다. 참고 문헌 [9]에서는 로봇이 마커를 인식함으로써 자신의 위치를 파악하는데 활용하였다. 격자 구조를 갖는 마커를 격자형 마커라고 하고 그렇지 않은 마커를 일반형 마커라고 하자.

이들 마커 시스템에서는 평면에 그려진 사각형 또는 원형 둘레를 가진 마커를 사용하였는데, 참고 문헌 [10]의 시스템에서는 사람 눈에는 보이지 않고 적외선 카메라로만 감지할 수 있는 마커를 사용함으로써 보다 깔끔한 주변 환경을 제공하는 방법을 제안하였다. 참고 문헌 [11]에서는 발광 다이오드를 사용해서 마커의 내용을 변화시킬 수 있게 함으로써 보다 동적인 시스템을 구축하는 방법을 제안하였다.

III. 마커 검출 및 인식

본 논문의 마커 검출 과정이 그림 3에 나타나 있다. 이 과정은 참고문헌 [12]의 마커 검출 과정을 확장한 것으로서 인공신경망을 이용한 마커/비마커 분류 단계를 추가한 것이다. 사각형 마커를 검출하기 위해 먼저 입력 영상을 이진 영상으로 변환하고 윤곽선을 검출한다. 그 다음에는 사각형 검출을 위해 윤곽선을 선분으로 근사화한다. 선분으로 근사화한 다음에는 윤곽선을 이루는 선분의 수가 4 개인지 아닌지, 윤곽선 내부의 면적이 비정상적으로 작거나 크지는 않는지, 변의 상대적인 길이가 비정상적이지는 않는지, 블록 객체 인지 등의 기하학적 특징을 검출하여 이로부터 윤곽선이 사각형인지 아닌지를 판단한다.

마커 검출의 첫 단계에서는 입력 영상을 이진 영상으로 변환한다. 사각형 마커는 흰색 배경에 검정색으로 되어있지만 카메라로부터 촬영된 입력 영상에서는 주변 환경의 빛의 밝기에 따라 배경과 마커의 명암도가 많은 영향을 받으므로, 이진화를 위한 적절한 임계값을 정하는 문제는 그리 간단한 문제가 아니다. 본 논문에서는 흑백 영상이 가질 수 있는 명암도 값인 0에서 255 사이에 일정 간격으로 9개의 임계값을 지정하여 이진 영상 9개를 생성하고 각 이진 영상으로부터 사각형을 검출하는 방법을 사용한다. 이진화를 수행한 다음에는 윤곽선 검출을 수행한다. 본 논문에서는 객체의 가장자리에 있는 한 픽셀로부터 시작하여 가장자리에 있는 픽셀을 계속 따라가다가 시작점에 도착하면 추적을 멈추는 방법[13]을 사용하였다. 그 다음에는 윤곽선을 선분으로 근사화한다. 윤곽선을 구성하는 픽셀들을 선분으로 근사화하는 방법으로 본 논문에서는 Douglas-Peucker 알고리즘[14]이라 불리는 방법을 사용한다. 선분으로 근사화한 다음에는 사각형인지 아닌지를 판단하기 위하여 기하학적 특징을 이용한다. 기하학적 특징으로는 윤곽선 내부의 면적, 각 선분 사이의 각도, 블록 객체 여부, 윤곽선을 구성하는 선분의 수, 선분의 길이를 이용한다. 기하학적 특징을 계산하는 방법은 참고문헌 [12]의 방법을 이용하였다.

검출된 사각형 영역의 영상이 마커인지 아닌지를 판별하기 위해서는 먼저 사각형 영역의 영상을 표준 마커 영상과 동일한 크기와 모양이 되도록 변환한다. 본 논문에서는 크기가 64x64 픽셀인 정사각형 형태의 마커를 사용한다. 일반 사각형 형태를 정사각형 형태로 변환하기 위해 본 논문에서는 워핑 기법과 확대/축소 변환을 사용한다. 먼저 워핑 연산으로 직사각형 형태로 변환한 다음에 축소/확대 변환으로 크기가 64x64인 정사각형 형태로 변환하였다. 그림 3에는 정규화 과정의 예가 나타나 있다. 그림 4(a)의 입력 영상에 대한 사각형 검출 결과 영상이 그림 4(b)에 나타나 있고 검출된 사각형을 직사각형 형태로 워핑한 결과가 그림 4(c)에 나타나 있다. 64 x 64 크기의 정사각형 형태로 변환한 결과 영상이 그림 4(d)에 나타나 있고 이진화된 영상이 그림 4(e)에 나타나 있다.

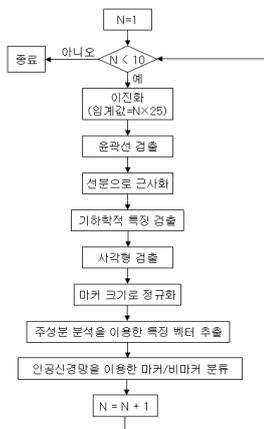


그림 3. 마커 검출 단계.
Fig. 3. Marker detection procedure.



(a)



(b) (c) (d) (e)

그림 4. (a) 입력 영상 (b) 추출된 영상 (c) 워핑된 영상 (d) 크기 변환된 영상 (e) 이진 영상
 Fig. 4 (a) Input image (b) Extracted image (c) Warped image (d) Resized image (e) Binary image

정규화를 수행한 다음에는 주성분 분석 방법에 의하여 특징 벡터를 구한다. 주성분 분석이란 많은 축으로 구성된 데이터 공간에서 데이터가 어떤 형태로 나타나는지 분석하여 주성분 축을 구하고 데이터들을 주성분 축에 투영하여 데이터 공간의 차원을 축소하는 방법이다. 앞에서 설명한 방법에 의하여 입력 영상으로부터 구한 정사각형 마커 영상의 크기는 64 x 64이다. 영상의 픽셀 값을 그대로 특징 벡터로 사용하면 특징 벡터의 차원은 4096이 되고 많은 양의 연산을 필요로 하게 된다. 따라서 수행 속도를 높이기 위해 특징 벡터의 차원을 줄이는 방법이 널리 사용되는데, 주성분 분석을 이용하여 특징 벡터의 차원을 줄였다.

본 논문에서는 마커와 비마커를 분류하기 위하여 마커 영상과 비마커 영상 각각 700개씩 모두 1400개의 영상을 사용하여 주성분 분석을 수행함으로써 100개의 주성분 축을 구하였다. 그리고 정규화되고 이진화된 영상을 주성분 축에 투영함으로써 크기가 100인 특징 벡터를 구하였다.

본 논문에서는 특징 벡터를 구한 다음에는 인공신경망을 이용하여 마커 영상인지 아닌지를 분류하였다. 마커와 비마커를 분류하기 위해서는 특징벡터의 각 값을 입력 계층 뉴런에 연결하였고 출력 계층의 두 개의 뉴런 중 하나는 마커 다른 하나는 비마커를 나타내도록 하였다. 따라서 마커와 비마커 분류를 위한 인공신경망에서는 입력 뉴런은 100개, 출력 뉴런은 2개, 내부 계층의 뉴런은 100개이다. 본 논문에서 사용한 신경망은 가장 일반적인 형태의 신경망인 다층퍼셉트론(MLP)을 사용하였으며, 오류 역전파 알고리즘을 적용하여 신경망을 학습하였다. 적용된 다층 퍼셉트론의 구조는 그림5와 같은 모델을 사용하였다.

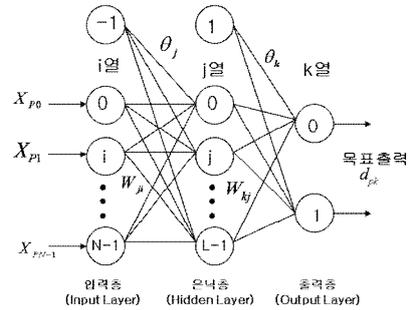


그림 5. 인공신경망 모델
 Fig. 5. Artificial neural network model.

입력층으로 들어온 특징벡터의 값은 연결강도가 곱해져 모든 합을 구한 후 은닉층의 활성화 함수로 전달된다. 그리고 이와 같은 방법으로 은닉층의 계산 결과값은 다시 출력층으로 전달되어 신경망의 출력값으로 계산된다. 따라서 원하는 목표 출력값에 대한 신경망의 출력값 오차는 다음 (식1)로 정의됨을 알 수 있다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_{k=1}^{M-1} (d_{pk} - O_{pk})^2 \dots \text{(식1)}$$

이 평균오차를 최소화하기 위해 (식2)와 같이 연결강도를 변화시키는 식을 사용하였다.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \dots \text{(식2)}$$

위의 과정은 오차(E)가 원하는 수렴 조건에 만족될 때까지 반복되면서 최종적으로 얻은 학습 결과는 연결 강도에 저장되어 새로운 마커정보에 대한 판단에 적용된다.

신경망의 수렴성 향상을 위하여 (식3)에서와 같이 모멘텀 기법을 사용하여 실험하였다[15].

$$\Delta w_{kj}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}}(t) + \mu \Delta w_{kj}(t-1) \dots \text{(식3)}$$

그림 6(a)에는 마커와 비마커를 포함한 입력 영상 예가 나타나 있다. 이 영상으로부터 사각형 영역을 검출한 결과 그림 6(b)와 같이 7개의 사각형 영역이 검출되었다. 검출된 사각형 영역에 대하여 워핑을 수행한 결과가 그림 6(c)에 나타나 있고 64 x 64 크기로 확대/축소한 결과가 그림 6(d)에 나타나 있다. 최종적으로 이진화한 결과가 그림 6(e)에 나타나 있다. 그림

6(e)에 나타나 있는 영상을 보면 마커와 비마커의 구분이 확실하게 표시됨을 알 수 있다. 이와 같이 변환된 영상에 대하여 PCA를 수행하여 특징 벡터를 구하고 인공신경망을 적용한 결과 마커와 비마커의 구분이 올바르게 수행되었다.



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

그림 6. 마커와 비마커를 포함한 영상에 대한 사각형 영역 추출 (a) 입력 영상 (b) 추출된 사각형 영역 (c) 워핑 결과 (d) 확대/축소 결과 (e) 이진 영상

Fig. 6. Quadrangle detection for the image including markers and non-markers.

마커로 판별된 사각형 영상에 대해서 인공 신경망을 이용하여 마커의 종류를 인식하였다. 마커 인식을 위한 인공신경망도 3계층으로 구성하였으며 입력 계층의 뉴런 수는 특징벡터의 수와 같이 하였고 은닉 계층의 뉴런 수는 특징벡터의 수의 반절이 되도록 하였다. 출력 계층의 뉴런은 마커의 종류수인 30으로 하였다. 특징 벡터의 크기는 30에서 90까지 10

씩 증가시켜 가면서 여러 값을 시도해 보았다. 출력 계층 뉴런의 출력 값은 입력된 마커가 해당 부류이면 1의 값에 가까이 가도록 하고 해당 부류가 아니면 0의 값에 가까이 가도록 학습하였다. 학습이 끝난 후 인식할 마커가 입력되면 인공신경망의 각 뉴런이 한번 씩 연산을 수행하고 출력 계층의 모든 뉴런에 값이 출력되는데 가장 큰 값을 가지는 뉴런에 해당하는 부류로 인식하였다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안된 방법은 CPU가 Pentium IV 3.2GHz이고 주메모리 용량이 1GB인 시스템에서 Visual C++ 6.0을 이용하여 구현하였다. 먼저 마커와 비마커 영상의 분류를 위한 실험을 수행하였다. 디지털 카메라로 촬영된 영상에 대하여 검출 및 인식 실험을 수행하였다. 마커와 비마커의 분류를 올바르게 분류하는지 검사하기 위해 사무실 환경에서 PC 카메라를 이용하여 수백 장의 영상을 취득하였다. 그림 7에는 취득된 영상의 예가 나타나 있다.



그림 7. 마커 비마커 분류 실험을 위해 취득한 영상 예
Fig. 7. Examples of captured images for marker non-marker classification.

그림 7과 같이 촬영된 영상으로부터 사각형 영역을 검출하여 마커와 비마커 각각 1000장의 이미지를 준비하였다. 각각 700장의 이미지는 인공 신경망의 학습에 사용하였고 각각 300장의 이미지는 인식에 사용하였다. 본 논문에서 제안한 방법으로 모두 600장의 이미지에 대하여 마커와 비마커의 분류를 실험해본 결과 100%의 정확도로 마커를 검출하는 것을 확인할 수 있었다. 이와 같이 높은 정확도를 얻을 수 있었던 것은 다양한 마커와 비마커 영상을 취득하여 인공신경망을 학습시

킴으로써 인공신경망이 마커와 비마커를 분류하는데 충분한 정보를 가지고 있기 때문인 것으로 분석된다. 이에 반하여 ARToolkit은 마커가 아닌 사각형을 마커로 인식하는 오류를 많이 범했는데, 그림 6(a)의 영상에 대해서도 3개의 마커는 올바르게 검출했지만 마커가 아닌 사각형 영역 한 개를 마커로 검출하였다. 이와 같이 오류가 발생하는 이유로는 ARToolkit이 마커 패턴에 대한 정보만 이용하고 비마커 영상에 대한 정보를 활용하지 않는 데 기인한 것으로 분석된다. 그림 8에는 그림 6(a)의 영상에 대한 마커 검출 결과가 나타나 있다. 마커로 검출된 영역에 흰색으로 사각형이 표시되었는데, 영상의 오른쪽 쪽 부분에 마커가 아닌 영역이 마커로 검출된 것을 볼 수 있다.



그림 8. 그림 5(a) 영상에 대한 ARToolkit의 마커 검출 결과
Fig. 8. Marker detection result for the image in Fig. 5(a)

다음에는 제안된 방법의 마커 인식 성능을 검사하기 위한 실험을 수행하였다. 본 논문에서 사용하는 마커는 정사각형 형태이다. 하지만 카메라가 마커 표면과 어떤 각도로 놓여 있느냐에 따라 마커의 형태가 많이 달라보이게 된다. 그림 8과 같이 90도 정면에서 보면 정사각형으로 보이고 비스듬하게 보면 일반 사각형처럼 보이게 된다. 이렇게 마커의 형태가 정사각형이 아닌 다른 형태로 보이게 되면 마커의 각 변의 길이가 달라지게 된다. 이는 본 논문에서 사용한 마커를 검출하여 정사각형으로 정규화하는 과정에서 카메라와 마커 사이의 각도가 감소할수록 이미지 왜곡정도가 커져 마커를 정규화시키는 속도에 차이가 나게 된다. 따라서 마커의 인식률은 마커와 카메라의 각도에 따라 달라질 수 있다.

본 논문에서는 인식률이 촬영 각도에 따라 어떻게 변화하는지 살펴보기 위해 인식 실험을 카메라와 마커의 각도별로 수행하였다. 카메라와 마커의 각도를 90도, 75도, 60도, 45도 30도, 15도로 달리하면서 각 마커 당 20장의 이미지를 촬영

하였다. 그림 9에는 각 각도별로 촬영된 예가 나타나 있다. 각 마커별로 10장 또는 5장의 이미지는 인공 신경망의 학습에 이용하였고 10장의 이미지는 인식 실험에 사용하였다. 인공 신경망도 학습에 사용되는 영상의 개수에 영향을 받을 수 있으므로 5장과 10장 두 가지의 경우에 대하여 실험을 수행하였다.

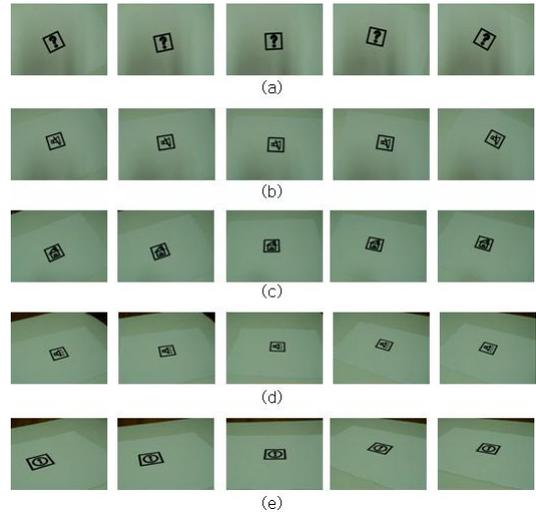


그림 9. 카메라와 마커 사이의 각도에 따른 영상 예: (a) 90도 (b) 75도 (c) 60도 (d) 45도 (e) 30도

Fig. 9. Sample images for each degree between camera and marker: (a) 90o (b) 75o (c) 60o (d) 45o (e) 30o

촬영된 이미지에 대해서는 먼저 마커를 검출하였고 표준 마커 크기인 64 x 64 크기로 변환하였다. 그림 7의 이미지들로부터 검출되고 표준 마커 크기로 변환된 이미지들이 그림 10에 나타나 있다. 카메라와 마커 사이의 각도가 감소하면서 표준 마커 크기로 변환하는 과정에서 이미지가 왜곡되는 정도가 커지는 것을 알 수 있다.

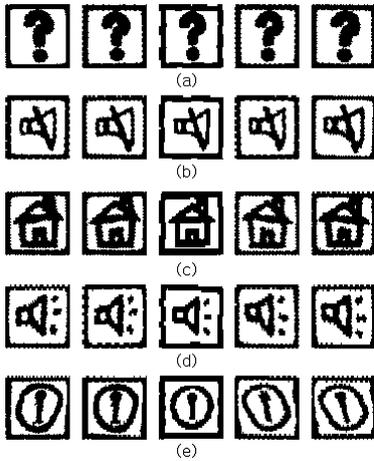


그림 10. 그림 6의 영상에 대한 마커 이미지
Fig. 10. Marker images for the input image in Fig. 6.

표 1에는 30개의 마커에 대한 인식 실험 결과가 나타나 있다. PCA를 이용하여 특징 벡터의 크기를 30부터 90까지 10씩 증가시켜 가면서 실험을 수행하였고 90도에서 15도까지 15도 간격으로 촬영 각도를 감소시켜 가면서 실험을 수행하였다. 표의 실험 결과를 보면 ARToolkit의 경우에는 각도가 큰 경우에는 인식이 높게 나타나지만 각도가 작아지면서 인식이 떨어져서 각도가 15도인 경우에는 90%에도 못 미치는 것을 알 수 있다. 본 논문에서 제안된 방법도 각도가 작아지면서 인식이 떨어지기는 하지만 ARToolkit에 비해서는 떨어지는 비율이 훨씬 작은 것을 알 수 있다. 본 논문에서 제안된 방법은 PCA의 계수 크기에도 영향을 받는데, 대체적으로 계수의 크기가 커지면서 인식이 약간 증가하는 것을 볼 수 있다. 또한 학습에 사용된 영상의 수가 5개인 경우보다 10개인 경우에 인식이 향상되었다.

표1. 마커 인식 결과
Table 1. Marker recognition result

촬영 각도	인식률 (%)								
	ARToolkit	훈련 영상 수	PCA 계수 크기						
			30	40	50	60	70	80	90
15	86.7	5	91.0	96.0	96.0	97.0	98.0	95.3	97.7
		10	95.3	97.0	98.7	98.0	98.7	99.0	98.7
30	93.7	5	94.0	99.7	99.7	96.7	99.0	99.3	99.3
		10	97.3	98.7	100	99.3	99.7	100	99.7
45	97.7	5	95.7	99.3	98.7	97.3	98.0	99.7	98.7

		10	97.3	99.3	99.7	99.7	100	100	100
60	98.3	5	97.7	98.7	100	100	99.3	100	99.7
		10	100	100	100	100	100	100	100
75	98.7	5	98.0	100	99.7	98.3	98.7	100	100
		10	99.7	99.7	99.7	99.7	100	99.7	100
90	99.0	5	97.7	99.7	100	100	99.0	100	99.7
		10	99.7	99.3	100	100	100	100	99.7

V. 결론

본 논문에서는 인공신경망을 이용하여 마커 검출 및 인식의 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 입력 영상을 이진 영상으로 변환하고 객체들의 윤곽선을 추출한 다음에 윤곽선의 기하학적 특징을 이용하여 사각형을 찾고 워핑 기법을 이용하여 사각형 영상을 정사각형 형태로 정규화한 다음에 PCA를 통하여 사각형 영상으로부터 특징 벡터를 추출한다. 특징 벡터에 인공신경망을 적용하여 사각형 영역의 영상이 마커 영상인지 비마커인지를 판별함으로써 마커가 아닌 사각형 영상은 인식 대상에서 제외시킨다. 마커 영상으로 판별된 영역에 대해서 인공신경망을 적용하여 마커의 종류를 인식한다. 마커 검출과 인식 실험을 해본 결과 인공신경망을 이용함으로써 마커 검출의 정확성을 향상시킬 수 있고 마커 인식률을 향상시킬 수 있었다.

참고문헌

- [1] M. Fiala, "ARTag, a fiducial marker system using digital techniques," In Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 590 - 596, 2005.
- [2] X. Zhang, Y. Genc, and N. Navab, "Mobile computing and industrial augmented reality for real-time data access," In Proc. of IEEE Int'l Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, 2001
- [3] M. Appel and N. Navab, "Registration of technical drawings and calibrated images for industrial augmented reality," In IEEE Workshop on

- Applications of Computer Vision, 2000
- [4] I. Poupyrev, H. Kato and M. Billinghurst, ARToolkit User Manual, Version 2.33. Human Interface Technology Lab, University of Washington, 2000.
- [5] H. Slay, B. Thomas, R. Vernik, "Using ARToolkit for passive tracking and presentation in ubiquitous workspaces," In Proc. of International Augmented Reality Toolkit Workshop, pp. 46-53, 2003
- [6] A. Woolard, V. Lalioti, N. Hedley, J. Julien, M. Hammond and N. Carrigan, "Using ARToolKit to prototype future entertainment scenarios," In Proc. of International Augmented Reality Toolkit Workshop, pp. 69-70, 2003
- [7] W. Piekarski and B.H. Thomas, "Using ARToolKit for 3D hand position tracking in mobile outdoor environments", In Proc. of International Augmented Reality Toolkit, 2002
- [8] N. Osawa and K. Asai, "Distributed automatic camera control system tracking markers for distance education," In Proc. of International Conference on Information Technology: Research and Education, pp. 377-381, 2005
- [9] G. Adorni, G. Destri, M. Mordonini and F. Zanichelli, "Robot self-localization by means of vision", In Proc. of Euromicro Workshop on Advanced Mobile Robot, pp. 160-165, 1996
- [10] Y. Nakazato, M. Kanbara and N. Yokoya, "Wearable augmented reality system using invisible visual markers and an IR camera," Proc. of International Symposium on Wearable Computers, pp. 198-199, 2005
- [11] Y. Kishino, M. Tsukamoto, Y. Sakane and S. Nishio, "Realizing a visual marker using LEDs for wearable computing environment," In Proc. of International Conference on Distributed Computing Systems Workshops, pp. 314-319, 2003
- [12] 강선경, 이상설, 정성태 "사각형 마커 검출 및 인식 시스템 개발", 한국컴퓨터정보학회논문지, 제 11권 4호, pp. 97-107, 2006. 9
- [13] I. Pitas, Digital Image Processing schemes and Application, John Wiley and Sons Inc., New York, 2000.
- [14] J. Hershberger and J. Snoeyink, "Speeding up the Douglas-Peucker line simplification algorithm," In Proc. 5th Intl. Symp. Spatial Data Handling. IGU Commission on GIS, pp 134-143, 1992
- [15] M. Riedmiller and H. Braun, "A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm", International Conference on Neural Networks, pp. 586-591, 1993.

저 자 소 개



강 선 경

2000년 2월 : 원광대학교 전기·전자공학부 졸업
 2004년 2월 : 원광대학교 정보·컴퓨터교육학과 석사학위 취득
 2006년 2월 ~ 현재 : 원광대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야: 휴먼 컴퓨터 인터페이스, 영상처리, 영상인식, 임베디드시스템



김 영 운

2003년 2월 : 원광대학교 컴퓨터·정보통신공학부(공학사)
 2005년 8월 : 원광대학교 컴퓨터공학과(공학 석사)
 2006년 2월 ~ 현재 : 원광대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 1994-1999 영원한친구 개발팀장
 2000-현재 (주)좋은정보기술 대표
 2003-현재 원광보건대학 정보영상과 겸임교수
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터그래픽스, EAI, XML



소 인 미

1994년 2월 : 원광대학교 컴퓨터공학과(공학사)
 2002년 8월 : 원광대학교 정보컴퓨터교육전공(교육학석사)
 2004년 3월 ~ 현재 : 원광대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야: 영상인식 컴퓨터 비전, 영상처리



정 성 태

1987년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)
 1989년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
 1994년 8월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
 1995년 3월~현재 원광대학교 전기전자 및정보공학부 교수
 관심분야 : 영상인식, 영상처리, 컴퓨터그래픽스