

조명 영향 및 회전에 강인한 물체 인식

Illumination and Rotation Invariant Object Recognition

김계경, 김재홍, 이재연
한국전자통신연구원

Kye-Kyung Kim(kykyung@etri.re.kr), Jae-Hong Kim(jhkim504@etri.re.kr),
Jae-Yun Lee(leejy@etri.re.kr)

요약

최근 산업 현장에서 자동화 시스템 도입에 대한 필요성 증가로 인하여 물체 인식에 대한 기술의 활용도가 점차 증가되고 있다. 그러나, 실제 현장에서 조명의 영향은 물체 주변에 잡음이나 그림자를 발생시켜 물체 영역을 정확히 검출하거나 인식하는 것을 어렵게 만든다. 본 논문에서는 조명 영향으로 나타나는 잡음이나 그림자 효과를 최소화하기 위하여 영상 필터와 적응적 이진화 방법을 이용하여 물체의 형태 정보가 보존된 물체 영역을 검출하도록 하였다. 또한, 인식 대상 물체의 종류와 회전각에 따라 물체 고유 클래스를 정의한 다음 신경망을 이용하여 물체를 인식함으로써 회전에 강인한 물체 인식을 할 수 있도록 하였다. 제안된 물체 인식 방법에 대한 타당성을 검증하기 위하여 조명 조건을 달리하면서 획득한 ETRI 데이터베이스 16,848장을 대상으로 인식 실험해 본 결과 99.86%의 물체 인식률 및 0.03초의 인식 속도를 얻을 수 있었다.

■ 중심어 : | 물체 검출 | 영상 필터링 | 적응적 이진화 | 조명 및 회전에 강인한 물체 인식 |

Abstract

The application of object recognition technology has been increased with a growing need to introduce automated system in industry. However, object transformed by noises and shadows appeared from illumination causes challenge problem in object detection and recognition. In this paper, an illumination invariant object detection using a DoG filter and adaptive threshold is proposed that reduces noises and shadows effects and reserves geometry features of object. And also, rotation invariant object recognition is proposed that has trained with neural network using classes categorized by object type and rotation angle. The simulation has been processed to evaluate feasibility of the proposed method that shows the accuracy of 99.86% and the matching speed of 0.03 seconds on ETRI database, which has 16,848 object images that has obtained in various lighting environment.

■ keyword : | Object Detection | Object Recognition | Adaptive Binarization | Illumination Invariant |

1. 서론

최근 산업 현장에서 자동화 시스템의 필요성이 높아짐

에 따라 물체를 검출하고 인식하는 연구들이 [1-7] 활발히 진행되고 있다. 최근까지 공장 자동화 시스템에서 물체 인식은 단순 반복 작업의 부담 최소화 및 작업자들의

집중력 저하로 인한 생산성 저하를 개선하기 위한 방안으로 사용되어 왔다. 산업 현장에 적용된 물체 인식은 여러 가지 부품을 생산하는 소규모 공장에서 부품의 양·불량품을 식별하기 위하여 사용되었으며 최근 영상 인식 기술의 발전 및 한 라인에서 다품종 변량을 생산하는 셀 생산 방식의 도입으로 인하여 공장 자동화 시스템에서 물체 인식의 효용성과 필요성은 점점 더 확대되고 있는 실정이다.

기존에 개발된 물체 인식 방법은 물체 영상의 화소 비교를 이용한 모델 기반 매칭 방법[1][2], 특징기반 물체 인식 방법[3][4] 및 물체의 형태 정보를 기반으로 입력된 물체 영상의 특성과 비교하는 규칙 기반 방법[5-8]이 주로 사용되었다. 물체 영상의 화소 분포에 따른 모델 매칭 방법[1][2]이나 특징 기반 물체 인식 방법[3][4]에서는 인식 대상 물체의 화소 분포, 에지 및 코너 점 등의 특징을 추출하여 이미 추출해 놓은 참조 물체 모델의 특징과 비교하여 가장 유사한 물체로 매칭하도록 하는 방법을 사용하였다. 그러나, 조명 조건이나 영상 획득 시점이 변화할 경우 영상 특징의 변형으로 인하여 매칭 성능이 떨어지는 단점이 있다. 조명이나 회전에 불변한 물체 인식 방법으로 알려져 있는 SIFT의 경우에도 영상 시점 변화에 따른 매칭 성능은 저하되었고[4] 매칭 알고리즘의 복잡성으로 인하여 실시간 처리가 되지 않는다는 문제점[3]도 발생하였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 조명 영향에 덜 민감한 영상 처리 방법 및 여러 종류의 물체 인식에 적용할 수 있는 학습 알고리즘이 제안되거나[1] 물체의 형태를 기반으로 인식하는 방법[5-8]이 제안되었다.

그러나, 조명 영향으로 인해 생긴 잡음이나 그림자 등의 영향으로 입력 영상이 변형된 경우 물체 영역을 정확히 추출하여 인식하는 것은 어렵다. 특히, 생산 환경에 따라 변하는 조명 환경에서 다양한 형태의 물체를 인식할 수 있는 현장 적용 기술 개발[9]이 미흡한 실정이므로 주변 조명 영향에 강인하면서 새로운 제품 생산에 따른 물체 변경이나 다양한 물체의 형태를 인식할 수 있는 알고리즘 개발이 요구된다.

본 논문에서는 조명 영향이나 다양한 물체 형태에 대해서 강인하게 물체 영역을 검출하고 인식할 수 있는 외형기반(appearance-based) 물체 인식 알고리즘을 제안

하였다. 조명 영향으로 나타난 잡음이나 그림자의 영향은 국소 영역에 대한 적응적 이진화 방법을 적용하여 최소화할 수 있도록 하였다. 배경과 물체 영역의 명도 대비 정도에 무관하게 물체의 에지 성분을 추출하기 위하여 DoG 필터를 적용하였다. 적응적 이진화와 DoG 필터 적용 후 얻어진 결과를 결합하여 물체 영역을 검출함으로써 물체 특성을 최대한 보존하여 물체 영역을 검출하도록 하였다. 또한, 다양한 물체 형태를 가지는 물체 인식을 위하여 물체 종류에 따라 물체 유형 클래스를 정의하고 물체의 회전각에 따라 물체 유형 클래스를 세분화하여 물체를 인식하였다. 물체의 외형 모델을 잘 표현할 수 있는 구조적인 특징 및 통계적인 특징을 추출하여 물체 특징 벡터를 생성한 다음 패턴들에 대한 구별 능력이 뛰어난 신경망을 이용하여 인식하도록 하였다. 제안된 시스템의 타당성을 검증하기 위하여 시간 변화에 따라 조명 조건을 달리하면서 구축한 ETRI 데이터베이스를 이용하여 실험하고 성능을 평가하였다.

II. 물체 인식 시스템 개요

조명 영향 및 회전에 강인한 물체 식별을 위하여 영상으로부터 물체 영역 검출, 정규화 및 물체 유형별 분류에 따른 물체 인식 과정을 [그림 1]에 도시하였다.

다양한 조명 영향으로 인하여 물체 특성이 변형되거나 그림자의 영향으로 물체 영역이 왜곡되어 입력되는 경우가 발생할 수 있다. 이와 같이 물체 영역이 왜곡되어 입력되는 경우에는 물체의 특징 정보가 변형되기 때문에 기존에 사용되었던 특징 추출 방법이나 인식 방법[1-8]을 사용하여 물체 영역의 고유한 특징 정보를 추출하여 인식하는 것이 어렵다.

따라서, 주변 조명 영향으로 인하여 입력된 물체 영역의 특성이 왜곡되더라도 물체의 특성을 최대한 보존시키면서 물체의 윤곽 특징뿐만 아니라 물체의 내부 특징도 최대한 유지할 수 있는 물체 검출 및 특징 추출이 이루어질 수 있도록 하였다. 또한, 물체가 놓여있는 다양한 자세 정보 및 회전 각도로 인하여 하나의 물체를 대상으로 인식해야 되는 물체 유형이 다양하게 나타날 수 있으므로,

물체의 다양한 자세 정보로 인해 증가된 인식 대상 물체를 효과적으로 인식하기 위하여 각 물체의 종류 및 회전 각도에 따라 물체 유형을 분류하고 각 유형별 특징을 추출한 다음 유형 대 유형(class-to-class) 인식 방법을 이용하여 물체를 인식하여 인식 성능을 극대화할 수 있도록 하였다.



그림 1. 물체 영역 검출 및 인식 알고리즘 각 단계별 처리 영상

III. 물체 영역 검출

다양한 조명 환경에서 획득한 물체 영상은 명도 레벨이 불규칙할 뿐만 아니라 그림자 영향으로 인하여 배경 영역으로부터 물체 영역을 검출하는 것이 어렵다. 조명 영향으로 변형된 물체 영역의 고유 특징을 보존하여 물체 영역을 추출하기 위해서 영상 개선 알고리즘을 적용하고 2차 미분 필터를 사용하여 물체의 에지 성분을 추출하도록 하였다. 또한, 물체 영상의 국소 영역별로 적응적 이진화 기법을 적용하여 조명 및 그림자 영향으로 인하여 명도 대비가 낮은 영역에 대해서도 물체 영역을 정확히 추출할 수 있도록 하였다. 이러한 결과로 얻어진 이진 영상으로부터 잡음을 제거한 다음 블롭(blob) 해석을 통하여 물체 영역을 추출하였다.

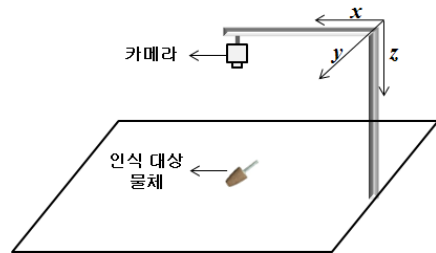
1. 물체 영역 이진화

조명 변화에 민감하지 않은 물체 영역 검출을 위하여 영상 개선 작업을 수행한 후 이차 미분 연산 및 국소 영역에 대한 적응적 이진화 방법을 사용하여 이진 영상을 얻도록 하였다. [그림 2] (a)는 물체 인식에 사용된 물체 영상 샘플을 나타낸 것이며 [그림 2] (b)는 물체 영상들을 획득하기 위해 제조된 실내 작업대를 나타낸 것이다.

[그림 2] (a)의 물체를 [그림 2] (b)의 작업대 환경에 올려놓고 조명 조건이나 작업대 위에 올려놓는 물체의 자세 정보에 제한을 두지 않고 물체 영상을 획득하였다.



(a)



(b)

그림 2. 물체 인식에 사용된 (a) 물체 영상 샘플과 (b) 영상 획득을 위한 작업대

물체의 재질과 조명 영향으로 나타날 수 있는 물체 표면의 빛 반사나 그림자 영향은 물체의 특성을 변형시킬 수 있으므로 물체 영역을 추출하거나 물체를 인식하는데 있어서 오류 원인으로 작용할 수 있다. 따라서, 주변 조명 영향으로 인하여 물체의 특성이 왜곡되어도 물체가 가지고 있는 고유한 특징 정보를 잘 보존할 수 있는 영상 전처리 기술이 요구된다.

본 논문에서는 가우시안 필터링을 사용하여 잡음에 덜

민감한 영상으로 스무딩한 후 물체 영상의 에지 추출을 위하여 DoG(Difference of Gaussian) 필터를 적용하여 조명 변화에 무관하게 에지 성분이 잘 보존된 이진 영상을 생성하도록 하였다. 또한, 조명 변화에 강인한 적응적 이진화 방법을 사용하여 물체의 특징 정보가 잘 보존된 이진 영상을 추출하도록 하였으며 적분 영상(Integral image)에 적용함으로써 고속 영상 변환 작업[10]이 가능하도록 하였다.

2. DOG 필터를 이용한 물체 영역 이진화

물체 영상의 에지 성분 추출을 위하여 식 (1)의 DoG(Difference of Gaussian) 필터를 사용하여 조명 영향으로 왜곡된 물체 영상의 명도 대비 정도에 무관하게 에지 성분이 잘 보존된 이진 영상으로 변환하였다.

$$DoG(x,y) = \frac{e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}}}{2\pi\sigma_1^2} - \frac{e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}}}{2\pi\sigma_2^2} \quad (1)$$

식 (1)에서 가우시안 연산의 분산값을 서로 다르게 설정하고 그 차이를 이용하여 물체 영상의 에지를 추출하였다.

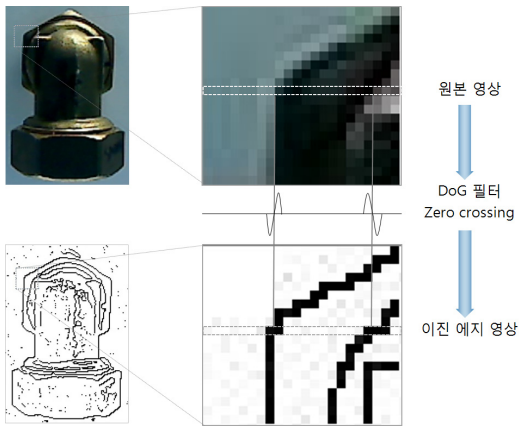


그림 3. 물체의 이진 에지 영상

[그림 3]은 물체 영상에 대하여 식 (1)의 DoG 필터를 적용한 후 이웃하는 픽셀 값 사이의 부호가 서로 교차되는 점, 즉 +에서 - 또는 - 에서 +로 나타나는 점들을

추출한 것이다. 그림과 같이 DoG 필터를 이용해서 물체 영상을 컨볼루션하면 물체 영역의 에지 성분이 나타나는 부분에서 부호가 교차되는(zero crossing) 에지 영상을 [그림 3]과 같이 얻을 수 있다.

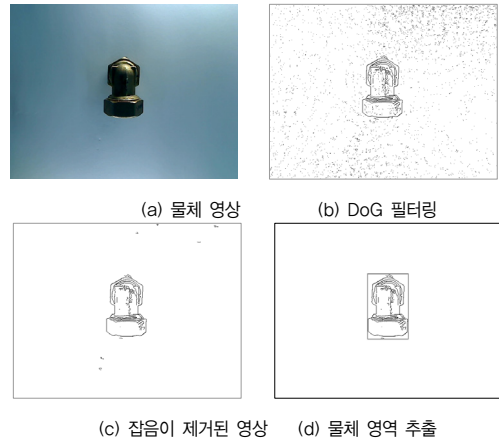


그림 4. 물체 영상으로부터 이진 에지 영상 추출 및 물체 영역 검출

[그림 4] (a)의 물체 영상에 대해서 DoG 필터를 적용하면 [그림 4] (b)와 같이 -에서 +, 또는 +에서 -로 부호가 바뀌는 화소에 대해 에지 성분이 나타난다. [그림 4] (b)는 물체 영상의 이차 미분 연산 결과 나타난 에지 성분을 모두 표시한 것을 나타낸 것이다. 물체 영상의 배경 영역에서도 다수의 에지 성분이 검출되지만 블롭 분석을 통하여 불연속 에지 성분이나 잡음으로 간주되는 에지 성분을 제거하여 물체 영역에 해당되는 에지 성분을 추출하도록 하였다.

본 논문에서는 일정 임계치(th=2) 이상의 부호 변화 값을 에지 성분으로 간주하고 에지 블롭의 모양 및 크기가 일정한 임계치를 넘지 않으면 잡음으로 간주하여 제거하도록 하였다. 실험 결과, 배경 영역에 나타난 에지 성분은 대부분 잡음 성분으로 해석되어 제거되었다. 잡음을 제거한 후 물체 영역 검출 결과 얻은 영상을 [그림 4] (c)와 (d)에 각각 나타내었다. DoG 필터를 이용하여 물체의 에지 성분을 추출하는 방법은 주변 조명 영향으로 인하여 물체 영역과 배경 영역 사이에 명암 대비가 작은 영역에서의 에지 추출에 효과적이다.

3. 적응적 물체 영역 이진화

조명 영향으로 인해 나타나는 명도 레벨 불규칙현상 및 그림자는 영상의 특성을 변형시켜 배경 영역으로부터 물체 영역 추출을 어렵게 한다. 따라서, 영상의 국소 영역에 대한 화소의 명도값을 분석하여 명도값의 분포에 따라 적응적으로 임계치를 설정하여 물체 영역을 검출할 수 있는 적응적 이진화 기법을 사용하였다.

본 논문의 성능 평가에 사용한 물체는 3차원 물체 특성을 가지므로 물체가 놓인 주변에 그림자가 나타나거나 빛 반사로 인하여 물체 영역의 일부 특성이 변형되어 나타나는 경우가 발생하였다. 이런 경우에 배경 영역으로부터 물체 영역을 정확히 검출하기 위하여 적응적 이진화 방법 가운데 가장 우수한 성능을 가진 Sauvola 방법을 개선한 알고리즘을 이용하여 물체 영역 검출을 위한 이진화 과정을 수행하였다.

영상 개선 작업을 수행한 명도 레벨 물체 영상에 식 (2)와 같이 개선된 Sauvola 적응적 이진화 방법을 적용하여 이진 영상을 생성하였다.

$$t(x,y) = m(x,y) \left\{ 1 + k \left(1 - \frac{s(x,y)}{R} \right) \right\} \quad (2)$$

식에서 임계값 $t(x,y)$ 는 국소 영역의 평균 $m(x,y)$ 와 표준 편차 $s(x,y)$ 를 이용해서 계산하였다. R 는 편차의 최대인 128로 하고 k 는 0.2에서 0.5 사이 값으로 설정하였다. 또한, Viola와 Jones의 적분 영상 개념을 도입하여 국소 영역의 크기에 관계없이 평균과 표준 편차를 고속으로 계산할 수 있도록 하였다[10].

[그림 5]는 조명 영향으로 인하여 소실된 물체 에지 성분 추출을 위하여 물체 영상에 대하여 DoG 필터링 한 결과와 적응적 이진화 결과로부터 얻은 이진 영상을 결합하여 물체 영역을 검출한 영상을 나타낸 것이다. 그림에서 볼 수 있듯이 조명 영향으로 생긴 물체 특성 왜곡, 즉 그림자, 빛 반사 또는 물체 영역과 배경 영역사이에 낮은 명암 차를 가지는 물체 영상에 대해서는 적응적 이진화 및 Dog 필터를 결합하여 생성한 이진 영상이 물체 영역 추출에 효과적임을 확인할 수 있었다.

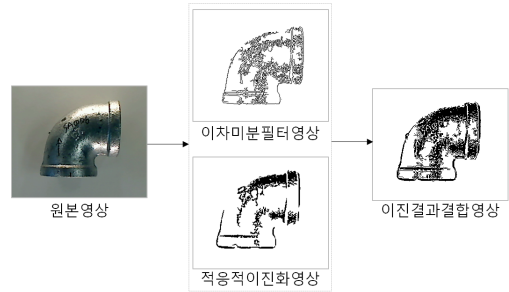


그림 5. DoG 필터링과 적응적 이진화 영상으로부터 추출한 물체 영역의 예

IV. 물체 인식

물체가 놓인 자세 정보와 회전각에 따라 물체 유형을 분류하고 각 물체 유형에 따라 통계적 및 구조적인 특징 정보를 추출하여 물체를 인식하도록 하였다. 추출된 물체 영역에 대한 크기 정규화 과정을 거친 후 그물망(mesh), 교차(crossing), 거리(distance) 및 투영(projection) 특징을 추출하여 신경망의 입력으로 사용하였다. [그림 6]은 추출된 물체 영역에 대해 네 종류의 특징을 추출한 다음 신경망을 통해 인식하는 과정을 나타낸 것이다.

1. 물체 특징 추출

물체의 에지 성분 및 외곽 윤곽선 정보를 이용하여 각 유형 물체의 특징을 추출한 다음 물체의 통계적인 특징 정보 및 구조적인 특징을 반영할 수 있는 물체의 특징을 추출하여 특징 벡터를 구성하였다.

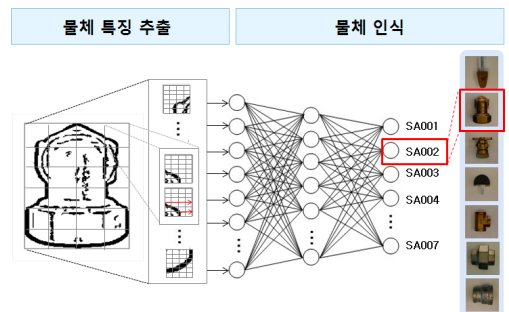


그림 6. 물체 특징 및 인식 방법

그물망 특징은 물체 영역을 수직 및 수평 방향에 대하여 mxn 영역으로 분할하고 각 분할 영역에서 구한 에지 화소 개수들의 분포를 계산하여 구하였다. 교차 특징은 1개의 라인으로 물체의 윤곽선을 수평 또는 수직 방향으로 각각 스캐닝 했을 때 만나는 화소의 분포를 계산하여 구하였다. 거리 특징은 p 개의 라인을 이용하여 수평 및 수직 방향으로 물체 영역을 스캐닝 할 때 물체 영역을 둘러싸는 외접 사각형으로부터 첫 번째 에지 성분까지 거리 분포를 이용하여 계산하였다. 투영 특징은 q 개의 라인을 이용하여 물체 영역을 수평 및 수직 방향으로 투영 했을 때 누적되는 에지 화소 개수들의 분포를 계산하여 구하였다.

2. 물체 인식

물체마다 놓일 수 있는 자세 정보와 회전 각도를 고려하여 전체 234개 물체 유형으로 분류한 다음 샘플 영상들을 선택하여 신경망을 학습시키고 테스트하였다.

7 종류의 인식 대상 물체에 대해서 각 물체를 작업대 위에 놓았을 때 물체가 놓이는 자세에 따라 물체 유형을 정의한 다음 각 유형에 대해 물체 회전 각도를 달리하면서 회전 각도에 따른 세부 물체 유형을 분류하여 [표 1]과 같이 물체 유형을 분류하였다.

표 1. 물체 유형 분류

대표유형	자세에 따른 유형 분류	회전 각도에 따른 유형 분류
SA001	1	18
SA002	3	54
SA003	3	54
SA004	1	18
SA005	3	54
SA006	1	18
SA007	1	18
계	13	234

학습에 사용된 물체 영상들은 시간 경과 및 조명 변화를 고려하여 120일 정도의 시간을 경과하면서 아침부터 저녁까지 자연 조명 또는 인공 조명을 사용하여 물체의 자세 정보 및 회전 각도를 변화시켜가며 획득한 것이다. 다양한 패턴의 물체 영상을 선택하여 물체 영역을 추출하고 신경망을 학습시킨 다음 학습에 사용하지 않은 물

체 영상 샘플들을 이용하여 인식 성능을 테스트하였다.

인식 대상 물체 유형 234개를 출력층 뉴런의 개수로 정하고 4 종류의 특징들을 결합하여 입력층 뉴런의 개수로 정하고 은닉층 뉴런의 개수는 실험 결과에 따라 결정하였다.

V. 시뮬레이션 결과 및 고찰

제한한 물체 인식 시스템의 성능을 분석하기 위하여 [그림 1] (b)와 같은 작업대를 설치하고 카메라로부터 획득한 640x480 크기의 물체 영상 데이터를 사용해서 시뮬레이션하고 그 결과를 분석하였다.

물체 인식을 위한 신경망을 구현하기 위해서 물체 영상 데이터베이스에 포함된 7개의 물체에 대해 자세 정보 및 물체의 회전 각도까지 고려한 234개 물체 유형에 대하여 각 52개의 물체 영상 샘플들을 추출하여 학습에 사용하였다. 정규화된 물체 영상(32x42)에 대하여 신경망의 입력으로 8x7 sub-window에서 추출한 그물망 특징 56개, x방향으로 4 화소, y방향으로 3화소 간격으로 구한 교차 특징 22개, 거리 특징 44개 및 투영 특징 22개, 즉 전체 144개의 특징을 사용하였고 은닉층 뉴런의 개수는 실험에 따라 150개를 선정하였다.

[표 2]는 학습에 사용된 물체 영상 유형 샘플들을 나타낸 것이다. 전체 물체의 유형은 물체 종류, 물체의 자세 정보 및 회전 각도에 따라 나타나는 물체 유형 개수를 서로 곱하여서 구하였다.

표 2. 학습에 사용된 물체 영상 개수 및 인식률

종류	유형	학습영상개수	인식률(%)
SA001	18	936	100
SA002	54	2,808	100
SA003	54	2,808	100
SA004	18	936	100
SA005	54	2,808	100
SA006	18	936	100
SA007	18	936	100
합계	234	2,168	100

7 종류의 물체(SA001~SA007)에 대해서 자세 정보에 따라 유형을 분류한 다음 자세 유형별로 20도 간격으로

회전된 물체를 세부 유형으로 분류하였다. 물체의 각 유형별로 52개의 학습 영상 샘플을 선택하고 신경망의 파라미터를 선정하여($\eta=0.05$, $\alpha=0.7$, $\text{error}<0.05$) 선택된 물체 영상 샘플들을 학습시키고 난 후 학습된 영상 데이터에 대해서 인식 실험하였다. 학습시킨 물체 영상에 대해 인식 실험해 본 결과 인식률은 전체 물체 영상에 대해서 100%의 인식률을 확인할 수 있었다.

학습에 사용된 물체 영상 샘플을 제외하고 각 유형별로 72개의 물체 영상 샘플을 대상으로 신경망을 이용한 물체 인식을 시도하고 그 결과를 [표 3]에 나타내었다.

표 3. 물체 영상의 인식률

종류	영상개수	인식성공	인식률(%)
SA001	1,296	1,296	100.00
SA002	3,888	3,883	99.87
SA003	3,888	3,885	99.92
SA004	1,296	1,295	99.92
SA005	3,888	3,875	99.67
SA006	1,296	1,296	100.00
SA007	1,296	1,294	99.85
합계	16,848	16,824	99.86

Top1 인식률은 총 영상 샘플 16,848장 가운데 16,824장을 인식하여 총 99.86%의 인식률을 나타내었다.

물체 인식에 주로 사용되고 있는 SIFT 알고리즘의 경우 명암도 차이가 큰 특징점을 중심으로 다른 특징점 사이의 orientation을 계산하여 특징 벡터를 구성하여 인식하기 때문에 조명 영향으로 잡음 또는 그림자가 생기거나 물체의 형태가 다양한 물체를 인식해야 되는 경우 형태 기반 물체 인식 방법보다 인식률이 떨어진다. [표 3]의 실험 결과를 통해 조명 영향을 최소화할 수 있는 물체 검출 방법 및 외형 기반 물체 인식 방법이 비교적 안정적인 물체 인식 성능을 나타내고 있음을 확인할 수 있었다. 강한 조명 영향으로 배경과 물체 영역의 명도 대비가 낮은 것들과 빛 반사로 인해 물체의 특성이 많이 왜곡된 경우에 주로 오인식이 나타났다.

본 논문에서 구현한 물체 인식 알고리즘은 Intel(R) Core(TM) i7 CPU, 970@3.20GHz, 2.99GB RAM 컴퓨터 사양에서 실험하였으며, 입력 영상을 획득하여 물체 영역을 검출하고 인식하는데 평균 0.03초가 소요되었다. 온라인 환경에서 연속적으로 입력되는 물체 영상에 대해서

1초당 30프레임 정도 속도로 인식할 수 있어서 실시간 물체 인식 시스템에 효율적으로 사용될 수 있음을 확인할 수 있었다.

향후 인식된 물체 영상과 각 유형별 대표 물체 영상의 비교를 통하여 정확한 물체 회전 각도를 추정하는 연구가 계속될 것이다.

VI. 결론

본 논문에서는 조명 영향이나 다양한 물체 형태에 대해서 강인하게 물체 영역을 검출하고 인식할 수 있는 물체 인식 방법을 제안하였다. 조명 변화에 민감하지 않은 물체 영역 검출을 위하여 DoG 필터와 적응적 이진화 방법을 결합하여 사용하였으며 조명 변화로 인하여 입력 영상에 잡음이나 그림자 또는 빛 반사가 나타난 경우에도 물체의 외형 모델이 잘 보존된 물체 영역을 검출할 수 있었다. 다양한 물체 형태로 인한 인식률 저하를 개선하기 위하여 물체 종류와 회전각에 따라 물체 유형을 세분화하여 클래스를 정의하고 유형 대 유형 인식 방법을 사용하여 물체를 인식하였다. 제안된 시스템의 타당성을 검증하기 위하여 120일 이상의 시간에 걸쳐 조명 조건을 달리하면서 획득한 ETRI 데이터베이스를 이용하여 실험하고 인식 성능을 평가하였다.

물체 인식을 위한 실내 작업대를 구축하여 획득한 물체 영상 샘플 12,168장을 선정하여 학습하고 16,848장의 물체 영상 샘플들을 선정하여 인식 실험해 본 결과 99.86% 인식률을 얻을 수 있었다. 온라인상으로 물체 인식 실험을 수행한 결과 인식 속도는 0.03초 정도 소요되어 실시간 처리가 가능함을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] 이대환, 배선갑, 서대호, 강현석, 배종민, “부품 이미지 인식을 위한 HTM 네트워크 훈련 시스템 개발”, 한국멀티미디어학회지, 제13권, 제11호, pp.1643-1656, 2010.

- [2] 이상학, 서명호, 정태충, “이미지 프로세서를 이용한 자동 너트 검사 장비 개발”, 정보처리학회논문지A, 제11-A권, 제4호, pp.235-242, 2004.
- [3] 윤준영, 김은태, 전세웅, “SIFT알고리즘을 이용한 물체인식”, 대한전기학회, 제39회 하계학술대회 논문초록집, pp.471-471, 2008.
- [4] 김현오, 오인권, 남궁재찬, “ICA-SIFT를 이용한 물체인식”, 한국정보기술학회, 제8권, 제4호, pp.115-125, 2010.
- [5] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, “Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts,” IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intel., Vol.24, No.24, pp.509-522, 2004.
- [6] C. Lu, N. Adluru, H. Ling, G. Zhu, and L. J. Latecki, “Contour Based Object Detection Using Part Bundle,” Journal of Computer Vision and Image Understanding, Vol.114, Issue7, pp.827-834, 2010.
- [7] V. Ferrari, L. Fevrier, F. Jurie, and C. Schmid, “Groups of adjacent contour segments for object detection,” IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intel., Vol.30, No.1, pp.36-51, 2008.
- [8] P. F. Felzenszwalb and J. Schwartz, “Hierarchical matching of deformat shape,” CVPR, pp.1-8, 2007.
- [9] 김진영, “유연부품조립을 위한 시각측정시스템의 설계”, 한국광학회지, Vol.13, No.4, pp.283-288, 2002.
- [10] F. Shafait, D. Keysers, and T. M. Breuel, “Efficient Implementation of Local Adaptive Thresholding Technique Using Integral Images,” Document Recognition and Retrieval XV, Proceedings of the SPIE, Vol.6815, pp.681510-1-681510-6, 2008.

저자 소개

김 계 경(Kye-Kyung Kim)

정회원



- 1989년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
- 1992년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학석사)
- 1997년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학박사)

▪ 2001년 3월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원
 <관심분야> : 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전

김 재 홍(Jae-Hong Kim)

정회원



- 1994년 2월 : 경북대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 1996년 2월 : 경북대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
- 2006년 2월 : 경북대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

▪ 2001년 4월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 선임연구원
 <관심분야> : 패턴인식, 영상처리, 자연어처리, 로봇비전

이 재 연(Jae-Yun Lee)

정회원



- 1984년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과(공학사)
- 1986년 2월 : KAIST 전기전자공학과(공학석사)
- 1996년 2월 : 일본 동해(Tokai)대학 광공학과(공학박사)

▪ 1986년 3월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원
 <관심분야> : 패턴인식, 영상처리, 로봇비전, 신호처리