

블록분할을 이용한 물체인식 속도개선

*고종환, *조내수, **최연호, **구본호, *권우현
*경북대학교, **경일대학교

The Improvement of Operating time for Object Recognition using Block Segmentation

*Jong-Hwan Ko, *Nae-Soo Cho, **Youn-Ho Choi, **Bon-Ho Koo, *Woo-Hyen Kwon
*Kyungpook National University, **Kyungil University

Abstract - 영상을 이용한 물체인식은 컴퓨터 비전분야의 주요한 관심부 야중 하나이다. 이중 특징기반 물체인식은 영상이 가지고 있는 특징점을 이용하는 방법으로 입력영상과 물체에 대한 질의 영상의 특징점을 검출하고 매칭을 수행하여 물체를 인식하게 된다. 특징점은 스케일,회전,어파인 변화 등에 변하지 않는 특징을 가지고 있는 점을 말한다. 이러한 특징점을 구하기 위하여 사용하는 방법으로는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)가 있다. SIFT는 스케일, 회전, 어파인 변화에 우수한 성능을 보여주는 하나 많은 연산으로 인하여 처리속도가 느리다는 단점이 존재한다. 이에 본 논문에서는 SIFT를 사용한 특징기반 물체인식에서 속도 개선 방법에 대하여 제안하였다. 제안한 방법을 사용하였을 경우 물체인식을 위한 특징점을 검출하고 매칭을 수행하는데 소모된 시간이 줄어드는 것을 실험을 통하여 확인 하였다.

1. 서 론

인간의 시각은 인간이 가지고 있는 감각중 사물을 인식하고 판단하는데 가장 유용하게 사용되어지는 감각으로 시각을 통하여 획득된 정보는 인간의 뇌에 있는 신경세포에 전달되어지며 뇌는 이정보를 이용하여 원하는 사물을 인식하게 된다. 하지만 컴퓨터는 인간이 아니기 때문에 이미지 센서를 사용하여 인간과 같은 인식을 하기 위한 연구가 활발히 이뤄지고 있다. 그리고 최근 기술의 발달로 인하여 컴퓨터의 성능이 비약적으로 발전함에 따라 컴퓨터 비전에 대한 연구가 더욱더 활발하게 이뤄지고 있으며, 이는 군사, 보안 시스템, 공장 자동화, 의료산업 등과 같은 다양한 분야에서 사용되어지고 있다.

컴퓨터 비전의 여러 분야중 한 분야인 물체인식은 여전히 영상 처리 및 컴퓨터 비전의 주요한 관심 분야중 하나이다. 물체인식은 카메라로 획득한 하나의 이미지 혹은 연속적인 이미지에서 원하는 물체를 찾아서 인식하는 것으로서 인식된 물체를 통하여 원하는 정보를 획득하기 위한 선처리 단계라고 볼 수 있다.

물체인식을 위한 방법중 하나인 모델 기반 물체인식은 물체에 대한 정보를 데이터베이스에 저장해 놓고 그 정보들을 이용하여 획득한 이미지와 비교를 통하여 원하는 물체를 인식하는 것이다.[1]

모델 기반 물체인식은 형태기반 물체인식과 특징기반 물체인식으로 나눌 수가 있는데 형태기반 물체인식은 사물의 기하학적인 형태를 이용하여 인식하는 방식이고, 특징 기반 물체인식은 사물에 대한 이미지에서 검출되어지는 특징점을 이용하는 방식이다.

특징기반 물체인식은 사물에 대한 영상을 데이터베이스에 저장해 놓고 입력영상과의 특징점 정합을 통하여 사물을 인식하게 된다. 이때 사용되는 특징점들은 스케일, 회전, 어파인 변화 등에 강인한 점들로 본 논문에서는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)[2][3]를 사용하여 특징점을 검출하였다.

SIFT는 스케일, 회전 등과 같은 변화에 강인한 장점을 가지고는 있지만 파라미터 변화에 민감하고 많은 연산으로 인하여 많은 처리시간이 소모되는 단점이 존재한다. 이에 본 논문에서는 SIFT를 이용한 특징기반 물체인식에서 처리속도 개선을 위한 방법을 제안하였다. 제안한 방법으로 물체를 인식할 경우 매칭을 위한 처리시간이 줄어드는 것을 실험을 통하여 확인 하였다.

2. 블록 분할을 이용한 물체인식

2.1 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)

SIFT는 1999년 David G. Lowe에 의해 고안된 방법[2]으로 스케일, 로테이션 및 어파인 변화에도 변하지 않는 특성을 가진 특징점을 검출하고 이를 이용하여 매칭을 수행하는 방법이다.[2][3]

SIFT는 키포인트 후보점을 구하고 정교화를 통하여 불안정한 키포인트를 제거한 후 방위 히스토그램을 구하고 키포인트 기술자를 구성한다. 이렇게 구성된 기술자를 이용하여 매칭을 수행하게 된다.

키포인트 후보점은 DOG(Difference of Gaussian) 이미지를 생성하여 구할 수 있다. DOG 이미지를 생성하기 위해서는 원본 이미지에 대하여 표준편차(σ)값이 다른 여러 옥타브의 가우시안 이미지를 생성해야 한다. 각 옥타브별로는 여러 레벨의 가우시안 이미지가 생성되면 레벨별로 순차적인

차분 이미지를 구하게 된다.

가우시안 이미지를 $L(x,y,\sigma)$ 라고 하면

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \tag{1}$$

같이 나타낼수 있다. $I(x,y)$ 는 입력 영상이고 $G(x,y,\sigma)$ 는 가우시안 함수를 나타낸다. 가우시안 함수는

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \tag{2}$$

와 같이 표현된다.

식(1)을 이용하여 DOG 이미지를 $D(x,y,\sigma)$ 라고 하면

$$D(x,y,\sigma) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \tag{3}$$

과 같이 구할 수 있다.

식(3)을 이용하여 DOG 이미지가 구해지면 DOG 이미지에 존재하는 극치점들을 구해야 한다. 극치 점은 현재 점을 중심으로 주위 8개의 이웃하는 픽셀들과 이전, 이후 스케일의 18개의 픽셀들을 비교하여 현재 점이 가장 큰 값을 가지거나 가장 작은 값을 가지면 극치 점으로 선택되어 진다. 이렇게 구해진 극치 점들은 키포인트 후보점이 되고, 정교화를 통하여 불안정한 점들을 제거하게 된다.[3]

먼저 작은 노이즈에도 민감하게 반응하는 저 지도를 갖는 키포인트를 제거한다. 그다음으로 에지를 따라 존재하는 불안정한 키포인트를 제거하게 된다.

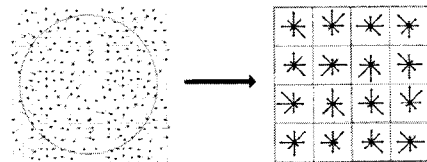
키포인트가 구해지면 각 키포인트에 대한 방위 히스토그램을 구하게 된다. 방위 히스토그램은 키포인트 주위의 픽셀들을 이용하여 구할 수 있다.

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \tag{4}$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}((L(x,y+1) - L(x,y-1)) / (L(x+1,y) - L(x-1,y))) \tag{5}$$

영상이 회전을 하더라도 픽셀들의 값은 일정한 방향성을 유지하기 때문에 식(4),(5)를 이용하여 구해진 키포인트의 크기와 방위들은 항상 일정한 방향을 유지 할 수 있게 된다.

방위 히스토그램을 구한다음 키포인트 기술자를 생성하게 된다. 키포인트 기술자는 8개로 양자화된 방위 히스토그램을 4x4영역에 적용하여 총 128개의 백터데이터를 가지게 된다.



<그림 1> 키포인트 기술자

두 영상(입력영상, 물체영상)에 대한 키포인트 기술자가 생성되면 두 영상간의 매칭을 수행하게 된다. 매칭을 할 때는 두 영상이 가지고 있는 특징점의 유사도를 이용하여 매칭을 하게 되는데 이를 위하여 유클리디안 거리(Euclidean Distance)를 이용한다.

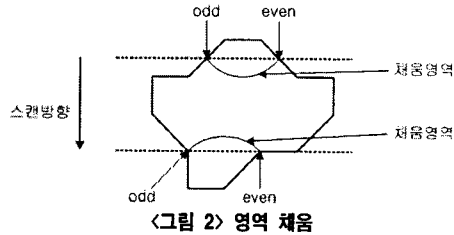
$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (D_a[i] - D_b[i])^2} \tag{6}$$

두 특징점 a 와 b 의 기술자가 유사할 수록 D 의 값은 0에 가까워 됨으로 일정한 임계값을 정하여 임계값보다 작으면 두 특징점에 대한 매칭이 성립하는 것으로 판단한다.

2.2 체인코드(Chain Code) 및 영역 채움(Region Filling)

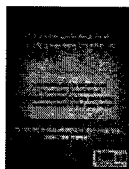
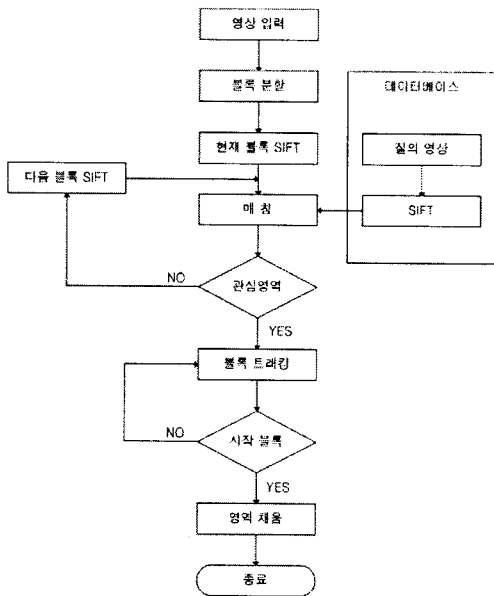
체인코드는 경계를 명시된 길이와 방향의 직선 선분들의 연결된 시퀀스로 표현하는데 사용된다. 이 표현은 보통 선분들의 4-방향 또는 8-방향 연결성에 기반한다. 이러한 방식에 기반한 체인코드를 프리먼 체인 코드(Freeman chain code)라고 한다.[4]

체인코드를 이용하여 선분을 연결하고 나면 선분 내부에 빈 공간이 존재하게 된다. 이 공간을 채우기 위해서는 그림 2와 같은 방식을 사용한다.



2.3 제안한 방법

본 논문에서 제안한 방법은 입력영상을 일정한 블록으로 분할한 다음 좌측 상단 블록부터 특징점을 검출 데이터베이스에 저장되어 있는 사물에 대한 특징점과 순차적인 매칭을 수행하여 매칭이 이뤄지는 블록부터 체인코드를 적용하여 최외각 블록을 검출한 다음 외곽 블록 안쪽 블록들을 채우는 방식이다.



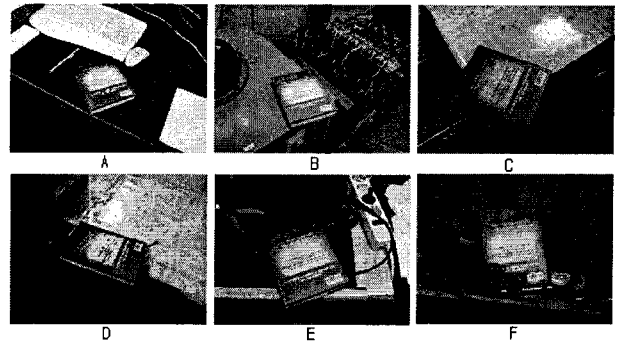
(c)

<그림 4> 블록분할 이미지 (a)질의 이미지 (b)블록분할된 입력 이미지 (c) 질의 이미지와 매칭된 블록들

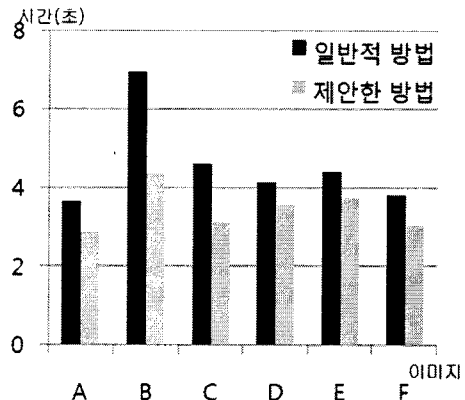
2.4 모의 실험

본 논문의 실험은 데이터베이스에 질의 이미지를 저장해 놓고 그림 5에 보이는 입력 이미지(A-F)에 대하여 매칭을 시도 하였다. 매칭은 각 색

플 이미지별로 10회씩 수행하였고 그 평균 시간을 체크 하였다.



<그림 5> 실험에 사용된 샘플 이미지



실험 결과 그림 6에 보이는 것처럼 기존의 일반적인 방법처럼 입력영상의 전 영역에 대하여 특징점을 구하는 것 보다 본 논문에서 제안한 방법을 사용하였을 경우 물체인식을 위한 수행 시간이 줄어들었음을 확인할 수 있었다.

3. 결 론

특징기반 물체인식은 영상이 가지고 있는 특징점을 검출하여 입력영상과 질의 영상간의 비교를 통하여 물체를 인식하는 방법이다. 하지만 이러한 특징기반 물체인식은 특징점을 검출하기 위하여 많은 연산이 필요하기 때문에 매칭을 수행하기 위하여 많은 시간이 필요 하게된다. 이에 본 논문에서는 특징기반 물체인식에서 보다 빠른 매칭을 수행하기 위한 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 입력영상을 균일한 사이즈의 블록으로 분할 한 다음 각각의 블록에 대하여 특징점을 검출하고 매칭을 수행하는 방법이다. 제안한 방법을 이용하였을 경우 물체인식을 위한 매칭을 수행하는데 소모되는 시간이 줄어드는 것을 실험을 통하여 확인 하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] F. Arman and J. K. Aggarwal, "Model-Based Object Recognition in dense-range image = a review", ACM Computing Surveys, Vol. 25, pp.5-43, Mar 1993
- [2] David G.Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features.", Proc. Of the International Conference on Computer Vision(ICCV), pp.1150-1157, Septemver 1999
- [3] David G.Lowe, "Distinctive Image Features from Scale Invariant Key points.", Accepted for publication in the International Journal of Computer Vision, pp.91-110, 2004
- [4] Rafael C. Gonzales. Et al, Digital Image Processing using MATLAB, Prentice-Hall, pp.436-437, 2004