

물체 인식을 위한 영역 특징과 특징점 정보의 상호 보완 방법

유동진, 방희범, 이상훈, 서일홍

유동진, 방희범, 서일홍 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

이상훈 : 한양대학교 BK21 수요지향적 정보기술 전문인력양성 사업단

Mutual Complementary Method between Region and Point Information for Object Recognition

D. Yu, H. Bang, S. Lee, I. H. Suh

D. Yu, H. Bang, I. H. Suh : Dept. of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University

S. Lee : BK21 Advanced IT Education Program on Industrial Demand, Hanyang University

Abstract - 물체 인식에 사용되는 특징 벡터로 영역과 점이 있다. 우리는 영역 특징을 기반으로 하는 물체 인식 알고리즘과 특징점 정보를 기반으로 하는 물체 인식 알고리즘이 상호 보완될 수 있도록 하는 방법을 소개한다. 우리가 제안한 방법에서는 두 가지 알고리즘의 중간 결과가 상호 보완되게 함으로써, 물체 인식의 성능을 향상시키고자 하였다. 또한 두 가지의 물체 인식 알고리즘을 병렬 처리될 수 있도록 함으로써, 사용자도 하여금 신속하게 인식 결과를 확인할 수 있도록 하였다.

1. 서 론

물체 인식을 위해서 레이저 스캐너, 적외선 센서, 카메라 등이 널리 사용되고 있다. 그 중에서도 카메라는 적은 비용으로 많은 정보를 담을 수 있기 때문에 물체 인식에서 즐겨 사용된다. 우선 컬러 동시발생 히스토그램(CCH: Color Cooccurrence Histogram)[1]을 이용한 방법이 있었다. 컬러 히스토그램만을 사용하면, 보다 상세한 물체 인식이 불가능하기 때문에 CCH를 사용한 물체 인식법이 제안된 것이다. 하지만 그 방법만 사용할 경우에는 다양한 문제점들이 발생된다. 그러한 문제점들 중에 우선 부분 가림(occlusion)을 들 수 있다. 즉 찾고자 하는 물체가 테스트 이미지에서 다른 물체에 의해 부분적으로 가려졌을 경우에 인식이 힘들어진다. 이를 해결하기 위해서 패치기반의 물체 인식 방법[2]들이 소개되었다. 한편 공간에서의 상대적인 관계를 고려한 물체 인식법[3][4]들도 소개되었다. 이러한 방법들에서는 하나의 물체를 구성하는 여러 가지 요소들의 공간에서의 상대적인 관계를 물체 인식에 적용하였다. 또한 테스트 이미지의 다양한 스케일 변화에 대응하기 위해, 계층 구조를 가진 물체 인식 방법[5][6]도 소개 되었다. 한편 각각의 오브젝트 모델들을 패치로 나뉘서 표현하고, 각각의 패치를 CCH로 표현한 논문[7]도 있다. 이 논문에서는 모델 이미지를 피라미드로 만들어 스케일 변화에 대응하고자 했고, 또한 패치들 사이의 공간적인 관계를 고려하여 보다 신뢰성 높은 매칭이 가능하도록 했다. 또한 HSV 컬러 스페이스 기반으로 하여, 조명 조건의 변화에 대해 비교적 강인한 성질을 가지도록 하였다. 한편, SIFT(Scale Invariant Feature Transform)[7]의 경우에는 스케일 변화에 강인한 특징점들을 찾아내어, 모델과 입력 영상에서의 특징점을 비교함으로써 물체 인식을 수행할 수 있도록 한다. SIFT의 방법에서 정의한 서술자는 스케일 변화는 물론이고, 회전과 조명 조건의 변화에서도 높은 신뢰성을 가지는 것으로 인정받고 있다.

CCH를 기반으로 한 물체 인식법[7]은 영역을 기반으로 한 물체 인식 방법이다. 이 방법은 특징점을 기반으로 한 방법에 비해, 상대적으로 연산량이 적다는 이점이 있다. 하지만 근본적으로 색상에만 의존하기 때문에 약한 조명 조건으로 인해 색상의 구분이 힘든 상황에서는 좋은 결과를 기대할 수 힘들다는 약점이 있다. 또한 입력 영상에서 찾고자 하는 물체가 회전되어 있는 경우에도, 물체 인식이 힘들어진다. 또한 영역을 기반으로 하기 때문에, 입력 영상에서 영역이 가려져 있는 경우에는 인식이 힘들어진다. 결국 색상 정보가 온전히 존재하지 않는 경우나, 입력 영상에서 후보 영역을 정확하게 확보하기 힘든 경우에는 좋은 결과를 기대하기 힘들다는 단점이 있다.

SIFT기반의 물체 인식법[8]은 현재까지 제안된 물체 인식 알고리즘 중에 가장 널리 사용되고 있는 알고리즘 중 하나이다. 위에서 설명한 대로 SIFT기반의 물체 인식법은 많은 장점을 가지고 있다. 하지만, 근본적으로 특징점을 중심으로 한 매칭 방법이기 때문에 특징점이 가려진 경우에는 물체 인식이 수월치 않으며, 각각의 특징점이 가진 데이터량이 워낙 많기 때문에 속도가 느려질 수 있으며, 많은 물체를 데이터 베이스에 저장할 경우, 저장 공간을 많이 필요로 한다. 게다가 텍스처 정보가 적은 물체의 경우에는 특징점을 추출하기 힘든 단점도 있다. 즉 출입문 같은 물체의 경우 특별한 텍스처 정보를 갖지 않기 때문에, 특징점 추출이 아예 불가능해질 수도 있다. 또한 매칭된 SIFT 특징점은 신뢰성이 높긴 하지만, 완전히 신뢰할 수는 없다. 즉 잘못 매칭된 경우가 발생할 수도 있다.

영역 중심의 물체 인식 방법과 특징점 중심의 물체 인식 방법의 문제점을 각각 살펴보았다. 이러한 문제점은 각각의 방법이 점 또는 영역에만 국한해서 물체 인식을 수행하기 때문에 발생한다. 실제 우리가 생활하는 환경 속에서 만나게 되는 물체들은 특징점의 정보를 통해서 쉽게 인식될 수 있는 경우도 있고, 영역의 정보를 통해 쉽게 인식되는 경우도 있다. 그러면

두 가지 알고리즘을 순차적으로 모두 사용할 경우에는 무슨 문제가 있을까? 제일 중요한 문제는 소요 시간이다. 두 가지 알고리즘을 순차적으로 모두 확인하고 결과값을 얻어낸다면, 당연히 소요 시간이 길어진다. 때로는 영역의 정보만으로 물체 인식이 가능한 경우도 있고, 또는 특징점의 정보만으로 물체 인식이 가능한 경우도 있다. 물론 두 가지 알고리즘을 모두 고려해야만 보다 신뢰성이 높은 결과를 얻어내는 경우도 있다. 즉 두 가지 알고리즘을 모두 고려하면서도, 처리 시간은 줄일 수 있는 방법이 필요하다. 특히나 물체 인식 시스템이 이동로봇에 적용되는 경우에는 이미지 프레임이 연속적으로 입력이 되기 때문에 신속한 처리속도가 매우 중요하다.

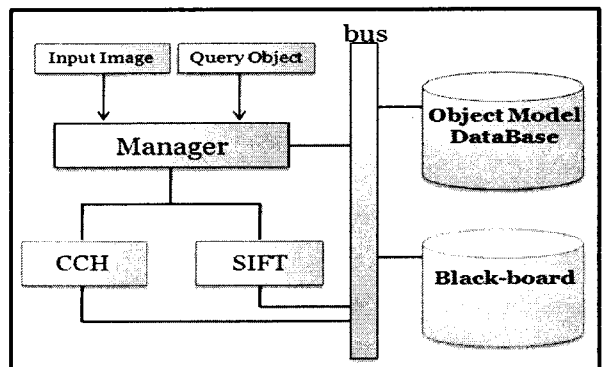
본 논문에서는 앞에서 제시한 여러 가지 문제점들을 해결하기 위한 방법을 다룬다. 즉, 영역 정보를 기반으로 하는 물체 인식 알고리즘과 특징점 정보를 기반으로 하는 물체 인식 알고리즘의 중간결과를 상호 보완할 수 있도록 하는 시스템을 제시할 것이다. 또한 각각의 알고리즘을 병렬 처리하도록 하여, 사용자도 하여금 신속하게 결과를 확인할 수 있도록 하였다.

본 논문의 2.1장에서는 시스템의 흐름을 블록 다이어그램을 사용하여 나타내었다. 2.2장에서는 우리가 제안한 시스템의 모델링 및 매칭에 사용되는 데이터 구조를 소개하였다. 2.3장에서는 우리 시스템에서 채택하고 있는 병렬처리방식을 설명할 것이며, 3장에서는 실험 결과를 설명하고, 4장에서는 결론과 앞으로 해결해야할 과제에 대해서 언급할 것이다.

2. 영역 특징과 특징점 정보의 상호 보완 시스템

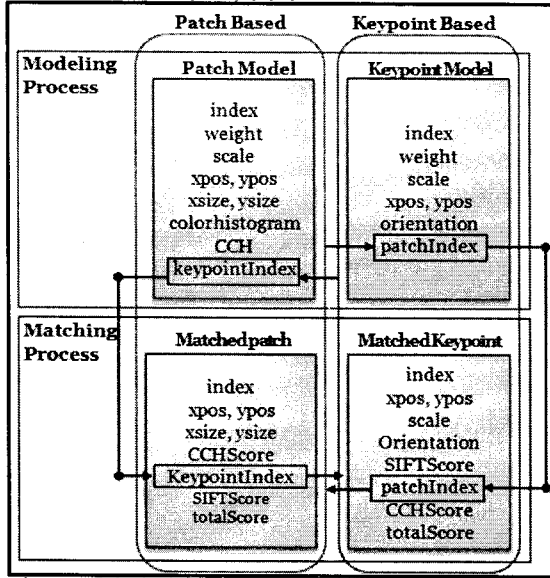
2.1 시스템 블록 다이어그램

아래 그림 1은 우리 시스템의 블록 다이어그램을 나타낸다. 우리의 시스템은 답-다운 방식으로 물체 인식을 수행한다. 우리는 각각의 물체 모델에 대해서 CCH와 SIFT를 모두 고려해서 정의한 오브젝트 모델 데이터 베이스를 생성한다. 찾고자 하는 쿼리 오브젝트가 데이터 베이스에 존재하지 않을 경우에는 모델링 과정을 통해 데이터 베이스에 추가한다. 입력 영상이 인가되면, 매니저는 입력 영상을 CCH와 SIFT 매칭 클래스피어러로 보낸다. 각각의 클래스피어러는 서로 병렬로 동작하게 된다. 하나의 클래스피어러가 종료되면 결과값이 바로바로 출력되게 되고, 블랙 보드에 의해서, 해당 클래스피어러의 결과값을 가지고 다른 클래스피어러로의 호출 여부를 결정하게 된다. 예를 들어 텍스처 정보가 없는 물체의 경우에, CCH 클래스피어러는 만족스러운 매칭 스코어를 낼 수 있다. 이 경우에는 추가로 SIFT 클래스피어러를 호출하지 않고, 매칭 작업을 종료할 수 있다. 만약 CCH 클래스피어러 혹은 SIFT 클래스피어러의 매칭 스코어가 만족스럽지 않을 경우에는 현재 얻은 데이터를 기반으로 상대편 클래스피어러를 호출하게 된다. 각각의 모듈의 매칭 결과가 바로바로 출력되게 됨으로써, 사용자는 신속하게 매칭 결과를 볼 수 있고, 하나의 클래스피어러에 의한 매칭 결과가 상대편 클래스피어러에 전달되게 됨으로써, 신뢰성을 향상시킬 수 있게 된다. 즉 우리는 각각의 물체 인식 알고리즘을 병렬 처리되도록 하는데 이것에 대한 자세한 설명은 2.3절에서 언급하였다.



<그림 1> 시스템 블록 다이어그램

2.2 모델링 및 매칭을 위한 데이터 구조



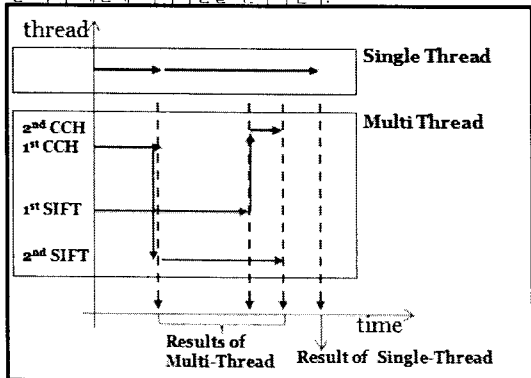
〈그림 2〉 모델링 및 매칭을 위한 데이터 구조

그림 2에서 상위 좌측 블럭은 패치의 데이터 구조를 나타낸다. 패치는 CCH 기반으로 물체에 대한 모델링 과정에서 사용되는 단위 영역을 의미한다. 각각의 패치는 그 패치 내에 존재하는 SIFT 특징점에 대한 정보가 가지고 있다. 즉 모델링 과정에서 얻어진 특징점의 정보가 패치 정보 안에 포함되게 되는 것이다. 입력 영상에서 CCH기반의 물체 인식 알고리즘으로 인해, 후보 영역이 결정된 상황에서, 해당 패치 안의 SIFT 특징점을 확인함으로써 인식 성능을 높일 수 있다. 입력 영상 전체에 대해서 특징점을 추출한다면 시간 낭비가 심하지만, 매칭된 패치 내부의 SIFT 특징점에 대해서만 추가 확인 작업이 진행되기 때문에 소요시간을 획기적으로 줄일 수 있다. 그림2에서 하위 왼쪽 블럭은 입력 영상에서 CCH 물체인식 알고리즘에 의해 매칭된 패치의 데이터 구조를 나타낸다. 역시 패치의 크기 및 위치 정보를 포함한다. 특히 그 패치안에 있는 특징점(keypointIndex)을 미리 저장하고 있다가 SIFT 알고리즘을 호출할 때 사용한다. 결국 CCH에 의한 매칭 스코어 뿐만 아니라 SIFT에 의한 특징점의 매칭 스코어도 반영하게 된다. 즉 CCH를 통해 얻은 결과가 SIFT 방법에 의해 보완되게 되는 것이다.

그림 2에서 상위 오른쪽 블럭은 하나의 SIFT 특징점에 대한 데이터 구조를 나타낸다. 이 경우에도 SIFT 특징점에 대한 정보 뿐만 아니라, 해당 특징점이 포함된 패치의 인덱스 정보도 포함되게 되는데, 그로 인해 CCH 기반의 물체 인식 알고리즘을 진행 시킬 때, 소요 시간을 단축 시킬 수 있게 된다. 그림 2에서 하위 오른쪽 블럭은 입력영상에서 매칭된 SIFT 특징점에 대한 데이터 구조를 나타낸다. 여기에서도 각각의 특징점들은 연관된 패치의 인덱스 정보(patchIndex)를 미리 가지고 있다. 그렇기 때문에 SIFT 알고리즘을 마치고, CCH 알고리즘을 호출할 때, 필요한 패치만을 선별하여 조사할 수 있기 때문에 소요시간이 줄어들게 된다.

2.3 병렬 처리 기반의 물체 인식의 장점

아래 그림3은 병렬 처리 기반의 물체 인식 방법의 특징 및 장점을 보여 준다. 우리 시스템에서는 CCH 기반과 SIFT 기반의 두 가지 물체 인식 알고리즘을 병렬로 처리되도록 하였다. 이렇게 할 경우, 여러 가지 장점을 가질 수 있다. 만약 두 가지 알고리즘을 직렬로 모두 검토한 후 결과를 얻어 낸다면, 두 가지 알고리즘이 모두 종료될 때까지 기다려야 하기 때문에, 소요 시간이 길어지지만, 우리의 경우는 두 가지가 병렬로 동작하기 때문에 각각의 결과를 바로바로 확인할 수 있다. 게다가, 하나의 알고리즘이 종료한 후, 또 다른 알고리즘을 호출할 때, 확인해야 할 영역을 지정한 후, 호출을 하기 때문에 처리시간을 단축시킨다.



〈그림 3〉 병렬 처리 기반의 물체 인식

3. 실험 결과

Scene 명칭	CCH			SIFT	
	후보영역의 매칭 스코어				
scene#	name	1	2	3	매칭된 특징점 수
1	BC11	0.76	0.5	0.5	4
2	BC12	0.79	0.63	0.63	0
3	BC21	0.75	0.46	0.46	6
4	BC22	0.82	0.62	0.62	0
5	BD11	0.75	0.66	0.66	9
6	BD12	0.82	0.73	0.59	17
7	BD21	0.75	0.74	0.55	5
8	BD22	0.94	0.75	0.68	5
9	BE11	0.94	0.65	0.56	9
10	BE12	0.88	0.77	0.75	6
11	BE21	0.77	0.65	0.65	1
12	BE22	0.82	0.87	0.63	3
13	BF11	0.82	0.82	0.62	6
14	BF12	0.82	0.76	0.75	5
15	BF21	0.62	0.62	0.62	8
16	BF22	0.8	0.77	0.62	3
17	BG11	0.61	0.55	0.54	6
18	BG12	0.61	0.55	0.54	6
19	BG21	0.62	0.55	0.55	7
20	BG22	0.72	0.72	0.72	3
21	BH11	0.73	0.59	0.53	7
22	BH12	0.89	0.77	0.63	5
23	BH21	0.75	0.59	0.59	2
24	BH22	0.81	0.74	0.74	1

〈그림 4〉 리콜라에 대한 CCH와 SIFT 각각의 매칭 결과

우리는 총 10가지의 오브젝트를 선정하였으며, 그 오브젝트를 포함한 테스트 이미지를 하나의 오브젝트 당 32장씩 총 320장의 테스트 이미지에 대해서 실험을 진행하였다. 총 8개의 서로 다른 scene을 사용하였으며, 각 scene마다 조명 및 가림 조건을 달리하였다. 위의 그림 4는 하나의 오브젝트(리콜라)에 대한 실험결과의 일부를 나타낸 것이다. 모델 오브젝트의 크기는 447X715 픽셀이었고, 모델 오브젝트에 대해 얻어진 SIFT 특징점은 총 76개였다.

우선 왼쪽에 위치한 CCH기반의 매칭결과에 대해 살펴보자. 표에서 음영 처리된 부분은 틀린 후보 영역을 지정했을 경우를 표시한 것이다. 일반적으로 조명이 나뉘었을 때, 틀린 매칭이 많이 일어남을 알 수 있다. 또한 색상 배열이 비슷한 물체가 주변에 있을 때, 틀린 매칭이 발생할 확률이 높았다. 또한 비교적 낮은 매칭 스코어임에도 불구하고, 매칭이 올바른 경우도 있었고, 반대로 비교적 높은 매칭 스코어에도 불구하고, 틀린 매칭이 발생할 경우도 있었다. 결국 맞는 물체 인지, 틀린 물체인지를 구분하는 경계값을 지정하기가 어려웠다. SIFT의 경우에는 텍스처 정보가 분명한 오브젝트 모델이라면 틀린 매칭이 발생할 가능성이 극히 낮았다. 그림 4의 실험에서는 텍스처 정보가 많은 리콜라에 대해서 실험을 적용해서, 틀린 매칭은 관찰되지 않았다. 다만 총 76개의 특징점 중 4개 이하의 작은 수의 특징점만이 매칭된 경우가 적지 않았다.

실험 결과를 살펴보면, 행 번호 1,3,5,7,8 등에서는 잘못된 CCH 매칭 결과가 SIFT에 의해서 보완 될 수 있음을 알 수 있으며, 행 번호 2, 4, 16, 23, 24에는 신뢰성이 떨어지는 SIFT의 결과가 CCH에 의해 보완될 수 있음을 알 수 있다. 게다가 두 가지 알고리즘을 직렬 처리하여, 사용할 때는 평균 4초 이상의 시간이 소요되었으나, 병렬 처리했을 경우에는 소요시간이 단축되었다.

4. 결 론

실험을 통해, 우리는 두 가지 알고리즘의 상호 보완으로 인해 인식 성능을 향상시킬 수 있음을 보여주었고, 병렬처리를 통해서 총 소요시간을 단축시킬 수도 있음을 보여주었다. 향후에는 모델의 데이터 크기를 줄여, 인식 소요 시간을 단축시키고, 보다 다양한 클래스피어블 시스템에 추가시켜서 시스템의 신뢰성을 보다 더 향상시켜야 한다.

[참 고 문 헌]

- [1] P. Chang and J. Krumm, "Object Recognition with Color Cooccurrence Histograms," in *Proceeding of the IEEE Conference on CVPR*, pp.2498, Fort Collins, CO, June 23-25, 1999
- [2] A. Hegerath, T. Deselaers, and H. Ney, "Patch-based object recognition using discriminatively trained Gaussian mixtures," in *Proceeding of the BMVC*, pp.519-528, 2006
- [3] T. V. Pham and A. W.M. Smeulders, "learning spatial relations in object recognition," *pattern recognition letters* 27, pp 1673-1684, 2006
- [4] X. Wang, J. M. Keller and P. Gader, "Using spatial relationship as features in object recognition," *NAFIPS 1997*, pp.160-165, 1997
- [5] W. Zhang, H. Deng, T. G. Dietterich and E. N. Mortensen, "A hierarchical object recognition system based on multi-scale principal curvature regions," in *Proceeding of the ICPR*, pp.778-782, 2006
- [6] B. Epshtein and S. Ullman, "Feature Hierarchies for object classification," in *Proceeding of the ICCV*, pp.220-207, 2005
- [7] Heebeam Bang, Sanghoon Lee, D. Yu and Il hong Suh, "Robust Object Recognition Using Color Co-occurrence Histogram and Spatial Relations of Image Patches," in *Proceeding of the AROB*, Beppu, Japan, Feb, 2008
- [8] David G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant, Keypoints." *Int'l. Jour. of Computer Vision* 2004, Jan.5, pp.1-28, 2004