

실시간 다중 객체 인식 및 추적 기법

Real-time Multi-Objects Recognition and Tracking Scheme

김대훈*, 노승민**, 황인준*

Dae-Hoon Kim*, Seung-Min Rho**, and Een-Jun Hwang*

요약

본 논문에서는 객체의 관심점(interest points)에 대한 지역 특징 기술자를 이용하여 이미지나 동영상에서 다수의 관심 객체를 효과적으로 인식하고 추적하기 위한 기법을 제안한다. 이를 위해 먼저 대상이 되는 객체를 포함하는 다양한 이미지를 수집하고 SURF 알고리즘을 적용하여 객체의 관심점과 그들에 대한 지역 특징 기술자를 생성한다. 지역 특징에 대한 통계적인 분석을 통하여 관심점들 중에서 해당 객체의 특성을 가장 잘 표현하는 대표점(representative points)을 선택하고 이를 바탕으로 이미지에 존재하는 객체를 인식한다. 또한, 지역 특징 기술자의 정합을 응용하여 각 SURF 지점들의 움직임 벡터를 생성하고 이를 기반으로 실시간으로 객체를 추적한다. 제안하는 기법은 모든 객체를 독립적으로 다루기 때문에, 여러 개의 객체를 동시에 인식하고 추적할 수 있다. 다양한 실험을 통해, 동영상에서 객체의 존재 여부 및 종류를 신속하게 판별하고 관심 객체의 추적을 효과적으로 수행할 수 있음을 보인다.

키워드 : 객체 인식, 객체 추적, 실시간, 지역 특징 기술자

Abstract

In this paper, we propose an efficient multi-object recognition and tracking scheme based on interest points of objects and their feature descriptors. To do that, we first define a set of object types of interest and collect their sample images. For sample images, we detect interest points and construct their feature descriptors using SURF. Next, we perform a statistical analysis of the local features to select representative points among them. Intuitively, the representative points of an object are the interest points that best characterize the object. In addition, we make the movement vectors of the interest points based on matching between their SURF descriptors and track the object using these vectors. Since our scheme treats all the objects independently, it can recognize and track multiple objects simultaneously. Through the experiments, we show that our proposed scheme can achieve reasonable performance.

Key words : Object recognition, Object tracking, Real-time, Local feature descriptor

I. 서론

컴퓨터 비전 및 패턴 분석을 비롯한 다양한 분야에서 이미지에 존재하는 특정 객체를 자동으로 인

* 고려대학교 전기전자전파 공학부 (School of Electrical Engineering, Korea University)

** 백석대학교 정보통신학부 (Division of Information and Communication, Baekseok University)

· 제1저자 (First Author) : 김대훈

· 교신저자 (Corresponding Author) : 황인준

· 투고일자 : 2012년 3월 29일

· 심사(수정)일자 : 2012년 3월 29일 (수정일자 : 2012년 4월 25일)

· 게재일자 : 2012년 4월 30일

식하고 추적하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다. 이미지에 대한 신뢰성 있는 객체 인식 기술을 개발하기 위해서는, 같은 객체라도 색상이나 관찰 각도, 조명 등 조건이나 환경의 변화에서 오는 객체의 다양한 변화를 정확하게 해석할 수 있어야 한다. 결과적으로 같은 종류의 객체들임에도 불구하고 다른 모습을 하거나, 반대로 다른 종류의 객체라도 어떠한 기준에서 보면 유사한 객체로 보이는 경우를 구분하기 위해서는 객체들간의 다양성을 보장함과 동시에 다른 종류의 객체간에 존재하는 차이점을 구별할 수 있어야 한다. 또한 객체 추적에 있어서 충돌이나 노출의 변화 등에 강인해야 만족스런 성능을 보일 수 있다.

전반적으로 객체 인식 기법의 성능은 객체의 인식률과 인식 속도에 좌우된다. 지금까지의 방법들은 대체적으로 이들 중 어느 한 요소만을 강조하다 보니 결과적으로 다른 요소에서는 만족스럽지 못한 결과를 보였으며, 특히 특정한 몇 가지 종류의 객체만 인식할 수 있었다. 본 논문에서는 객체의 지역 특징을 기반으로 객체의 인식률과 인식 속도를 모두 만족시킬 수 있는 새로운 객체 인식 및 추적 기법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 객체인식 및 추적에 관련된 연구를 소개한다. 3장에서는 실제 객체 인식에 필요한 여러 가지 특징 정보를 생성하기 위한 전처리 과정과 객체 인식 방법에 대해 소개하고, 4장에서는 실시간 객체 추적을 위한 방법을 제안한다. 5장에서는 실험에 대한 결과를 보여주고 마지막으로 6장에서는 논문을 결론짓는다.

II. 관련 연구

지금까지의 객체 인식 관련 연구는 객체의 다양한 특징을 추출하고 다양한 학습 방법을 적용하여 특정 객체의 존재 여부를 판단한다.

객체 인식을 위한 특징 추출은 특징점(feature points) 추출과 기술자(descriptor) 구성의 두 단계로 구성된다. 특징점 추출의 대표적인 방법으로 Harris 모서리 검출기[1], Hessian 검출기[2], Harris-Laplacian 검출기[3], Gaussian 차분 검출기[4], 고속 Hessian 검

출기[5]등을 들 수 있다. 한편, 영상 정보를 이용하여 표현자를 구성하는 대표 알고리즘으로는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) [4], GLOH(Gradient Location and Orientation Histogram), SURF [5] 등을 들 수 있다. 이 중에서 본 논문에서 사용하는 SURF 표현자는 특징점을 중심으로 4×4 의 세부영역을 구성하고 각 세부영역에 대해 Haar 웨이블릿을 적용하여 $dx, dy, |dx|, |dy|$ 의 4개 특징을 구해서 총 64 차원의 표현자 벡터를 구성한다.

특징 추출을 기반으로 다양한 객체 인식 방법이 제안되었다. 강인한 객체 인식 성능을 보여주는 bag of words 모델을 기반으로 하는 대표적인 방법은 각 클래스 별 패치 집합 SIFT 표현자 벡터를 양자화 한 후에, 이를 클러스터링 하고 bag of key points를 추출하여 객체 인식에 사용하는 것이다 [6]. [7]에서는 pLSA와 LDA를 이용하여 객체의 주요 부분을 추출해서 사용했으며, [8]에서는 incremental bayesian 훈련 알고리즘을 추가하여 객체 인식률을 높였다. 한편, [9]에서는 이미지의 대표 조각들을 검출하고 이를 단계별로 구조화하여 객체 인식에 사용하였다. 본 연구에서는 대표 지점을 통해 일종의 bag of words를 구성하고 이를 이용해 객체를 인식한다. 이와 같은 연구를 바탕으로 박물관 가이드 투어 기법[10]이나 세계 명소를 자동으로 찾고 인덱스 하는 기법들[11][12]이 최근 연구 되고 있다.

한편, 이렇게 인식된 객체를 추적하기 위한 연구도 다양하다. 대표적인 색상 기반의 추적 방법인 Mean-shift 알고리즘[13]은 객체의 색상 분포를 히스토그램으로 나타내고 반복적으로 적용하여 다음 프레임에서 확률 분포상 객체와 가장 유사한 후보 영역을 찾아낸다. 칼만 필터(Kalman filter)는 특정 객체의 상태를 예측하는 방법이다[14]. 일반적으로 객체 위치 추적 분야에서 추적하는 관심 객체의 위치를 그 상태로 설정하여 다음 프레임에서의 위치를 예측하고, 그 위치를 다시 측정하여 결과를 보정해 나간다.

III. 전처리 과정 및 객체 인식

여러 종류의 객체를 신속하게 정확하게 인식하고

추적하기 위해서는 관심 객체의 다양한 영상을 바탕으로 객체의 대표점을 계산하고 그들의 특징 정보를 추출하여 학습시키는 전처리 과정을 수행한다.

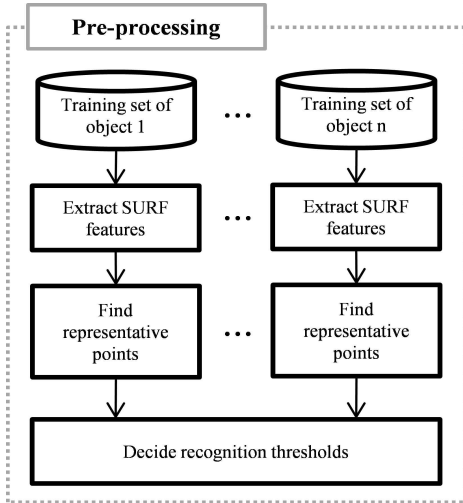


그림 1. 전처리 순서도
Fig. 1. The flowchart of pre-computation

전처리 과정은 실제 질의 영상 처리에 필요한 여러 가지 정보를 미리 계산하여 데이터베이스에 기록하는 과정으로 그 상세 내용은 그림 1과 같다. 본 논문에서는 효과적인 실시간 객체 인식을 위해, 전처리 단계에서 대응점 정합 알고리즘을 사용하여 각 종류별 이미지들의 특징을 추출하는 작업을 수행한다. 일반적으로 관심점은 이미지 내에서 많은 정보를 담고 있는 부분, 즉 주위의 변화가 심한 지점을 의미한다. 본 논문에서는 SURF 기법을 사용하여, 훈련 데이터의 각 이미지 별로 특징 기술자를 생성하고 대표 특징을 검출한다. 다음 단계에서는 앞에서 검출된 관심점들 중에서 해당 객체를 가장 잘 표현 할 수 있는 대표점을 선택한다. 하나의 관심점에 대해, SURF 기술자 유사도가 서로 비슷한 관심점의 개수가 충분히 많을 경우 해당 관심점은 대표점으로 간주된다.

객체 별로 대표점에 대한 검출이 끝나면, 추가 학습을 통하여 인식에 필요한 계수들을 자동으로 계산한다. 각 객체 타입에 속하는 다수의 훈련 이미지에 대해 정합 비율을 계산한 후 이들의 평균을 계산한다. 그리고 다른 객체의 훈련 이미지에 대해서도 마찬가지로 각 이미지에 대한 정합 비율을 측정한 후, 이들의 평균값을 계산한다. 하나의 객체 대표점

에 대해 훈련 셋의 모든 이미지들과 비교하여 각각의 평균 정합 비율을 계산하고 이를 기반으로 각 객체를 인식하는 데 있어서 최적의 임계값을 결정한다.

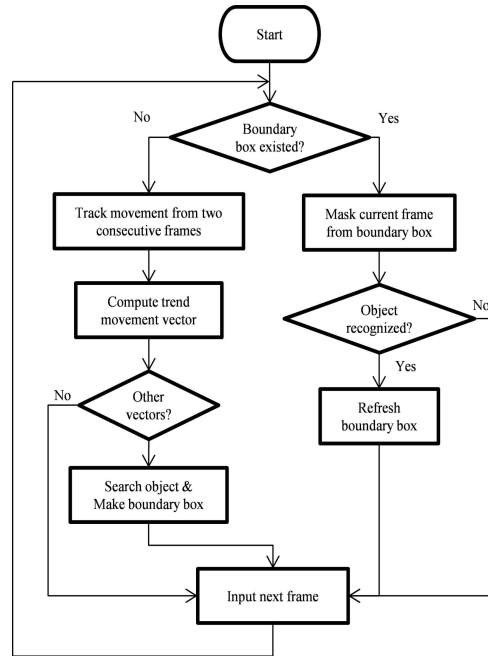


그림 2. 실시간 객체 인식 및 추적 순서도
Fig. 2. The flowchart of real-time object recognition and tracking

객체 인식 단계에서는 전처리 과정에서 얻어진 대표 특징들을 이용하여 질의 영상이 어떠한 객체를 포함하고 있는 지를 결정한다. 기본적인 객체 인식 단계는 전처리 과정과 유사하다. 먼저 질의 영상의 현재 프레임에 대해 관심점 및 범위 검출을 수행한다. 검출된 관심점에 대해 전처리 과정에서 구축된 대표 특징들과 비교하여 얼마나 일치하는지를 계산한다. 현재 프레임의 관심점들에 대해, 어떤 객체의 대표 특징들이 일정 비율 이상 존재한다고 판별되면 최종적으로 현재 프레임은 해당 객체를 포함한다고 간주한다. 기존의 방법과 비교하면, 하나의 질의 영상에서 다수의 객체를 동시에 검출해 낼 수 있다는 장점이 있다.

IV. SURF를 사용한 실시간 객체 인식 및 추적

전처리 과정 및 객체 인식 기법을 바탕으로 실제로 객체를 인식하고 추적하는 전 과정은 그림 2와 같다. 그림에서 왼쪽은 객체 인식 과정을 나타내고 오른쪽은 객체 추적 과정을 나타낸다. 이 두 과정이 서로 협력하여, 영상에 포함된 관심 객체를 인식하고 해당 객체에 대한 추적을 수행한다.



그림 3. 움직임 벡터 생성 및 이동 객체 검출
Fig. 3. Generate the movement vector and detect moving object

객체 인식은 영상이 최초로 입력되었을 때나, 추적해야 할 객체가 인식되지 않았을 때 반복적으로 수행하게 된다. 또한, 추적중인 객체가 있다고 하더라도, 혹시 있을지 모르는 다른 객체의 등장을 고려해 주기적으로 이 과정을 수행한다. 이 과정에서는 SURF 특징 기술자의 정합을 응용하여 움직임 벡터를 생성하고 전체 움직임 벡터와 다른 움직임을 보이는 벡터들을 검출하여, 어떠한 객체가 이동하고 있음을 감지한다. 이렇게 감지된 객체를 포함하는 영역을 생성하여, 객체 추적 전체 프레임 영역이 아닌 해당 영역 내부만을 고려하는 방법으로 성능을 향상 시킨

다.

그림 3은 전체적인 시점이 좌측 상단으로 이동하고 있는 영상에서 연속된 두 프레임에 대해 움직임 벡터를 이용하여 이동하는 객체를 검출한 결과이다. 먼저, 현재 프레임(좌상)과 바로 이전 프레임(우상)에 대해 각각 SURF 특징 기술자를 추출하고 정합한다. 그 후에 정합된 기술자들 간에 이동한 경로를 벡터로 표현한 것이 하얀색 화살표들이다(좌하). 이 경우 화살표들이 대부분 좌측 하단으로 향하고 있는 것을 확인할 수 있다. 방향 및 크기를 기준으로 히스토그램을 생성하면 변량이 다른 것에 비해 매우 큰 경우가 있는 것을 확인할 수 있다. 이것은 앞서 말한 바와 같이 영상의 시점이 한 곳으로 이동함으로 인해 대부분의 특징점들이 동일한 방향과 크기로 움직이기 때문이다.

따라서 본 논문에서는 이렇게 큰 변량을 가지고 있는 벡터를 대표 움직임 벡터라고 정의한다. 현재 프레임(중)에서 흰색 화살표 벡터들에서 조금 전에 구한 대표 움직임 벡터를 빼서 남는 부분을 표시하면 다음의 프레임(하)과 같다. 이 나머지 벡터들은 전체 움직임 벡터와 다른 움직임을 보인 SURF 기술자들을 의미한다. 즉, 배경과 다른 움직임을 가지는 것으로 관심있는 객체일 가능성이 크다는 것을 알 수 있다. 그래서 이러한 기술자들과 전처리 과정에서 생성한 대표 특징 기술자와의 비교를 통해 객체의 존재 여부를 판단한다. 이러한 과정을 거쳐 관심 객체가 인식 된다면, 해당 영역을 관심 영역으로 설정하고 해당 프레임에 대한 처리를 마친다.

객체 추적 단계에서는 객체 인식 단계에서 생성된 관심 영역을 기반으로 객체 추적을 수행한다. 입력된 영상의 현재 프레임에 대해 관심 영역을 사용하여 마스킹 함으로써 관심 영역을 제외한 영역을 배제한다. 그리고 해당 영역에 대한 객체 인식을 진행하여 객체의 실제 존재 여부를 판단한다. 만약 객체가 존재한다고 판단되면 다음 프레임에서의 객체 추적을 위해 현재 관심 영역을 갱신해 주어야 한다. 여기서 관심 영역은 이전 프레임과 현재 프레임에서 실제로 객체가 인식된 영역을 기반으로 생성된다. 본 논문에서는 관심 영역의 크기를 현재 프레임에서 실제 객체가 인식된 영역의 1.5배 크기로 설정하였으며, 위치는 이전

프레임에서 현재 프레임으로 객체가 이동한 만큼 이동하게 한다. 이는 바로 전 프레임까지의 정보만을 이용한다는 점에서 칼만 필터와 유사한 방식이지만, 칼만 필터에 비해 매우 적은 계산량으로 거의 비슷한 효과를 낼 수 있다는 장점이 있다.

V. 실험

본 장에서는 실험을 통하여 지금까지 기술한 객체 인식 및 추적 방법의 성능을 평가한다. 실험은 Intel Core 2 Duo 2.67Ghz, 4GB 메모리 사양의 Windows 7 환경에서 수행되었다. 전처리 및 질의 처리를 포함한 모든 과정은 MATLAB을 기반으로 구현하였고, OpenCV에 구현된 SURF알고리즘 모듈을 mex로 컴파일 해서 사용하였다. 실험을 위한 훈련 이미지 셋으로 Caltech101[15]을 사용하였다. 본 실험에서는 이 중에서 stop sign, bikes, face의 세 카테고리에 대해 각각 20장씩의 이미지를 선택하여 훈련 후 사용하였다. 실제 질의는 640×480의 해상도를 가진 30 fps 영상을 카메라로부터 약 4분 정도 입력 받아서 진행하였다.

가장 먼저 실험을 통하여 최적의 대표점 임계값을 찾는다. 그림 4에서 꺾은 선 그래프들은 프레임의 각 분류별로 인식률을 나타낸 것이고, 막대 그래프는 전체 프레임 인식률의 합계를 나타낸 것이다. 그림에서 볼 수 있듯이, 임계값이 0.3일 때 가장 좋은 인식률을 보여주었다. 임계값이 낮아지면, 너무 많은 지점들이 대표점으로 선택되기 때문에 인식률이 떨어진다. 반대로 임계값이 너무 높으면 대표점으로 선택되는 지점들의 개수가 너무 적어져 인식률에 좋지 않은 영향을 미치게 된다. 단, 이런 경우에도 그래프에서 보는 바와 같이 아무 객체도 프레임에 포함되어 있지 않은 경우에는 좋은 인식률을 보여주지만, 이것은 인식률이 좋아졌다고 생각하는 것 보다 아무것도 못 찾았다고 해석하는 것이 맞다. 따라서 앞으로의 모든 실험에서 대표 지점 임계값은 0.3으로 하였다.

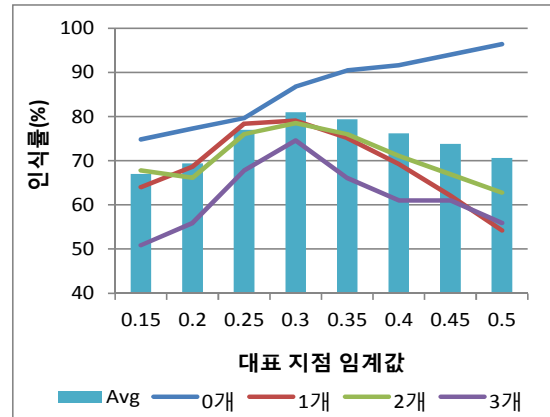


그림 4. 대표 지점 임계값 설정
Fig. 4. Decide the threshold of the representative point

다음은 평균 매칭 비율에 대한 실험이다. 앞서 3장에서 언급한 바와 같이 평균 매칭 비율로 두 가지를 사용할 수 있는데, 하나는 해당 객체 이미지들에서 검출된 최소의 매칭 비율값이고, 다른 하나는 다른 객체 이미지들과의 매치에서 측정된 가장 높은 매칭 비율값이다. 두 가지 임계값을 사용하여 실험을 한 결과는 다음과 같다.

‘최소 평균 매칭 비율’라고 표시 되어 있는 그래프는 해당 객체 이미지들에서 검출된 최소의 매칭 비율값의 결과이고, ‘최대 평균 매칭 비율’라고 표시 되어 있는 그래프는 다른 객체 이미지들과의 매치에서 검출된 가장 높은 매칭 비율값의 결과이다. 또한 1번 ~ 3번은 실험에 사용된 각각의 오브젝트를 의미한다. 두개의 그래프는 각각 Accuracy와 False alarm에 대한 실험의 결과이다. 이것을 통해 각각의 임계값을 사용했을 때 객체 인식의 특성을 확인 할 수 있다.

임계값을 ‘최소 평균 매칭 비율’로 사용할 경우 전체적인 인식률이 모두 높아지는 것을 확인 할 수 있다. 올바르게 인식 되는 경우와 잘 못 인식 되는 경우 모두 높아지게 된다. 반면에 임계값을 ‘최대 평균 매칭 비율’로 사용할 경우 전반적인 인식률이 떨어지며, 잘못 인식되는 경우가 거의 5%미만인 결과를 보여 주었다. 이는 해당 객체 인식 알고리즘이 다양한 환경에서 사용될 수 있다는 가능성도 보여준다. 잘못 인식될 확률이 조금 있더라도, 놓치는 부분이 있으면 허용 되지 않는 경우에 ‘최소 평균 매칭 비율’

임계값을 사용하고 반대의 경우에는 ‘최대 평균 매칭 비율’ 임계값을 사용하는 등, 다양한 목적의 시스템에서 해당 알고리즘을 효과적으로 이용할 수 있다.

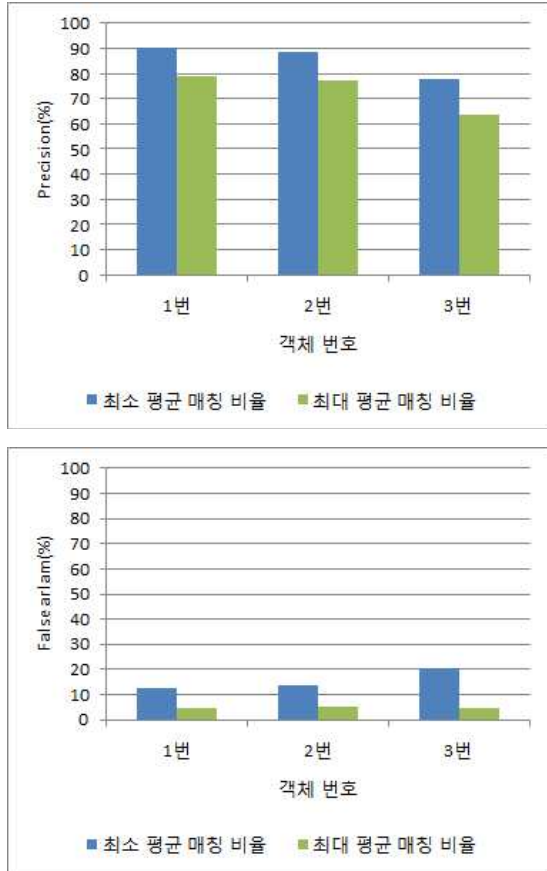


그림 5. 평균 매칭 비율에 따른 객체 인식을
Fig. 5. Object recognition rates for two average matching ratios

다음의 표 1은 본 논문에서 제안한 방법을 사용해서 실제 객체 인식을 진행했을 때, 초당 몇 프레임을 처리할 수 있는가에 대한 실험의 결과이다. 다양한 객체가 여러 형태로 등장하는 실험 영상으로부터 기본 객체 인식 단계만을 사용한 것과 기본 객체 인식 단계와 객체 추적 단계를 병행해서 사용한 경우에 대해 평균 처리 프레임 수를 측정하였다. 결과적으로 후자가 전자에 비해 객체 인식 속도가 약 1.5배 향상된 것을 확인할 수 있었다. 이것은 어떠한 객체가 인식되고 난 후 몇 프레임에 대해 전체 영역을 고려하지 않고 특정한 일부 영역만을 고려하기 때문에 생기

는 결과이다. 실험 결과 기본 객체 인식 기법만을 사용했을 경우에는 초당 3.21개의 프레임을 처리할 수 있었지만, 객체 추적 단계를 더할 경우 초당 4.43개의 프레임까지 처리할 수 있었다.

표 1. 객체 인식 시간 결과

Table. 1. The elapsed time of object recognition

| | 기본 객체 인식 | 기본 객체 인식 + 객체 추적 단계 |
|-------------------|----------|---------------------|
| 초당 평균 처리 프레임(fps) | 3.21 | 4.43 |

그림6은 다중 객체 인식 및 추적 실험 결과를 보여 준다. 그림에서 인식된 3개의 객체는 각각 빨간색, 녹색, 파란색 상자로 표시하였다. 특히 상단의 그림은 stop sign 객체가 오른쪽으로 이동하는 영상에서 해당 객체를 잘 인식하고 추적하고 있음을 보여준다. 하단의 그림은 0에서 3개까지의 서로 다른 관심 객체가 동시에 영상에 존재하는 경우 모든 객체를 동시에 제대로 인식하고 있음을 보여준다. 또한 SURF 기술자를 사용하기 때문에 다양한 크기, 회전, 조명의 변화 등에도 강인한 특성을 가지는 것을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 관심 객체의 관심점과 이들의 지역 특징 기술자를 기반으로 하는 실시간 다중 객체 인식 및 추적 알고리즘을 제안했다. 이를 위해 각 이미지에 대해 SURF 알고리즘을 사용하여 관심점과 이 지점들에 대한 기술자를 생성하고, 지역 특징에 대한 통계적인 분석을 통해 관심점들 중에 대표점들을 선정했다. 또한, SURF 특징 기술자들의 정합을 응용하여 각 SURF 지점들의 움직임 벡터를 생성하여 실시간 객체 추적에 사용하였다. 이러한 움직임 벡터는 간단한 연산을 통해 구할 수 있어, 효과적인 객체의 추적이 가능하다. 한편, 본 논문에서 제안하는 기법은 다중 객체를 독립적으로 인식 및 추적할 수 있는



그림 6. 다중 객체 인식 및 추적 결과

Fig. 6. The experimental results of multi-object recognition and tracking

장점이 있으며 실험을 통하여 이를 입증하였다. 속도 면에서도 전처리 과정을 통하여 얻은 대표 특징들을 사용하여 실시간에 가까운 객체 추적 성능을 보였다.

감사의 글

이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원(2011-0026448)과 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 IT/SW 창의연구과정(NIPA-2011-C1820-1102-0018)의 연구결과로 수행되었음.

참고 문헌

- [1] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. Alvey Vision Conf.*, pp. 147-151, 1988.
- [2] T. Lindeberg, "Feature detection with automatic scale selection," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 30, no. 3, pp. 79-116, 1998.
- [3] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest points," *International Conference Computer Vision*, Vol. 1 pp. 525-531, 2001.
- [4] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *Int'l J. Computer Vision*, Vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [5] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," *European Conference on Computer Vision*, Vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [6] G. Csurka, C. R. Dance, L. Fan, J. Willamowski, and C. Bray, Visual categorization with bags of keypoints, *IN WORKSHOP ON STATISTICAL LEARNING IN COMPUTER VISION*, ECCV, p. 1-22, 2004.
- [7] J. Sivic, B. Russell, A. Efros, A. Zisserman, and W. Freeman, Discovering object categories in image collections. 10-2005.
- [8] L. Fei-Fei, R. Fergus, and P. Perona. Learning generative visual models from few training examples: An incremental bayesian approach tested on 101 object categories. *In CVPR Workshop*, 2004.
- [9] S. Ullman, Object recognition and segmentation by a fragment-based hierarchy, *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 11, no. 2, p. 58-64, 2007.
- [10] F. Faber, M. Bennewitz, A. Görög, C. Gonsior, D. Joho, M. Schreiber and S. Behnke, "The humanoid museum tour guide Robotinho", *IN IEEE INT. SYMP. ON ROBOT AND HUMAN INTERACTIVE COMMUNICATION*, 2009.
- [11] Yan-Tao Zheng, Ming Zhao, Yang Song, H. Adam, U. Buddemeier, A. Bissacco, F. Brucher, Tat-Seng Chua, and H. Neven, "Tour the world: Building a web-scale landmark recognition engine," *in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009. CVPR 2009, 2009, pp. 1085-1092.
- [12] A. Del Bimbo, W. Nunziati, and P. Pala, "David: Discriminant

analysis for verification of monuments in image data," in *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2009. ICME 2009, 2009, pp. 334-337.

- [13] S. L. Lauritzen, Thiele: Pioneer in Statistics, *Oxford University Press*, 2002. ISBN 0-19-850972-3.
- [14] Y. Cheng, "Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (IEEE)* 17 (8): 790-799, 1995.
- [15] L. Fei-Fei, R. Fergus and P. Perona, Learning generative visual models from few training examples: an incremental Bayesian approach tested on 101 object categories, in *Workshop on Generative-Model Based Vision*, 2004.

김 대 훈 (金大勳)



2006년 : 고려대학교 전자공학과 (공학사)
 2008년 : 고려대학교 전자전기공학과 (공학석사)
 2008년 ~ 현재 : 고려대학교 전자전기 공학과 박사 과정
 관심분야: 데이터베이스, 멀티미디어 검색, 영상처리, 유비쿼터스 컴퓨팅

노 승 민 (盧承民)



2001년 : 아주대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
 2003년 : 아주대학교 정보통신공학과 (공학석사)
 2008년 : 아주대학교 정보통신공학과 (공학박사)
 2008년 ~ 2009년 : Carnegie Mellon University, 박사 후 연구원
 2009년 ~ 2011년 : 고려대학교, 연구교수
 2012년 ~ 현재 : 백석대학교, 전임강사
 관심분야: Music Retrieval and Recommendation, Affective Computing, Swarm Intelligence

황 인 준 (黃仁俊)



1988년 : 서울대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
 1990년 : 서울대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
 1998년 : Univ. of Maryland at College Park 전산학과 (공학박사)
 1998 ~ 1999년 : Bowie State Univ., Assistant Professor
 1999년 ~ 1999년 : Hughes Research Lab. 연구교수
 1999년 ~ 2004년 : 아주대학교 정보통신전문대학원 교수
 2004년 ~ 현재 : 고려대학교 전기전자전파공학과 교수
 관심분야 : 데이터베이스, 멀티미디어 검색, 정보 통합, 전자상거래, 영상처리, 유비쿼터스 컴퓨팅