

환경 요인에 독립적인 관심 영역 추출을 위한 프레임워크의 개발

김성훈*, 이광의**, 허경용***

Development of A Framework for Robust Extraction of Regions Of Interest

Seong Hoon Kim*, Kwang Eui Lee**, Gyeongyong Heo***

요 약

영상으로부터 관심 영역을 추출하는 작업은 비전을 이용한 응용 분야에서 첫 번째 단계로 이후 처리 단계에 영향을 미치는 중요한 작업이다. 하지만 관심 영역 추출은 조명이나 카메라 등의 주변 환경에 민감하여 일반적으로 문제에 관련된 지식이나 후처리를 도입하여 추출된 영역을 보정하고 있다. 이 논문에서는 환경에 민감하지 않으며 이후 처리 과정에 독립적인 관심 영역 추출을 위한 프레임워크를 제안한다. 제안하는 프레임워크는 차영상과 색상 분포를 이용하여 관심 영역을 추출하며 색상 분포를 학습함으로써 환경의 변화에 적응할 수 있다. 또한 프레임워크의 각 구성 요소들이 독립적으로 동작하는 유연한 구조를 가지므로 확장성이 뛰어나다. 제안하는 프레임워크의 유용성은 동영상에서 손 영역 추출을 통해 확인할 수 있다.

▶ Keyword : 관심 영역 추출, 차영상, 색상 분포, 객체 추적

Abstract

Extraction of regions of interest (ROIs) is the first and important step for the applications in computer vision and affects the rest of the application process. However, ROI extraction can be easily affected by the environment such as illumination, camera, etc. Many applications adopt problem-specific knowledge and/or post-processing to correct the error occurred in ROI extraction. In this paper, proposed is a robust framework that could overcome the environmental change and

• 제1저자 : 김성훈 • 교신저자 : 허경용

• 투고일 : 2011. 08. 18, 심사일 : 2011. 10. 06, 게재확정일 : 2011. 12. 06.

* 경북대학교 컴퓨터정보학부 (Faculty of Computer and Information, Kyungpook National University)

** 동의대학교 멀티미디어 공학과 (Dept. of Multimedia Engineering, Dong-Eui University)

*** 동의대학교 영상미디어센터 (Visual Media Center, Dong-Eui University)

※ 이 논문은 2010년도 경북대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음.

is independent from the rest of the process. The proposed framework uses a differential image and a color distribution to extract ROIs. The color distribution can be learned on-line, which make the framework to be robust to environmental change. Even more, the components of the framework are independent each other, which makes the framework flexible and extensible. The usefulness of the proposed framework is demonstrated with the application of hand region extraction in an image sequence.

▶ Keyword : ROI Extraction, Differential Image, Color Distribution, Object Tracking

I. 서 론

사람과 컴퓨터 사이의 자연스러운 인터페이스 개발에 대한 요구는 컴퓨터의 대중화와 더불어 지속적으로 증가하고 있으며 이는 보다 지능적이고 인간 중심적인 인터페이스 개발로 귀결되고 있다. 사용자는 손동작, 얼굴의 움직임, 입술의 움직임 등으로 컴퓨터에 지시를 내리며 컴퓨터는 이를 인식하여 사용자가 원하는 동작을 수행하는 것이 현재 가장 일반적이고 자연스러운 인터페이스라고 할 수 있다. 이는 인간-컴퓨터 상호작용(human-computer interaction)[1]의 한 종류로서 종종 휴먼 인터페이스(human interface)[2]라고 일컬어진다. 이러한 휴먼 인터페이스는 기존 인터페이스의 대체 용도로서 뿐만이 아니라 장애인을 위한 인터페이스의 개발, 원격 조정 등의 특수 목적을 위해서도 연구가 진행되고 있다[3]. 또한 연구 결과는 물체 추적이나 보안 및 감시 시스템 등에 응용할 수 있으므로 다양한 분야와 연관을 맺으며 널리 연구되고 있다[4][5].

컴퓨터 비전을 이용하는 전형적인 휴먼 인터페이스 채용 시스템의 처리 과정은 크게 세 단계로 나누어 볼 수 있다. 먼저 (1) 영상으로부터 관심 대상 영역을 추출하고, (2) 관심 영역에서 특징을 추출하며, (3) 추출한 특징으로부터 특정 동작을 수행하는 것이 그 단계들이다. 각 단계는 이전 단계의 결과를 바탕으로 하며 기존의 연구들은 주로 두 번째와 세 번째 단계에 중점을 두어 강건한 특징의 추출과 이를 바탕으로 한 알고리즘의 구현에 비중을 두고 있다. 반면 첫 번째 단계는 영상 획득 장치의 종류, 조명 상태, 영상 획득 시간 등 다양한 환경 요인에 영향을 받으므로 주어진 문제의 환경에 대한 지식을 바탕으로 제한된 환경을 가정하고 처리가 이루어지는 것이 일반적이다. 하지만 이는 구현되는 시스템의 범용성을 떨어뜨리고 환경이 바뀔 때마다 시스템을 수정하여야 하는 번거로움이 따른다. 또한 이후의 단계는 관심 영역의 성공적인 추출을 가정하고 있으므로 관심 영역의 추출은 전체 시스템의 성능을 좌우하는 중요한 역할을 한다.

이 논문에서는 다양하고 변화되는 환경에서 획득한 영상으로부터 환경 요인에 영향을 받지 않는 강건한 관심 영역 추출 프레임워크를 제안한다. 제안한 프레임워크는 여러 독립적인 요소(component)로부터 후보 영역을 얻고 이를 융합하여 환경 요소가 배제된 관심 영역을 추출한다. 특히 이 논문에서는 관심 영역 추출을 위해 가장 기본적이면서도 많이 사용되는 두 가지 방법, 색상 정보와 차영상을 이용하는 두 가지를 사용하였다. 이 때 색상 정보는 영역 추출 과정에서 변화되는 환경에 적응하기 위해 색상 분포를 학습할 수 있도록 함으로써 적응적 영역 추출이 가능하도록 하였다. 또한 제안한 프레임워크는 서로 독립적인 요소들로 구성되어 각 요소들을 수정 및 보완함으로써 쉽게 시스템의 성능을 개선할 수 있도록 구성되어 있다.

이 논문에서 제안하는 방법은 다른 연구에서와 다르게 프레임워크 자체에 초점을 둔다. 프레임워크를 구성하는 여러 요소들을 위해서는 다양한 방법이 존재하지만 이 논문에서는 가장 간단한 방법을 사용함으로써 제안한 프레임워크의 실용성 및 확장 가능성을 보이고자 하였다. 이처럼 프레임워크를 제안하는 연구는 거의 찾아볼 수 없으므로 이후 프레임워크 개선 및 확장을 위한 다양한 논의가 진행되어야 할 것이다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 제안하는 프레임워크 구성을 위해 필요한 요소를 살펴보고, 3장에서 이를 이용하여 강건한 관심 영역 추출을 위한 프레임워크를 제안한다. 4장에서는 제안하는 프레임워크를 손 영역 추출에 적용한 결과를 통해 그 유용성을 보이며, 결론 및 향후 연구 방향에 대해서는 5장에서 언급한다.

II. 물체 추적과 영상 분할

관심 영역 추출은 추적(tracking)과 분할(segmentation)이라는 이름으로 다양한 분야에서 사용되고 있다. 이들 각각에 대한 정의는 응용 분야에 따라 다를 수 있지만 영상 처리 및 컴퓨터 비전 분야에서 주로 사용되는 응용에 따르면 다음과 같이 정의할 수 있다.

- 추적 : 일반적으로 동영상에 대상으로 하며 연속된 프레임에서 관심의 대상이 되는 물체의 이동 경로를 찾아내는 기술 및 그 응용을 통틀어 일컫는다.
- 분할 : 일반적으로 정지 영상을 대상으로 하며, 하나의 프레임에서 관심의 대상이 되는 물체의 영역을 찾아내는 기술 및 그 응용을 통틀어 일컫는다.

이 논문에서는 동영상을 대상으로 하며 각 프레임에서 관심 영역을 추출하여야 하므로 추적과 분할이 모두 필요하다. 프레임워크의 구현을 위해서는 알려진 가장 간단한 기법을 사용함으로써 프레임워크의 효율성을 보임과 동시에 향후 확장 가능성을 열어두고자 한다.

추적에 사용되는 기술은 모델이 주어진 경우 활용할 수 있는 기술과 모델 없이 사용할 수 있는 기술로 나누어볼 수 있다. 모델 기반의 기술로는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 류의 방법이 최근 가장 많이 활용되고 있다[6]. 하지만 SIFT는 많은 연산을 요하며 손 영역 추출과 같이 모델이 변하는 경우 어려움이 있을 수 있다. 모델이 없는 경우 사용할 수 있는 가장 간단한 방법은 차영상을 활용하는 것으로 연속된 두 프레임의 픽셀 단위 차이를 계산함으로써 영상에서 움직임이 있는 부분을 찾아낼 수 있다.

분할 역시 모델이 주어진 경우와 주어지지 않은 경우로 나누어 볼 수 있다. 모델 기반 기술로는 추적에서와 마찬가지로 SIFT류의 기술이 가장 많이 사용되고 있다. 모델이 주어지지 않은 경우 사용할 수 있는 가장 간단한 방법은 대상 물체의 색상 정보를 이용한 임계치 설정(thresholding) 기법이다. 대상 물체의 색상 정보를 모델로 생각하는 경우 모델 기반 기법이라고 할 수도 있지만 대상 물체의 형태적 특성이 없다는 점에서는 모델이 없다고도 볼 수 있다.

이 논문에서 차영상과 색상 임계치 기법을 사용한 데는 두 가지 이유가 있다. 첫 번째는 단점이 명백한 두 가지 기법을 사용하는 경우에도 제안하는 프레임워크 상에서 효율적으로 관심 영역 추출이 가능함을 보이기 위해서이다. 차영상은 간단하면서도 효과적인 방법이기는 하지만 색상이 바뀐 부분만을 찾아내기 때문에 배경 잡음에 민감하고, 물체의 색상이 균일한 경우 외곽선만을 찾아내며, 물체의 일부분만이 움직인 경우에는 물체 전체를 찾아내지 못하는 등의 문제점이 있다. 색상 정보는 컬러 영상에서 가장 저수준의 정보이면서도 효과적인 정보이지만 조명이나 환경 등에 따라 바뀌는 단점이 있다. 하지만 각각의 기법이 가지는 단점에 대해 상호 보완이 가능한 프레임워크를 설계함으로써 이들 단점들을 대부분 해결할 수 있다.

두 번째는 각 요소(component)를 보다 정교한 기법으로

전환할 경우 더 나은 성능을 기대할 수 있기 때문이다. 실험 결과에 따르면 영역 추출에 실패한 대부분의 경우는 이 논문에서 사용한 색상 모델이 너무 단순하기 때문이다. 따라서 보다 정교한 색상 모델을 사용하는 경우에는 이 논문에서 문제점으로 지적되는 대부분의 경우를 해결할 수 있을 것이다.

III. 관심 영역 추출 프레임워크

이 논문에서 제시하는 관심 영역 추출 프레임워크는 그림 1과 같다.

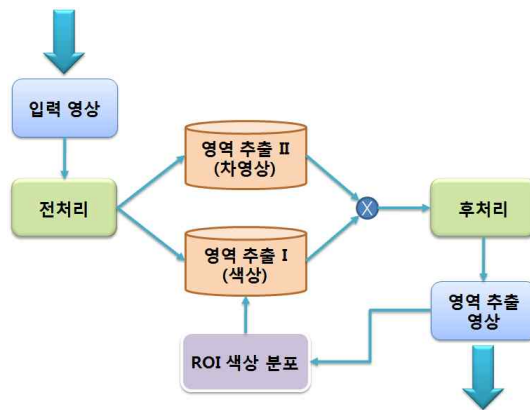


그림 1. 관심 영역 추출 프레임워크
Fig. 1. Framework for ROIs extraction

1. 전처리

획득된 영상은 잡음 제거와 색상 변환을 위한 전처리 과정을 거친다. 잡음을 제거하기 위해서는 일반적으로 가우시안 마스크를 이용한 평활화(smoothing)나 모폴로지 연산을 많이 사용하며, 이 논문에서는 가우시안 마스크를 이용한 평활화를 사용하였다.

평활화된 영상은 색상 모델을 HSV 모델로 변환한다. 웹캠을 통해 획득한 영상은 RGB 모델을 따른다. 하지만 RGB 모델의 근본적인 문제점은 직관적이지 못하다는 데 있다. 즉, RGB 값으로 표현된 두 점 사이의 유클리드 거리는 인간이 인지하는 색상의 차이 정도와 일치하지 않는다. 이를 간단하게 RGB 공간은 균등(uniform)하지 않다고 말한다. 따라서 이 논문에서는 HSV 색상 모델을 사용하였다[7]. HSV 모델은 인간이 색상을 인지하는 방법에 기초한 모델로 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)로 색 정보를 표시함으로써 색상 정보만으로도 주변 환경에 민감하지 않은 색상을 얻어낼 수 있다. 3차원의 RGB 정보에서 1차원의 색상 정보만을 사용하는 것은 환경에 민감하지 않은 강건한 영역 추

출을 가능하게 할 뿐만이 아니라 연산 속도도 빨라지는 이점이 있다. 위의 과정을 통해 색상 정보로만 표현되는 영상의 예가 그림 2에 나타나 있다. 이 때 색상 값은 0과 1 사이의 값을 가진다.

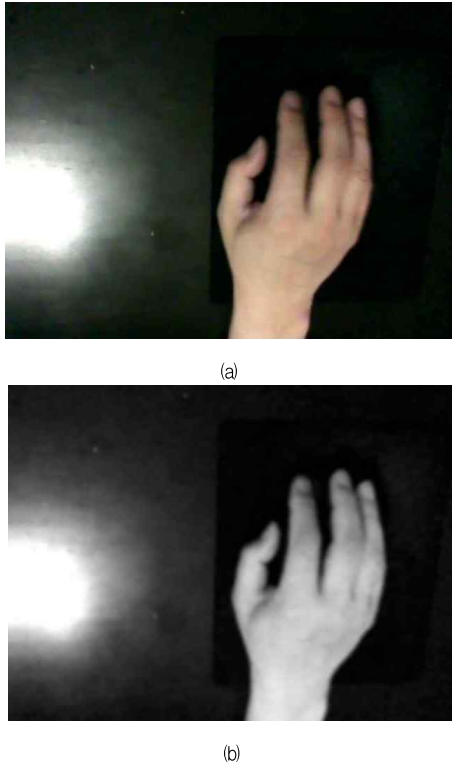


그림 2 웹캠을 통해 획득된 영상(a)과 색상 정보에 의한 표현된 영상(b)
 Fig. 2 An image captured by a web-cam (a) and represented only by hue (b)

그림 2에서 2-(a)는 RGB로 표현되는 컬러 영상인 반면 2-(b)는 그레이 영상으로 표현된다. 그림 2-(b)는 색상(hue) 정보만을 사용하므로 손 영역이 2-(a)보다 균일하게 나타나지만 조명 반사에 의한 부분 역시 손 영역과 비슷한 색상을 가지는 단점이 있다.

2. 차영상에 의한 영역 추출

영역 추출은 이전 장에서 언급한 두 가지 방법으로 수행한다. 먼저 차영상은 연속된 두 영상의 차이로부터 이동된 대상을 찾아내는 방법으로 단순히 두 영상의 차이를 계산한 것이다. 그림 3은 연속되는 두 프레임의 영상의 차영상을 계산하고 임계치를 적용하여 이진화한 결과를 나타낸다. 이 때 차영상을 위한 임계치는 0.1로 설정하였다.

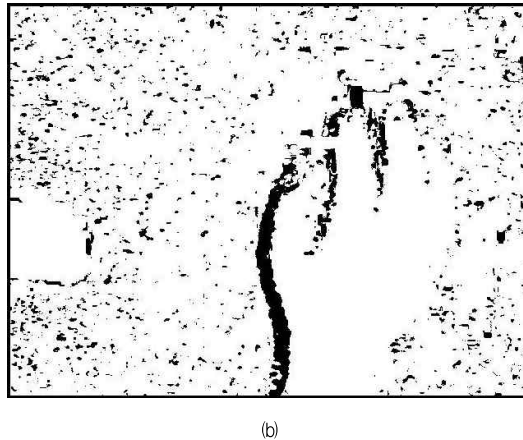
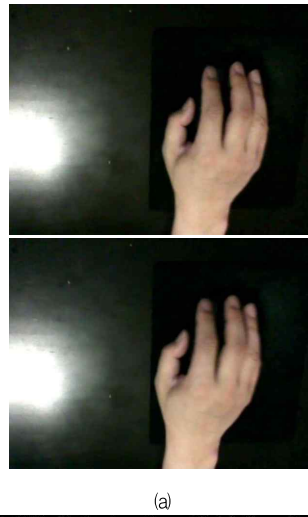


그림 3 연속된 두 프레임 영상(a)과 차영상(b)
 Fig. 3. Two consecutive frames (a) and their differential image (b)

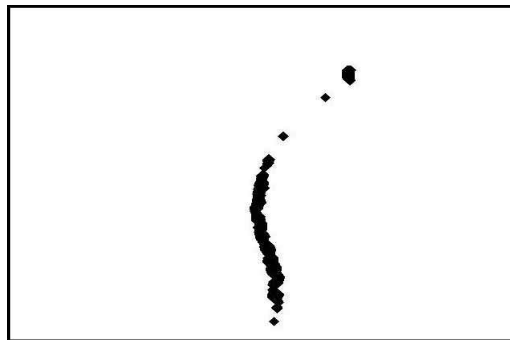


그림 4. 모폴로지 연산으로 잡음이 제거된 차영상
 Fig. 4. The differential image cleaned using morphology operators

그림 3에서 보아 알 수 있듯이 조명이 왼쪽에 치우쳐 있는

관계로 움직임이 있는 손의 경우에도 왼쪽 부분에만 움직임이 뚜렷하게 관찰되고 오른쪽 부분에는 움직임이 거의 관찰되지 않는다. 또한 배경과 조명이 반사된 부분의 주변에서도 작은 움직임들이 관찰되고 있음을 알 수 있다. 이를 제거하기 위해서 이 논문에서는 모폴로지를 사용하였다[8]. 모폴로지에는 다양한 연산이 존재하지만 이 논문에서는 기본적인 침식(erosion)과 팽창(dilation) 연산을 통해 작은 영역들을 제거하였다.

그림 4는 그림 3-(b)의 영상에서 침식과 팽창 연산을 통해 움직임이 뚜렷한 영역만을 남기고 나머지 영역은 제거한 결과를 보여주고 있다. 그림 3에서 대상 물체는 전체적으로 균일하게 움직이지 않고 부분별로 움직임의 정도가 다르므로 그림 4에서 하나의 연결된 영역이 아닌 여러 개의 분리된 영역으로 나타난다. 이 논문에서는 대상 물체가 하나인 것으로 가정하므로 그림 5에 나타난 바와 같이 모든 움직임 영역을 포함하는 최소 사각형을 찾아냄으로써 대상 물체의 대략적인 위치를 파악하였다.

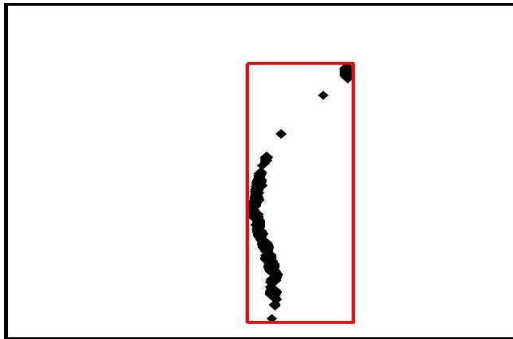


그림 5. 움직임이 있는 영역을 포함하는 최소 사각형
Fig. 5. A minimal rectangle enclosing the moved elements

3. 색상 정보를 이용한 영역 추출

색상 정보를 이용한 영역 추출에서는 그림 2-(b)의 영상에 임계치를 적용하여 영상을 대상 물체와 배경으로 분할한다. 이 때 임계치는 영상에서 대상 물체가 가지는 색상 분포를 참고로 하여 정해진다. 대상 물체의 색상 분포는 시간이 지남에 따라 변화한다. 특히 조명 아래에서 웹캠을 사용하는 경우에는 그 변화 정도가 심하다. 따라서 시간에 따른 물체의 색상 분포를 자동으로 결정할 필요가 있다. 이 논문에서는 대상 영역의 색상(hue) 분포를 1차원 가우시안 분포로 나타내고 이를 기반으로 임계치를 설정하여 대상 영역을 분할하였다. 영역이 분할되면 이를 이용하여 대상 영역의 색상 분포를 갱신

한다. 분포의 갱신은 다른 절에서 다루며 여기서는 색상 분포를 기반으로 영역을 분할하는 방법에 대해서만 설명한다.

색상 분포가 주어진 경우 대상 영역은 색상(hue)의 평균(μ)과 표준편차(σ)를 기준으로 $\mu - \alpha \cdot 2\sigma$ 에서 $\mu + \alpha \cdot 2\sigma$ 사이의 값을 가지는 부분을 대상 영역으로 설정하여 분할하였다. 가우시안 분포에서 $\mu \pm 2\sigma$ 사이에 약 95.4%의 데이터가 분포한다. 이를 바탕으로 α 값을 통해 그 범위를 조절하였다. α 는 실험적으로 1.1의 값을 사용하였다.

그림 6은 그림 2-(b)에 임계치를 적용하여 이진화한 영상을 나타낸다. 차영상에서와 마찬가지로 이진화한 영상에서 잡음을 제거하기 위해 동일한 모폴로지 연산자를 사용하였다. 이진화된 영상은 4방향으로 연결된 덩어리를 찾아내고 영역을 둘러싸는 최소 사각형을 그림 7과 같이 구해내고 이들 영역이 대상 물체의 후보 영역으로 지정된다.



그림 6. 색상 정보로 이진화된 영상
Fig. 6. A binarized image using hue distribution

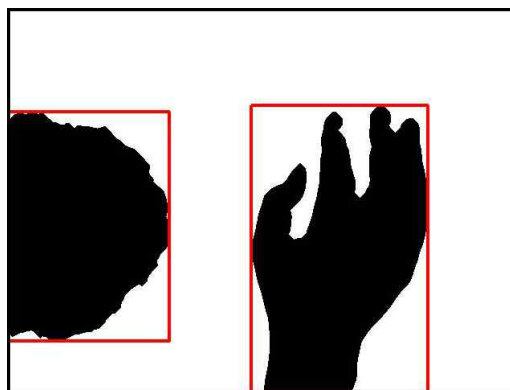


그림 7. 대상 물체와 유사한 색상 분포를 가지는 영역을 포함하는 최소 사각형
Fig. 7. Minimal rectangles enclosing the regions having a color distribution similar to a target object

4. 후처리

그림 5와 그림 7에서 볼 수 있듯이 영역을 추출하는 두 가지 방법은 각기 장단점이 있다. 먼저 차영상을 이용한 영역 추출 기법은 대상 영역 전체를 찾아낼 수 없는 단점이 있다. 특히 대상 물체가 균일한 색 분포를 가지는 경우 움직인 대상 영역의 테두리 부분만을 찾아낼 수 있으며 그림 5의 경우에는 이에 더하여 조명의 영향으로 한 쪽 경계선 부분만을 찾아내고 있다. 이에 비해 색상 분포를 기준으로 영역을 분할하는 경우에는 물체와 유사한 색상 분포를 가지는 영역을 구별할 수 없다. 그림 7에서는 조명이 반사된 부분과 손 영역이 유사한 색상 분포를 가지기 때문에 두 개의 영역이 검출된 것을 볼 수 있다.

후처리 과정은 두 가지 방법으로 얻어진 영역 정보를 이용하여 최종 대상 영역을 선택하는 과정이다. 이 논문에서는 차영상에서 얻어진 최소 사각형 영역과 색상 분포에서 얻어진 최소 사각형 영역이 30% 이상 겹치는 경우 최종 영역으로 결정하였다. 따라서 조명의 반사에 따르는 영역은 제거되고 손 영역만을 최종적으로 얻을 수 있다.

후처리 과정 중 차영상에 의한 영역 정보가 없는 경우에는 색상 정보에 의해 추출된 영역만으로 대상 영역을 결정한다. 하지만 색상 정보에 의해 추출된 영역이 없는 경우에는 대상 영역이 없는 것으로 결정하였다. 이는 색상 정보는 기존 데이터의 학습을 통해 결정된 색상 분포에 기초하고 있으므로 신뢰도가 더 높기 때문이다.

5. 색상 모델

대상 물체의 색상 분포는 가우시안 분포로 근사화된다. 하지만 시간에 따라 프레임 내에서 대상 물체 영역이 가지는 색상 분포는 달라진다. 그림 8은 서로 다른 시간에 획득한 하나의 프레임에서 추출된 대상 영역의 색상 정보를 히스토그램으로 나타낸 것으로, 그 분포가 변화하고 있음을 알 수 있다. 각 히스토그램에서의 영역의 평균과 분산은 표 1과 같다. 이 때 0에 가까운 값들은 평균과 분산 계산에서 제외되었다.

표 1. 프레임에 따른 관심 영역의 색상 평균과 분산
Table 1. Means and variances of hue values in different frames

프레임	평균	분산
1	0.0710	0.0039
2	0.0701	0.0012
3	0.0755	0.0019

그림 8과 표 1에서 알 수 있듯이 고정된 색상 분포를 사용하는 경우 정확한 영역 추출에 실패할 수 있다. 따라서 대상 물체의 영역이 결정되면 이를 바탕으로 색상 분포를 갱신하여 야 조명이나 기타 환경이 변화되는 경우에도 지속적으로 대상 영역을 찾아낼 수 있다. 가우시안 분포의 갱신은 식 (1)-(3)을 통해 이루어지는 것이 일반적이다[9].

$$n^{t+1} = n^t + \Delta n^{t+1} \dots\dots\dots (1)$$

$$\mu^{t+1} = \frac{1}{n^{t+1}} \left(n^t \mu^t + \sum_{i=1}^{\Delta n^{t+1}} x_i \right) \dots\dots\dots (2)$$

$$\sigma^{t+1^2} = \frac{1}{n^{t+1}} \left(n^t (\sigma^t + \mu^t) + \sum_{i=1}^{\Delta n^{t+1}} x_i^2 \right) - \mu^{t+1^2} \dots\dots\dots (3)$$

이 때 t 는 시간 또는 프레임 인덱스를 나타내며, n^t 는 이전까지 대상 물체의 영역으로 분할된 픽셀의 수를, Δn^{t+1} 은 현재 프레임에서 대상 물체의 영역으로 분할된 픽셀의 수를, x_i 는 대상 영역에 속하는 픽셀의 색상 값을 나타낸다. 위 식을 이용하여 가우시안 분포를 갱신하는 경우의 문제점은 과거 픽셀과 현재 픽셀이 분포를 결정하는데 동일한 정도로 참여한다는 점이다. 환경이 바뀌는 경우 과거 픽셀은 현재 픽셀보다 분포를 결정하는데 적게 참여하는 것이 바람직하다. 이처럼 현재 픽셀의 중요도를 높임으로써 변화하는 환경에 대응하여 색상 분포를 학습할 수 있다. 이는 식 (1)을 적용하기 이전에 식 (4)와 같이 과거의 픽셀 수를 조정함으로써 가능하다.

$$n_t \leftarrow \beta \cdot n_t \dots\dots\dots (4)$$

이 때 β 는 1보다 작고 0보다 큰 값을 가진다. β 가 큰 값을 가지는 경우에는 과거 픽셀의 중요도가 천천히 감소하는 효과를 가져오며 β 가 작은 값을 가지는 경우에는 그 반대이다. 이 논문에서 β 는 0.7로 설정되었다.

IV. 실험 결과 및 분석

실험에 사용한 영상은 앞 장의 그림에서 보아 알 수 있듯이 주변 환경이 많이 변화하는 환경에서 획득한 영상이다. 웹캠은 조명의 변화에 따라 획득되는 영상의 색이 많이 변화하므로 어두운 공간에서 조명을 사용하여 실험 환경을 구축하였다. 또한 배경은 반사가 잘 일어나는 물체를 선택하여 영상의 왼쪽 부분에 조명이 반사된 부분을 볼 수 있다. 웹캠을 통해 획득한 영상의 크기는 640×480이며 초당 24 프레임의 속도로 24 비트 RGB 영상이 전송된다. 영상은 40초 분량이다.

앞 장에서 제시한 프레임워크를 구현하여 실험 영상에 적용한 결과 약 93%의 프레임에서 손 영역을 성공적으로 분할

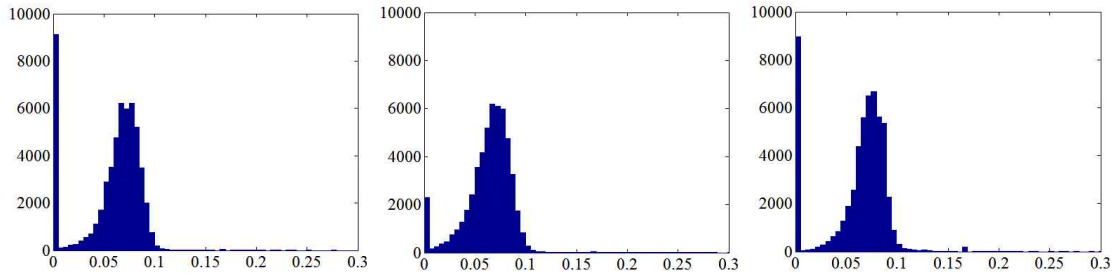


그림 8. 프레임에 따른 관심 영역의 색상 분포
Fig. 8. Hue distributions in different frames

할 수 있었다. 전형적인 결과의 예를 보인 것이 그림 9이며 분할에 실패한 예를 나타낸 것이 그림 10이다. 영역 분할에 실패한 대부분의 경우가 그림 10에 보여진 것처럼 조명에 의한 밝은 부분과 대상 영역인 손 영역이 겹치는 경우였다. 이 경우 두 영역 모두 비슷한 색상값을 가져 두 영역이 하나의 연결된 영역으로 나타나기 때문에 발생한다. 이 문제는 보다 정교한 색상 모델을 사용하여 두 영역의 차이를 부각시킴으로써 해결할 수 있을 것으로 생각된다.



그림 10. 대상 영역 분할에 실패한 예
Fig. 10. An example of the failure of the extraction of an ROI

V. 결 론

영상으로부터 관심 영역을 추출하는 작업은 비전을 이용한 응용 분야에서 첫 번째 단계로 이후 처리 단계에 영향을 미치는 중요한 작업이다. 이 논문에서는 주변 환경이 시스템이 동작 중에 변화하는 경우에도 적응적으로 관심 영역을 추출할 수 있으며 이후 처리 과정에 독립적으로 동작할 수 있는 관심 영역 추출을 위한 프레임워크를 제안하였다. 제안한 프레임워

크는 관심 영역을 추출하는 여러 개의 독립적인 요소들로 구성되며, 추출된 영역들은 후처리 부분에서 상호 보완될 수 있도록 결합되어 최종 영역을 결정한다. 제안한 프레임워크는 차영상과 색상 정보를 이용하는 두 개의 영역 추출 요소들을 기반으로 구현되었으며, 실시간으로 색상 분포를 학습할 수 있도록 함으로써 실행 중 환경의 변화에 대응할 수 있도록 하였다. 구현된 프레임워크는 실험 동영상에 대하여 약 93%의 성공율을 보였다.

제안한 프레임워크의 가장 큰 장점은 각 구성 요소들이 독립적으로 동작하는 구조를 가지므로 확장성이 뛰어나다는데 있다. 이 논문에서는 제안한 프레임워크의 구현을 위해 해당 알고리즘 중 가장 간단한 알고리즘을 사용하였으므로 보다 정교한 알고리즘을 적용함으로써 전체 성능을 향상시킬 여지가 충분하다. 예로 이 논문에서 사용한 색상분포는 일차원이지만 이를 RGB나 HSV 등의 3차원 분포를 적용하는 경우 그림 10에서와 같이 분리에 실패했던 영역들을 분리할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 필요한 경우 색상 분포나 차영상을 사용하지 않는 전혀 새로운 영역 추출 알고리즘을 적용할 수도 있다.

제안한 프레임워크의 구현에서 한 가지 문제점은 설정하여야 할 많은 파라미터들이 존재한다는 점이다. 이 논문의 구현에서도 3개의 파라미터 값들이 실험적으로 결정되었으며 보다 정교한 알고리즘을 적용하는 경우 그 수는 더욱 늘어날 것으로 생각된다. 따라서 보다 정교한 알고리즘의 적용 및 파라미터의 자동 결정은 향후 중요한 연구 방향이라 할 수 있다.

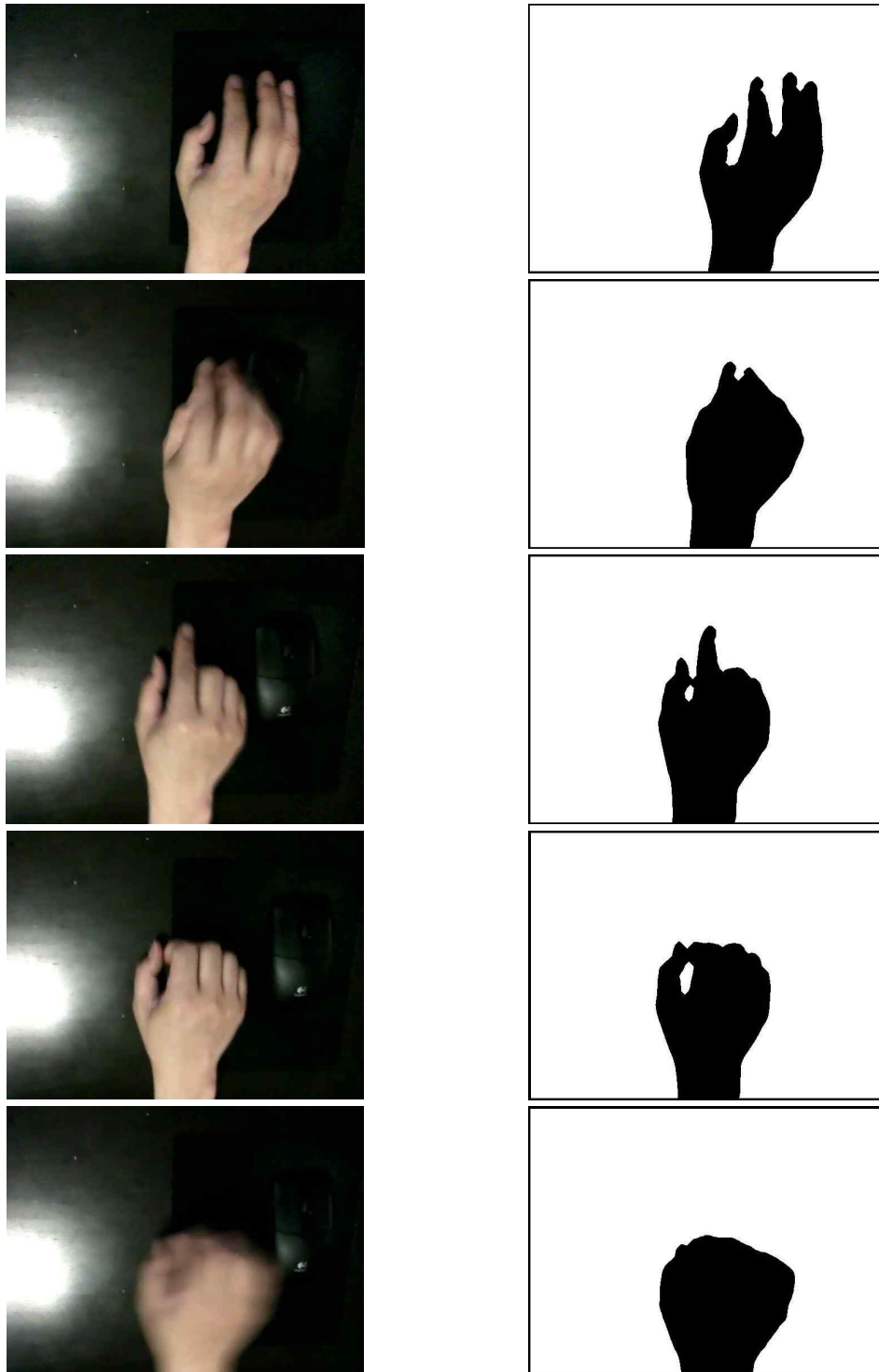


그림 9. 대상 영역 분할의 예
Fig. 9. Examples of region extraction

참고문헌

- [1] A. Sears and J.A. Jacko, "The Human-Computer Interaction Handbook," 2nd Ed., CRC Press, 2007.
- [2] H. Sharp, Y. Rogers, and J. Preece, "Interaction Design: Beyond Human-Computer Interaction," Wiley & Sons, 2007.
- [3] V.I. Pavlovic, R. Shama, and T.S. Huang, "Visual Interpretation of Hand Gestures for Human-Computer Interaction: A Review," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 7, pp. 677-695, July 1997.
- [4] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object Tracking: A Survey," ACM Computing Surveys, Vol. 38, No. 4, pp. 1-12, Dec. 2006.
- [5] P. Turaga, R. Chellappa, V.S. Subrahmanian, and O. Udrea, "Machine Recognition of Human Activities: A Survey," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 18, No. 11, pp. 1473-1488, Nov. 2008.
- [6] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, Nov. 2004.
- [7] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, "Digital Image Processing," 3rd Ed., Prentice Hall, 2007.
- [8] R. Lieber, "Introducing Morphology," Cambridge University Press, 2010.
- [9] Yanjun Fu, Weiqiang Wang, and Li Cheng, "On-line learning skin model based on similarity between neighboring pixels," Proceedings of 2010 IEEE 2nd Symposium on Web Society (SWS), pp. 127-131, 2010.

저자 소개



김 성 훈

1996 : 연세대학교 전자공학과 공학
박사
1996~2006 : 영동대학교 컴퓨터
공학과 부교수
현 재 : 경북대학교 컴퓨터정보학부
부교수
관심분야 : 인공지능, 패턴인식,
지능형콘텐츠
Email : shkim1454@knu.ac.kr



이 광 의

1997 : 서강대학교 전자계산학과
공학박사
1997~2001 : 한국전자통신연구원
선임연구원
현 재 : 동의대학교 멀티미디어공학과
부교수
관심분야 : 계산이론, 병렬처리, 인공
생명 기계학습
Email : kelee@deu.ac.kr



허 경 응

1994 : 연세대학교 전자공학과 공학사
1996 : 연세대학교 전자공학과 공학
석사
2009 : University of Florida
컴퓨터공학과 공학박사
현 재 : 동의대학교 영상미디어센터
연구원
관심분야 : 영상처리, 패턴인식
Email : hgycap@hotmail.com

