

# 색상 분포 및 인체의 상황정보를 활용한 다중카메라 기반의 사람 대응

## Multiple Camera-based Person Correspondence using Color Distribution and Context Information of Human Body

채 현 옥, 서 동 옥, 강 석 주, 조 강 현\*

(Hyun-Uk Chae, Dong-Wook Seo, Suk-Ju Kang, and Kang-Hyun Jo)

**Abstract:** In this paper, we proposed a method which corresponds people under the structured spaces with multiple cameras. The correspondence takes an important role for using multiple camera system. For solving this correspondence, the proposed method consists of three main steps. Firstly, moving objects are detected by background subtraction using a multiple background model. The temporal difference is simultaneously used to reduce a noise in the temporal change. When more than two people are detected, those detected regions are divided into each label to represent an individual person. Secondly, the detected region is segmented as features for correspondence by a criterion with the color distribution and context information of human body. The segmented region is represented as a set of blobs. Each blob is described as Gaussian probability distribution, i.e., a person model is generated from the blobs as a Gaussian Mixture Model (GMM). Finally, a GMM of each person from a camera is matched with the model of other people from different cameras by maximum likelihood. From those results, we identify a same person in different view. The experiment was performed according to three scenarios and verified the performance in qualitative and quantitative results.

**Keywords:** multiple camera system, correspondence, background subtraction, GMM (Gaussian Mixture Model)

### I. 서론

최근에는 구조화된 공간 내에서 컴퓨터가 센서를 통해 획득되는 정보를 활용하여 능동적으로 3차원 공간의 상황을 이해하고 적절한 대응을 할 수 있는 공간 지능화에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 로봇타운, 지능화 공간, 스마트 환경 등의 다양한 용어로 정의되는 공간의 지능화는 로봇, 다양한 센서들, 그리고 컴퓨터 등으로 구성된다[1-4]. 이와 같은 시스템을 구현하기 위해서는 각 센서들의 정보처리, 센서들간의 정보융합, 컴퓨터-센서-로봇간의 네트워크 등 다양한 기술들이 요구된다[1,2,4]. 그 중에서 센서들의 정보처리의 한 부분인 비전(vision) 센서를 활용한 이동체 검출 및 대응 등과 같은 특정 공간의 상황을 이해하기 위한 알고리즘은 컴퓨터 비전 분야에서 활발하게 연구되고 있다. 비전 센서로는 CCD, CMOS 등의 광학장비가 영상정보의 획득을 위해서 사용되고 있다. 획득되는 영상 내에서 실시간으로 변화하는 사람 또는 물체의 신원 및 위치를 확인하는 작업을 자동화함으로써 사람이 직접 확인해야 하는 불편을 감소시키며 육안으로 간과할 수 있는 부분까지 보완해 줄 수 있는 장점이 있다. 비전 기반 시스템의 설계를 위해서는 시야(field of view)의 제한을 가지고 있는 단일 카메라보다는 다수의 카메라를 네트워크로 연결한 다중 카메라를 사용하는 것이 효율적이다. 이러한 다중카메라 시스템을 활용하기 위해서는 카메라 교정(camera

calibration), 다중 시점간의 대응(correspondence), 카메라간의 동기화(synchronization) 등 여러 문제들의 해결이 필요하다. 본 논문에서는 다중 카메라 시스템에서 다중 시점간의 대응을 중점적으로 논의한다.

#### 1. 관련 연구

다중 카메라간의 대응문제를 해결하기 위해서 많은 연구자들로부터 다양한 방법들이 제안되고 있다. 먼저 기하학적 기반의 방법으로는 호모그래피(homography)를 이용하여 각 시점에서 검출된 영역의 주축들의 교점(intersection)을 찾음으로써 다중시점에서 동일한 물체의 대응을 확인한다[5,6]. 색상 기반의 방법으로 Morioka et al. [7]은 각 물체의 히스토그램으로부터 생성된 전역 색 모델(global color model)과 국소 색 모델(local color model)간의 유클리디안 거리(Euclidean distance)의 합을 측정함으로써 대응을 하는 방법을 제안하고 있다. 또한 Porikli [8]는 다른 시점에서 평균조도가 다른 두 공간을 밝기값 변환 함수(brightness transfer function)를 이용하여 교정하는 방법을 제안하고 있다. 이와 유사하게 Javed et al. [9]은 카메라의 시야가 서로 겹치지 않는 두 공간(non-overlapping view)에서의 대응을 위해 밝기값 변환 함수와 함께 카메라간의 상황정보 및 연관성을 활용하고 있다. 위의 방법들은 일반적으로 카메라 교정, 모델의 생성, 또는 카메라간의 관계의 학습 등의 과정을 사전에 수행한다는 가정을 한다. 그러므로 공간의 확장이 필요한 경우에 추가되는 모든 카메라에 대해 다시 교정 또는 학습을 수행해야 하는 단점이 있다. 따라서 일부의 카메라만 교정되어 있는 상황 아래 다수의 움직이는 객체(사람)의 정보를 확보함으로써 공간이 확장 되었을 경우에 카메라 상호간의 대응 및 상대정보를 활용하여 추가적인 카메라간의 교정을 대체하는 방법을 제안한다.

#### 2. 제안 방법 및 논문의 구성

본 논문에서 제안하는 방법은 움직이는 사람의 검출, 검출

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 4. 30., 수정: 2009. 6. 2., 채택확정: 2009. 7. 3.  
채현옥, 강석주, 조강현: 울산대학교 전기전자정보시스템공학부  
(hwchae@islab.ulsan.ac.kr/sjkang@islab.ulsan.ac.kr/jkh2009@islab.ulsan.ac.kr)  
서동옥: 모터웬(주)(seodonguk@gmail.com)

※ 본 연구는 2단계 두뇌한국(BK)21, NARC, 지식경제부, 교육과학기술부, 한국산업기술재단의 지역혁신 인력양성 사업 그리고 한국산업기술진흥원의 융복합형 로봇 전문인력양성 사업의 지원에 따라 연구되었음.

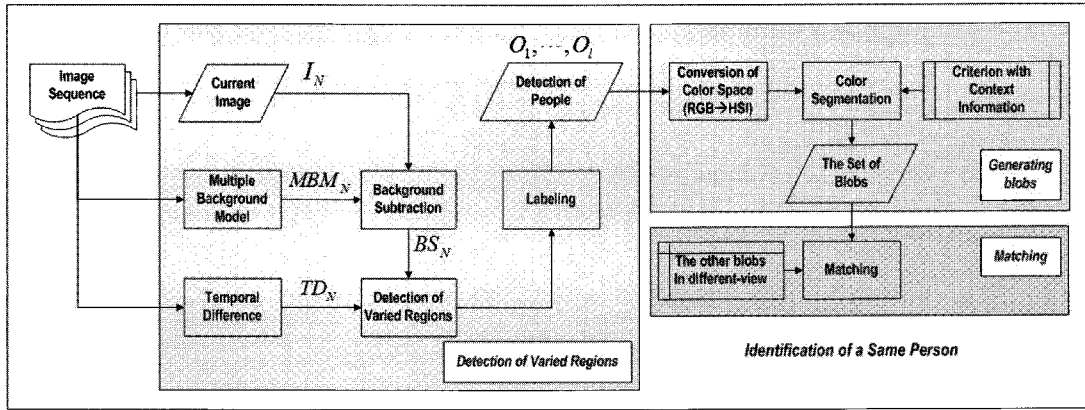


그림 1. 시스템 개요.  
Fig. 1. Overview of system.

된 사람의 색 분할 및 소영역(blob)생성, 그리고 각 시점에서 생성된 소영역들간의 대응의 세 단계로 구성된다. 전체적인 과정의 개요도는 그림 1과 같다. 각 카메라로부터 입력되는 영상들을 그레이 영상(gray image)으로 변환한 후에 다중배경 모델(multiple background model)과 시차(temporal difference) 영상을 생성한다. 매 프레임 입력되는 영상과 다중배경모델의 배경차연산(background subtraction)을 통해서 사람의 움직임을 검출한다. 또한 시차영상 정보를 활용하여 다중배경모델이 포함할 수 없는 배경정보에 대한 부분을 보상한다. 두 명 이상의 사람이 검출된 경우에는 레이블링(labeling)을 이용하여 구분한다. 본 연구에서는 구성된 공간 내에서 움직이는 물체는 사람만 존재하며 직립보행을 한다는 가정을 하였다.

구분된 사람의 실루엣을 색상정보와 인체가 가지는 상황 정보를 가지는 분할기준에 따라 색 분할(color segmentation)하고 소영역을 생성한다. 각 소영역은 가우시안 확률 분포(Gaussian probability distribution)로 나타낼 수 있으며 소영역들의 집합으로 구성되는 한 명의 사람은 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model)의 추정을 통해 하나의 모델로 생성된다. 각 시점에서 생성된 가우시안 혼합 모델의 최대우도추정(maximum likelihood estimation)으로부터 동일한 물체의 대응을 확인한다. 실험을 위해 발생 가능한 상황을 설정하였으며, 사람들은 서로 다른 옷을 입고 있는 경우만 고려하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 배경모델의 생성, 배경차연산, 그리고 레이블링을 이용한 이동체의 검출 및 구분 방법을 설명한다. III 장에서는 검출된 영역을 분할하여 소영역 집합으로 구성하는 과정을 설명한다. IV 장에서는 다중 시점간의 대응을 위해 생성된 소영역간의 대응 과정에 대해 설명하고 V 장에서는 제안한 방법의 검증을 위한 실험 및 결과를 보인다. 마지막으로 VI 장에서는 제안한 방법에 대한 결론을 맺는다.

**II. 배경모델 생성 및 이동체 검출**

움직이는 객체의 검출을 위해 배경 차연산을 이용한다. 배경차연산은 생성된 배경모델과 이동체가 포함된 입력영상의 차이값을 문턱값(threshold value)과 비교하여 밝기값의 변화가 큰 화소(pixel) 또는 영역을 움직이는 사람으로 검출한다. 본 연구에서는 실내공간에서 고정된 카메라를 사용하기 때문에

배경차연산은 간단하면서도 정확한 검출 결과를 얻을 수 있다. 다중배경모델을 이용하여 배경모델을 생성하고 매 시각 입력되는 영상 정보를 포함한 배경모델을 업데이트 한다 [6,10]. 다중배경모델은 입력되는 연속영상의 일정구간(long term)에서 각 화소의 밝기값들을 기준에 따라 여러 개의 군집으로 분류하고 가중치를 이용하여 다중의 배경모델을 생성하는 방법이다. 다수의 배경모델을 사용함으로써 정확한 배경모델을 생성할 수 있지만, 객체의 일시적인 등장이나 사라짐으로 인한 변화(short term)를 표현할 수 없는 경우가 발생한다[10]. 이를 보완하기 위해서 배경차연산의 결과에 시차영상의 정보를 함께 사용한다. 한 장의 영상에 2명 이상의 이동체가 검출 될 경우를 위해 레이블링을 이용하여 객체들을 분리한다.

**1. 다중배경모델과 시차영상의 생성**

입력되는 RGB (Red, Green, Blue) 공간의 영상을 그레이 영상으로 변환한다. 다중배경모델의 생성과정은 화소 기반의

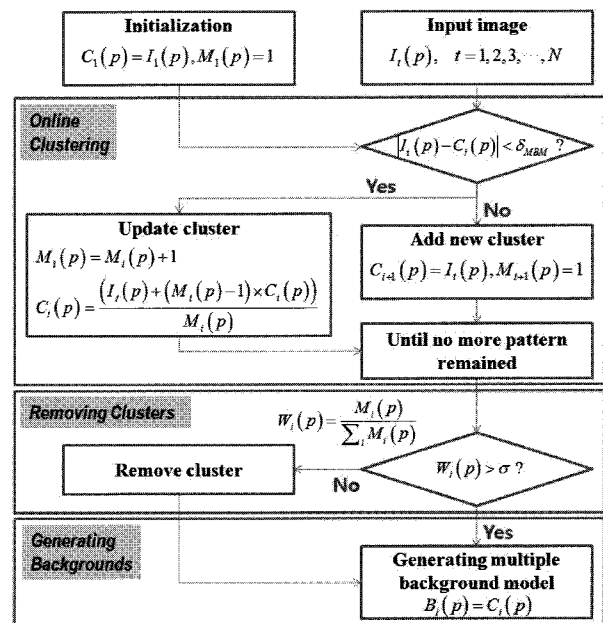


그림 2. 다중배경모델의 생성과정.  
Fig. 2. Process of generating multiple background model.

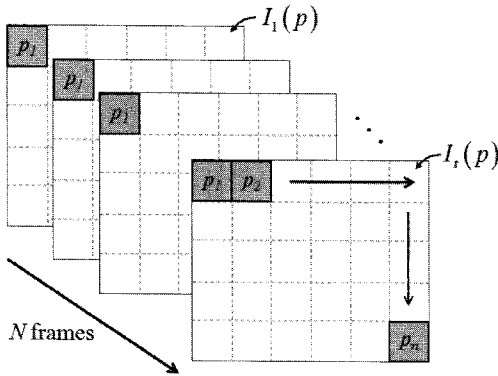


그림 3. 연속 영상.  
Fig. 3. Image sequence.

온라인 군집화(online clustering) 과정, 가중치 값이 작은 군집(cluster)의 제거과정, 그리고 다중배경모델의 생성과정의 세 단계로 구성되며 그림 2와 같다.

입력 영상들은 그림 3과 같으며 영상의 밝기값을  $I_i(p)$ 로 나타낼 수 있다. 여기서  $i$ 는 입력되는 영상들 중에서 배경생성을 위해 사용하는  $N$ 번째 영상의 순번을 참조하는 지수(index)이며,  $p(n = \text{영상의 가로크기} \times \text{세로크기})$ 는 한 장의 영상에서 화소의 밝기값이다.

$N$ 장의 영상에서 각 화소들은 군집의 번호( $i$ ), 군집들의 평균( $C_i$ ), 그리고 사용한 화소의 수( $M_i$ )를 가진다. 온라인 군집화를 위해서 이 값들의 초기화가 필요하다.  $C_i(p)$ 의 초기값은 입력되는 첫 번째 영상의 밝기값을 이용하고, 군집의 번호와 사용한 화소의 수는 각각 1로 둔다. 즉, 온라인 군집화 과정은 두 번째 영상부터 시작된다. 입력되는 매 프레임의 해당 화소의 밝기값과 모든 군집들의 평균값을 비교하였을 때 최소가 되는 차이값 중에서 문턱값( $\delta_{MBM}$ )보다 작은 경우에는 동일한 군집으로 업데이트한다. 문턱값보다 큰 경우에는 새로운 군집으로 추가한다. 본 논문에서는  $\delta_{MBM} = 20$ 으로 설정하였다. 모든  $N$ 장의 영상에 대해서 위와 같은 과정을 반복하여  $N(p)$ 개의 군집들을 얻는다.

다음은 가중치가 작은 군집들의 제거를 위한 과정이다. 가중치( $W$ )는 생성된 각 군집들의 참조 화소의 수( $M_i$ )와 전체 참조 화소 수의 비(ratio)로 계산된다. 계산된 가중치가 문턱값( $\theta$ )보다 작은 군집들은 제거한다. 마지막으로 문턱값 이상의 가중치를 가지는 군집들을 이용해 다중배경모델( $B$ )을 생성한다.  $MBM_N$ 은 가중치의 크기 순서대로  $n(p)$ 개의 배경들로 구성된다.

시차영상은 식 (1)과 같이 현재 영상( $I_i$ )과 이전 영상( $I_{i-1}$ )의 차분을 통해서 얻는다. 이때 움직임으로 판단하는 기준은  $\tau_{TD}$ 에 의해서 결정되며 본 논문에서는  $\tau_{TD} = 15$ 로 설정하였다.

$$TD_N = \begin{cases} 255, & |I_i(p) - I_{i-1}(p)| \geq \tau_{TD} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

## 2. 배경 차연산 및 다수 사람의 분할

입력영상들로부터 생성된 배경모델들을 이용한 배경차연산과 레이블링을 통해서 물체를 검출한다. 이동체 검출의 전체적인 과정은 그림 4와 같다. 변화된 영역의 검출을 위해 식 (2)와 같이  $MBM_N$ 과 입력되는 영상( $I_N$ )의 차연산을 한다.

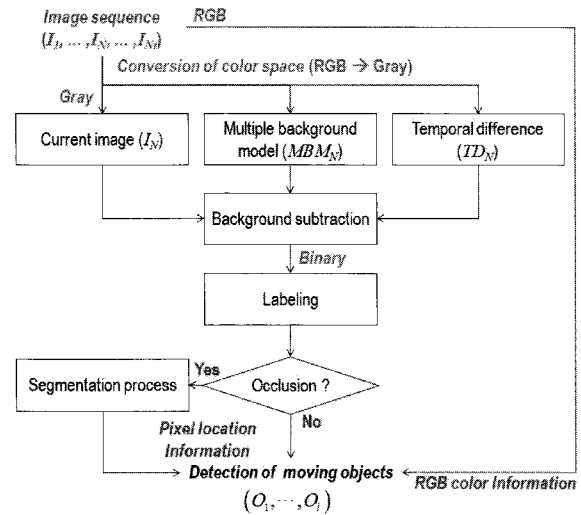


그림 4. 움직임 검출의 과정.  
Fig. 4. Process of motion detection.

$$BS_N = \begin{cases} 255, & |I_N(p) - MBM_N(p)| \geq \tau_{BS} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 입력영상은  $n(p)$ 개의 배경모델  $MBM_N(p)$ 과 차연산을 수행한다.  $\tau_{BS}$ 는 변화영역의 판단을 위한 문턱값이며 실험을 통해 결정하였다( $\tau_{BS} = 15$ ). 배경차연산으로부터의 결과에 시차 영상  $TD_N$ 의 위치정보를 이용하여 노이즈를 제거하고 짧은 시간 동안의 변화를 확인함으로써 다중배경모델을 보완한다.

두 명 이상의 물체가 검출되는 경우를 위해서 레이블링을 사용한다. 각 카메라에서 계산되는 레이블의 수를 비교하여 물체가 겹치는 상황으로 판단될 때(레이블 수가 다른 경우)는 분할과정(segmentation process)을 통해 물체를 분할한다.

그림 5의 2열은 물체가 겹치는 경우의 예를 보여준다. 카메라 C2에서 검출된 영역은 그림 5의 1, 3열의 카메라 C1, C4보다 작은 1개의 레이블을 가지게 된다. 이와 같은 경우에는 그림 5의 3행에서 보여지는 수평 및 수직에 대한 히스토그램을 이용하여 물체를 분할하고 다른 카메라들과 동일한 레이블의 수를 가지도록 한다. 위의 과정들을 통해 1개의 물체( $O_1, \dots, O_i$ )들을 검출한다.

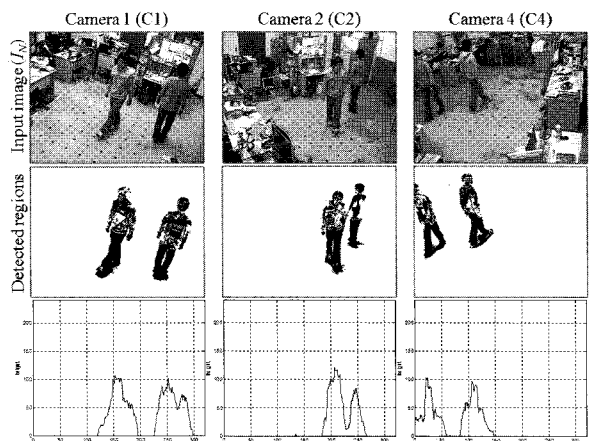


그림 5. 물체 겹침의 예.  
Fig. 5. Example of object occlusion.

III. 색 분할 및 소영역의 생성

III장에서는 검출된 영역의 결과로부터 각 물체의 컬러 소영역을 생성하고 확률 모델을 추정한다. 소영역을 생성하기 위해서 먼저 검출된 영역의 RGB 색상 공간을 HSI (Hue, Saturation, Intensity)로 변환한다. 인체가 가지는 상황정보와 색상정보를 이용하여 분할기준을 생성한다. 여기서 색상정보는 색 공간이 변환된 HSI의 색상값(hue)과 밝기값(intensity)을 이용한다. 분할기준을 이용하여 검출된 실루엣을 분할 후 남은 영역은 컬러 레이블링(color labeling)을 추가적으로 수행하여 분할 및 소영역들의 병합을 수행한다. 위의 과정을 통해 매 프레임에서 검출된 각 물체는 색 분할 후에 소영역들로 구성된 소영역집합을 가진다. 여기서 각 소영역은 세 채널의 색상값들이 가지는 가우시안 확률 분포를 가지며 소영역집합은 가우시안 혼합 모델의 형태로 구성된다.

1. 색 공간의 변환

같은 공간에서도 시간 또는 조명의 변화에 따라 획득되는 영상의 밝기값은 큰 차이를 보인다. RGB 색상 공간을 이용한 영상의 표현은 작은 조명의 변화에도 모든 채널값들이 큰 폭의 변화를 가진다. 반면에 HSI 색상 공간의 밝기값은 RGB와 유사하게 큰 변화를 보이지만 색상값이나 채도값(saturation)의 변화는 상대적으로 적은 변화의 폭을 가지게 되므로 효과적이다. 그러므로 색 분할 과정의 수행 이전에 검출된 영역의 RGB 색상 공간을 식 (3)을 이용해 HSI로 변환하여 사용한다.

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases}$$

$$S = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{I}$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B)$$

where

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{1}{2} \frac{(2R - G - B)}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right\}$$

여기서 채도값(S)이 '0'인 경우에는 색상값(H)은 정의될 수 없으며 채도값은 밝기값(I)이 '0'이 아닌 경우에만 정의된다. 일반적으로 HSI 색상 공간에서 색상값의 범위는 0°~360°이며 채도값과 밝기값은 0~1의 범위를 가진다. 본 연구에서는 세 채널값의 범위를 모두 0~255의 범위로 정규화하여 사용하였다.

2. 색 분할 및 소영역생성

색상의 분할을 위해 인체가 가지는 상황정보, HSI 공간에서의 색상값과 밝기값의 특정구간을 가지는 색상정보를 이용하여 분할 기준을 표 1과 같이 정의하였다[11].

검출된 영역의 높이를 기준으로 인체의 머리, 팔, 다리 등이 존재할 수 있는 위치를 3등분하였다. 직립으로 보행하는 사람의 경우 높이의 1/4지점 위쪽에는 항상 머리가 존재하기 때문에 얼굴과 머리카락의 그룹으로 정의하고 각각에 해당하는 얼굴의 피부색이 가질 수 있는 색상값과 머리카락의 밝기값 범위를 이용하였다. 팔과 다리 영역도 피부 색상에 가까운 색상값의 범위와 인체의 상황정보에 따라 함께 정의하였다. 밝기값은 색상값이 표현할 수 없는 흰색이나 검정색과 같은 채도값이 작은 부분에 대한 표현의 보상을 위해 함께

표 1. 색 분할을 위한 기준.

Table 1. Criterion for color segmentation.

Group	Context information (from top)	Color range
Hair	1/4 of height < Location < Top of height	0 ≤ Intensity ≤ 50
Face		0 ≤ Hue ≤ 40 or 240 ≤ Hue ≤ 255
Arm or hand	3/4 of height < Location < 1/4 of height	
Leg	Bottom of height < Location < 1/4 of height	

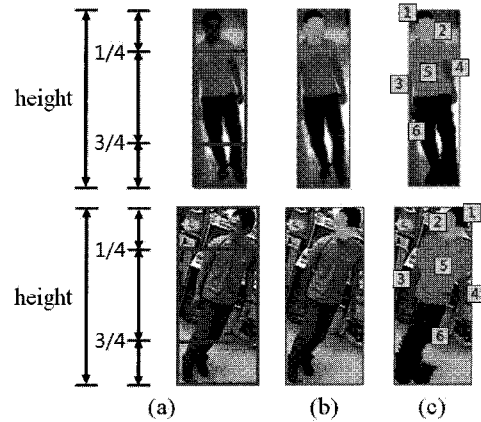


그림 6. 색 분할의 과정: (a) 검출된 인체의 높이에 따른 분할 기준, (b) 표 1의 기준에 의해 생성된 소영역의 결과, (c) 컬러 레이블링을 적용하여 생성된 소영역의 결과.

Fig. 6. Process of color segmentation: (a) the criterion for segmentation from a height of detected person, (b) the result of generated blobs by table 1, (c) the result of generated blobs by color labeling.

사용하였다.

표 1의 기준으로 분할 후 남은 영역에 대해서는 컬러 레이블링을 이용하여 인접 화소와의 색상값 차이를 비교한다. 인접 화소와의 색상값 차이가 20이하인 경우에는 동일한 그룹으로 결정하고 병합한다. 여기서 컬러 레이블링은 II장의 물체의 구분을 위한 레이블링과 유사하게 3×3의 마스크(mask)를 검출된 전 영역에 대해 스캔(scan)하면서 중심 화소를 기준으로 상,하, 좌,우의 이웃하는 화소들을 그룹화하는 과정을 말한다. 위의 두 과정을 통해 분할된 영역은 그림 6과 같다.

그림 6(c)의 노란색 박스의 숫자(1~6)는 생성된 소영역의 번호를 나타낸다. 색 분할에 의해 생성되는 소영역의 수는 검출되는 사람의 방향, 카메라의 위치에 따른 영상이 획득되는 시점 등에 의존적이며 1명의 사람은 하나의 소영역집합으로 구성된다. 소영역의 집합은 식 (3)과 같이 정의된다.

$$O_i = \{O_{i,1}, \dots, O_{i,b}\}$$

여기서  $O_i$ 은 한 장의 영상에서  $i$  번째 레이블을 가지는 물체이며,  $b$ 는 하나의 물체가 가지는 각 소영역의 구별을 위한 지수이다. 각 소영역들의 색상값들은 식 (4)와 같이 평균과 분산을 가지는 가우시안 확률 분포를 가진다.

$$p(O_{i,b}) = A_b \cdot \exp \left( -\frac{(c_{i,j} - \mu_c)^2}{2\sigma_c^2} \right)$$

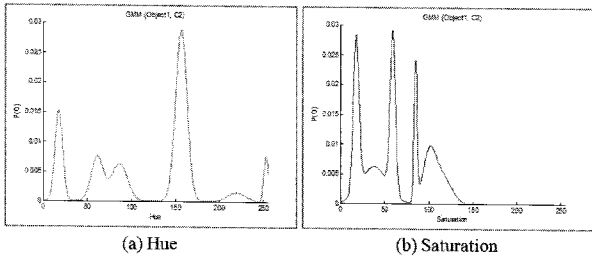


그림 7. 추정된 가우시안 혼합 모델의 예.  
Fig. 7. Example of estimated Gaussian mixture model.

여기서  $p(O_{i,b})$ 는 물체  $l$  이 가지는 소영역  $b$ 의 가우시안 확률 분포를 나타내는 함수이며,  $A$ 는 각 소영역의 색상값들의 합이다.  $\mu$ 와  $\sigma^2$ 는 각 소영역의 색상값들이 가지는 평균과 분산이다. 한 명의 사람은 각 소영역들이 가지는 가우시안 확률 분포들로부터 식 (5)를 통해 가우시안 혼합 모델을 추정함으로써 하나의 모델로 생성된다.

$$p(c|\Theta) = \sum_{j=1}^b p(c|\omega_j, \theta_j) p(\omega_j) \quad (5)$$

여기서  $p(c|\omega_j, \theta_j)$ 는 소영역  $j$ 의 가우시안 확률분포이며,  $c$ 는 색상값들을 성분으로 가지는 벡터이다.  $\omega_j$ 는 생성된 소영역들의 수를 알고 있을 때  $j$  번째의 소영역이고,  $\theta_j = \{\mu_j, \sigma_j^2\}$ 는  $j$  번째 소영역의 평균( $\mu$ )과 분산( $\sigma^2$ )의 집합이다.  $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_b\}$ 는 소영역들의 가우시안 확률 분포들의 미지의 모수들(unknown parameters)의 집합이다. 이와 같이 얻은 소영역들의 가우시안 혼합 모델을 추정할 수 있다[12]. 소영역생성을 통한 가우시안 혼합 모델 추정의 예는 그림 7과 같다. 하나의 물체에 대해서 그림 7(a)는 색상값, 7(b)는 채도값에 대한 가우시안 혼합 모델을 나타낸다. 위의 과정에서 생성된 각 채널의 확률 모델들은 다중 시점간의 물체의 대응을 위해 특징으로 사용된다.

IV. 다중 시점간의 대응

IV장에서는 다른 시점에서 획득된 두 영상내의 이동체가 동일함을 확인하기 위한 대응 방법에 대해 서술한다. 각 영상에서 생성된 가우시안 혼합 모델들의 최대우도의 추정을 통해서 동일함을 입증한다. 한 개의 물체는 HSI 색 공간의 각 채널에 대한 세 개의 가우시안 혼합모델을 가진다. 세 개의 모델들은 각각의 가중치를 가지고 식 (6)과 같이 표현된다. 밝기값은 색상값이나 채도값에 비해 조명의 변화에 상대적으로 변화량이 크기 때문에 가중치( $\alpha_i$ )를 다른 두 값에 비해 작은 값을 주었다.

$$M_l^{(k)} = \alpha_H p_{l,H}^{(k)} + \alpha_S p_{l,S}^{(k)} + \alpha_I p_{l,I}^{(k)} \quad (6)$$

여기서  $M$ 은 카메라  $k$ 에서 검출된 물체  $l$ 의 특징값이다.  $p$ 는 각 채널들의 가우시안 혼합 모델이며,  $\alpha_H=0.4$ ,  $\alpha_S=0.4$ ,  $\alpha_I=0.2$ 는 색상값, 채도값 그리고 밝기값의 가중치이다. 다른 시점에서 검출된 물체들간의 특징값의 비율은 동일함을 확인하기 위한 기준이 된다.

카메라들의 시야가 서로 겹치지 않는 공간에서의 대응을 위해 한 공간에서 물체가 검출될 경우 공간에서 사라지기 이

전 10프레임에 대한 물체의 특징값  $M$ 을 저장한다. 다른 공간에서 새로운 객체가 나타났을 때 저장된 특징값과의 대응 후에 동일한 물체가 아닐 경우에 새로운 레이블을 부여하고, 동일한 물체일 경우에는 이전에 저장되어 있던 레이블을 부여한다.

V. 실험 및 결과

1. 실험의 구성

제안된 방법의 검증을 위해 실험 공간을 구성하였다. 실험을 위해 교정된 다수의 카메라(C1~C5)가 설치된 연구실 공간( $S_{lab}$ )과 [6] 교정되지 않은 카메라(C-A1, C-A2)가 설치된 복도 공간( $S_{cor}$ )을 그림 8과 같이 구성하였다.  $S_{lab}$ 과  $S_{cor}$ 는 출입문을 통해 서로 연결되어 있다. 설치된 7대의 카메라는 동일한 기종의 CCD카메라를 사용하였다. 실험 영상은 각 카메라에서 15fps(frames per second)의 속도로 획득되는 1300장을 사용하였다.

그림 8에서 고려 가능한 다중 카메라 시스템의 대응문제는 (1) 동일한 카메라에서 이전 프레임과 현재 프레임간의 대응, (2) 시야가 겹치는 공간(overlapping view)에서 다중 시점간의 대응, (3) 시야가 겹치지 않는 공간(non-overlapping view)에서 다중 시점간의 대응의 3가지로 나누어 생각할 수 있다 [7,9]. 이를 위해 그림 8의 공간 내에서 발생 가능한 3가지의 상황을 표 2와 같이 설정하였다.

2. 실험 결과 및 분석

배경차연산과 레이블링을 통한 이동체 검출의 결과는 그림 9와 같다. 좌측 상단으로부터 스캔을 시작하였으며 각 시

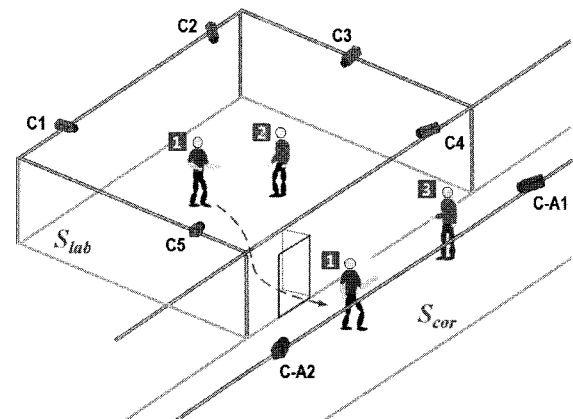


그림 8. 실험을 위한 시스템 구성.  
Fig. 8. System configuration for experiment.

표 2. 대응을 위한 상황 설정.

Table 2. Setting cases for correspondence.

Case 1	연구실 내 공간( $S_{lab}$ )에서 동일한 카메라의 이전 프레임과 현재 프레임에서의 2명 이상의 사람이 움직일 때의 대응
Case 2	연구실 내 공간( $S_{lab}$ )에서 동일한 프레임에서 다중 카메라간의 대응
Case 3	연구실 내 공간( $S_{lab}$ )에서 움직이고 있는 2명의 사람 중 한 사람이 연구실과 연결된 복도공간( $S_{cor}$ )으로 이동할 때의 대응

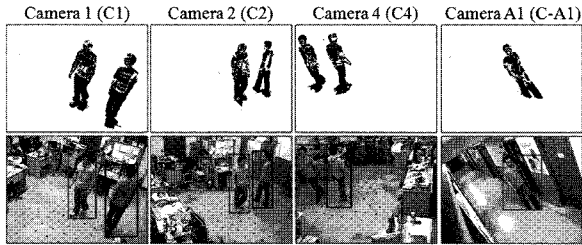


그림 9. 움직임 검출의 결과.  
Fig. 9. Results of motion detection.

점에서 먼저 레이블된 물체가 빨간색 사각 박스로 표시된다. 검출된 물체들은 대응 단계의 확인 후에 레이블을 재부여 하였다. 각 카메라에서 인체의 검출결과는  $S_{lab}(C1-C5)$ 에서는 평균 92%이었으며  $S_{cov}(C-A1, C-A2)$ 에서는 평균 91%이었다. 오인식은 인체가 조명의 변화로 인해 일부분만이 검출되거나 인체가 아닌 영역을 검출한 경우 또는 물체들간의 겹침 현상으로 인해 정확한 분할이 되지 않는 경우에 발생하였다.

표 2에서 설정한 세 가지 상황에 따라 검출된 물체의 가우시안 혼합 모델의 분포를 비교하였다. 먼저 Case 1은 동일한 카메라에서 현재 프레임과 이전 프레임간의 물체의 대응이다. 사람이 지속적으로 움직이고 있기 때문에 검출되는 영역의 크기나 물체가 가지는 색상의 분포는 매 시각 달라지게 된다. 이 경우는 단일 카메라에서의 대응문제이지만 Case 2 또는 Case 3과 유사하다. 그러므로 물체들의 가우시안 혼합 모델 분포의 비교 결과는 Case 2와 Case 3의 경우만 보인다. Case 2는 연구실 내에서 시야가 겹치는 카메라간의 대응이며 그림 10과 같이  $S_{lab}$ 에 설치된 카메라 C1과 C2간의 물체들의 가우시안 혼합 모델 결과를 비교하였다. 그림 10(a)는  $N=318$

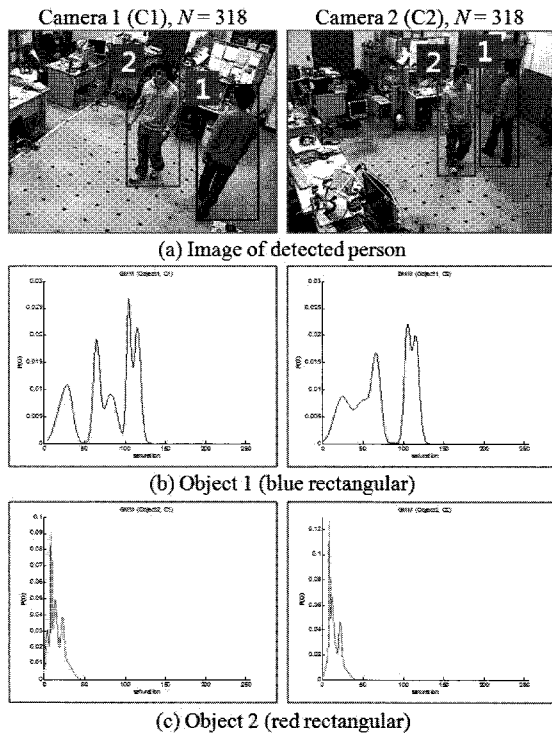


그림 10. Case 2에서 가우시안 혼합 모델의 비교.  
Fig. 10. Comparison of Gaussian mixture model in Case 2.

번째 입력 영상에서 검출 후 레이블된 물체들의 결과이며 (b)와 (c)는 동일한 시점에서 물체 1과 물체 2의 채도값에 대해 추정된 가우시안 혼합 모델의 결과를 보여준다. 물체 1은 카메라의 위치에 따라 자세가 후방(C1)에서 좌측으로 45°정도 틀어져서 획득(C2)되었지만 물체가 가지고 있는 전체 색상에 대한 분포 자체는 크게 변하지 않음을 알 수 있다(그림 10(b)).

다음으로 Case 3은 카메라간의 시야가 서로 겹치지 않는 연구실 내의 카메라와 복도 공간의 카메라간의 대응이다. 그림 11은  $S_{lab}$ 의 카메라 C4와  $S_{cov}$ 의 카메라 C-A2간의 대응의 예를 보여준다.  $S_{cov}$ 에서 획득된 물체 1의 색상 분포는  $S_{lab}$ 에서 획득된 물체 1의 분포가 Case 2의 경우보다는 차이가 커진 것을 볼 수 있다. 이는 두 공간의 조명에 의한 밝기차로부터 발생한다. 그러나 물체 2와의 비교를 통해서 분포의 비가 최소가 되는 물체를 동일한 물체로 판단하기 때문에 대응이 가능하였다.

표 3은 그림 10에서 보여진 Case 2의 결과이다.  $S_{lab}$ 에서 각 카메라(C1-C5)의 검출결과와 다섯 대의 카메라를 다섯 쌍으로 묶어 대응 결과를 확인하였다. 대응률은 1200장의 실험 영상에서 검출된 물체 중에서 500 프레임에 대해서만 확인하였다. 표 4에서는 그림 11에서 보여진 Case 3에 대한 대응 결과이다.  $S_{lab}$ 의 카메라 C1, C4와  $S_{cov}$ 의 C-A1, C-A2의 네 쌍에

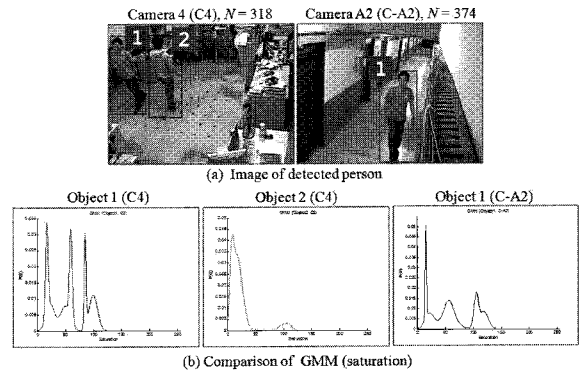


그림 11. Case 3에서 가우시안 혼합 모델의 비교.  
Fig. 11. Comparison of Gaussian mixture model in Case 3.

표 3. 검출 결과 및 Case 2에서의 대응 결과.

Table 3. Result of motion detection and correspondence in Case 2.

	Detection [C# <sup>*</sup> ]	Correspondence
C1 <sup>*</sup> , C2	90.25 % (1083 / 1200)	96.20 % (481 / 500)
C2 <sup>*</sup> , C3	93.42 % (1121 / 1200)	93.80 % (469 / 500)
C3 <sup>*</sup> , C4	94.92 % (1139 / 1200)	94.80 % (474 / 500)
C4 <sup>*</sup> , C5	87.25 % (1047 / 1200)	97.40 % (487 / 500)
C5 <sup>*</sup> , C1	96.08 % (1153 / 1200)	92.20 % (461 / 500)
Total	92.38 % (5543 / 6000)	94.88 % (2372 / 2500)

표 4. Case 3에서의 대응 결과.

Table 4. Result of correspondence in Case 3.

	Correspondence
C1, C-A1	86.20 % (431 / 500)
C1, C-A2	84.60 % (423 / 500)
C4, C-A1	89.40 % (447 / 500)
C4, C-A2	86.40 % (432 / 500)
Total	86.65 % (1733 / 2000)

대해서 각 카메라에서 정확하게 검출된 500장의 영상을 이용하여 대응결과를 확인하였다. Case 2의 대응에 비해 낮은 86.65%의 대응률을 보였다.

## VI. 결론

본 논문에서는 교정된 다중카메라 공간에 확장이 필요한 경우에 추가된 교정을 대체하기 위한 방법을 제안하였다. 두 공간 사이의 대응 문제의 해결을 위해 각 시점의 영상에서 검출된 사람의 영역을 색상 분포의 범위와 인체의 문맥정보를 활용하여 색 분할하고 컬러 소영역을 생성하였다. 생성된 컬러 소영역들의 색상 분포들로 추정된 가우시안 혼합 모델의 대응을 통하여 사람이 다른 공간으로 이동하였을 경우에도 지속적으로 대응이 가능하도록 하였다. 특히 동일 공간에서 여러 사람이 존재하고 이들이 상호 다른 공간으로 이동하였을 때 제 3의 다른 카메라로 이동한 사람이 앞서의 어떤 특징인으로 동정(identification)하는 문제를 다루었다. 이로써 제한된 공간뿐 아니라 다중의 카메라를 이용하여 취급할 수 있는 영역이 확장되는 상황에서도 특징인의 동정과 공간의 확장을 위해 특별히 카메라의 사전 교정을 필요로 하지 않는 경우에도 쓸 수 있는 방법을 제안하였다.

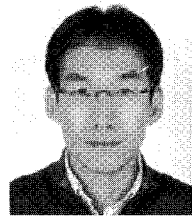
향후 연구로는 다른 두 공간의 밝기 차이가 큰 경우에 대응률의 향상을 위해 색상기반의 특징과 함께 공간상의 상황 정보나 기하학적인 정보들을 융합하여 다수의 물체가 유사한 색상의 옷을 입고 있거나 앞면과 뒷면이 다른 옷을 입고 있는 경우와 같은 보다 일반적인 상황에 적용 가능하도록 하는 것이다.

## 참고문헌

- [1] K. Murakami, T. Hasegawa, R. Kurazume, and Y. Kimuro, "A structured environment with sensor networks for intelligent robots," *IEEE Conference on Sensors*, pp. 705-708, Oct. 2008.
- [2] H. Hashimoto, "Intelligent space: a commentary on research trends," *International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 11-16, Jul. 2002.
- [3] R. T. Collins, A. Lipton, T. Kanade, H. Fujiyoshi, D. Duggens, Y. Tsin, D. Tolliver, N. Enomoto, O. Hasegawa, P. Burt, and L. Wixson, "A system for video surveillance and monitoring," Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, Technical Report, CMU-RI-TR-00-12, May 2000.
- [4] T. S. Jin, J. M. Lee, and H. Hashimoto, "Position control of mobile robot for human-following in intelligent space with distributed sensors," *International Journal of Control*, vol. 4, no. 2, pp. 204-216, Apr. 2006.
- [5] W. Hu, M. Hu, X. Zhou, T. Tan, J. Lou, and S. Maybank, "Principal axis-based correspondence between multiple cameras for people tracking," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 4, pp. 663-671, Apr. 2006.
- [6] 서동욱, 채현욱, 조강현, "사람의 움직임 추적을 위한 다중 카메라 기반의 지면 위 발의 대응" 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제4권 제5호, pp. 592-599, Aug. 2008.
- [7] K. Morioka, X. Mao, and H. Hashimoto, "Global color model based object matching in the multi-camera environment," *Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2644-2649, Oct. 2006.

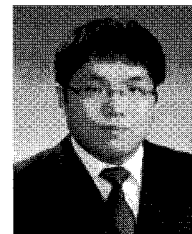
- [8] F. M. Porikli, "Inter-camera color calibration by correlation model function," *International Conference on Image Processing*, pp. 133-136, Sep. 2003.
- [9] O. Javed, K. Shafique, Z. Rasheed, and M. Shah, "Modeling inter-camera space-time and appearance relationships for tracking across non-overlapping views" *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 109, pp. 146-162, 2008.
- [10] T. H. Kim and K. H. Jo, "Robust background acquisition from dynamic scene caused by a moving camera" *International Journal of Information Acquisition*, vol. 4, no. 3, pp. 227-236, Sept. 2007.
- [11] H. U. Chae, S. J. Kang, and K. H. Jo, "Identification of a human using accorded blobs on the varied region from image sequence by multiple cameras," *International Conference on Control, Automation and Systems 2008*, pp. 1887-1891, Oct. 2008.
- [12] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, vol. 39, no. 1, pp. 1-38, 1977.

## 채 현 욱



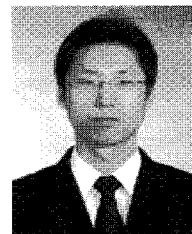
2007년 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 졸업(공학사). 2007년~현재 동대학원 전기전자정보시스템공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 컴퓨터비전, 휴먼 컴퓨터 인터랙션(HCI), 지능형로봇.

## 서 동 욱



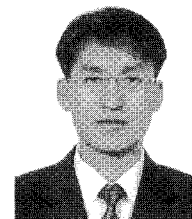
2006년 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 졸업(공학사). 2008년 동 대학원 전기전자정보시스템공학과 졸업(공학석사). 2008년~현재 모터웰(주) 관심분야는 이동로봇, 컴퓨터비전, 지능시스템제어.

## 강 석 주



2005년 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 졸업(공학사). 2008년~현재 동대학원 전기전자정보시스템공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 컴퓨터비전, 이동로봇, 건물 및 패터인식.

## 조 강 현



1989년 부산대학교 정밀기계공학과 졸업. 1993년, 1997년 Osaka Univ. 대학원 전자제어기계공학전공(공학석사 및 박사). 1997년~1998년 ETRI 시스템공학연구소 Post-Doc. 연구원. 1998년~현재 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 교수. 2005년 7월~2006년 7월 Kyushu Univ. 객원교수 및 KIST 지능로봇 연구센터 객원 연구원. 관심분야는 휴먼 컴퓨터 인터랙션(HCI), 컴퓨터비전, 지능형(로봇 및 교통) 시스템제어.