

논문 2006-43SP-5-3

# 블록 기반 실시간 계수 시스템

( A block-based real-time people counting system )

박 현 희\*, 이 형 구\*, 김 재 희\*

( Hyun Hee Park, Hyung Gu Lee, and Jaihie Kim )

## 요 약

본 논문에서는 블록 기반 실시간 계수 시스템을 제안한다. 계수 시스템은 쇼핑몰이나 대형건물의 출입구, 엘리베이터, 에스컬레이터 등과 같은 다양한 환경에 적용될 수 있다. 본 논문의 핵심은 세 부분으로 구분 할 수 있다. 첫째, 환경 변화에 강인한 배경 제거 기법, 둘째, 학습을 이용한 블록 기반 계수 결정 방법, 마지막으로 4 채널에서 실시간으로 처리가 가능한 시스템 구현이다. 환경 변화에 강인한 배경 제거 기법으로 *MOG*(mixture of gaussian) 방법을 적용하였으며, 블록 기반 계수 결정 방법은 영상을  $6 \times 12$  개의 영역으로 구분하고, 학습 영상을 이용하여 각각의 블록에서 물체의 크기에 대한 평균과 분산을 계산하고 이를 저장하여 계수에 적용하는 방법을 제안하였으며, 마지막으로 4 채널에서 실시간으로 처리 하기위하여 추출된 물체 각각을 구분하여 추적하는 것이 아니라 물체가 이동 중에 발생할 수 있는 여러 상황 즉 결합이나 분리되는 현상을 분석하여 계수 판단에 적용하였다. 제안된 방법을 이용하여 에스컬레이터, 복도 그리고 출입문등과 같이 조명환경과 그림자 상황 등이 변하는 환경에서 의 계수 정확도는 90~94%, 채널 당 처리 속도는 15 frames/sec 이상의 성능을 보였다.

## Abstract

In this paper, we propose a block-based real-time people counting system that can be used in various environments including shopping mall entrances, elevators and escalators. The main contributions of this paper are robust background subtraction, the block-based decision method and real-time processing. For robust background subtraction obtained from a number of image sequences, we used a mixture of K Gaussian. The block-based decision method was used to determine the size of the given objects (moving people) in each block. We divided the images into  $6 \times 12$  blocks and trained the mean and variance values of the specific objects in each block. This was done in order to provide real-time processing for up to 4 channels. Finally, we analyzed various actions that can occur with moving people in real world environments.

**Keywords :** People Counting System, Mixture of Gaussian, Real-time, 4 Channels

## I. 서 론

계수 시스템은 *ROI*(region of interest) 지역을 통과하는 사람을 검출, 추적 그리고 계수하는 시스템이다. 계수 시스템은 단순히 출입자만을 계수하는 것이 아니라, 움직이는 물체의 동선을 파악하여 건물 내에서 유동 인구가 많은 지역과 그렇지 않은 지역을 분석하여 건물의 임대 조건이나 환경개선 등의 자료로 사용할 뿐

아니라, 대형 상가나 쇼핑몰 등에서는 효율적으로 상품을 전시하고 광고 할 수 있는 자료 혹은 각 매장의 임대료 등의 산출 기준으로 사용할 수 있는 자료를 얻을 수 있다.

초기에 사용되어진 센서를 이용한 자동 계수 시스템은, 예를 들어 light beams, turnstiles 그리고 rotary bar led 등의 시스템은 다양한 문제점을 가지고 있다. 그 중 가장 큰 문제점은 많은 사람들이 동시에 센서를 통과하는 경우 계수의 정확도가 현저히 낮아진다는 점이다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 센서가 아닌 카메라와 영상처리 기법을 이용하여 동시에 많은 사람들이 *ROI* 지역을 통과하는 상황에서도 정확하게 계수하는 시스템을 구현하고자 하는 접근 들이 시작되었다.

\* 정회원, 연세대학교 생체인식 연구센터  
(Biometrics Engineering Research Center, Yonsei Univ.)

※ 본 연구는 한국과학재단 지정 생체인식 연구센터 (BERC)의 지원을 받아 이루어 졌습니다.

접수일자: 2006년3월27일, 수정완료일: 2006년8월7일

Thou-Ho *et al.*<sup>[1]</sup>은 양 방향으로 움직이는 사람들을 계수하기 위한 시스템을 제안하였다. 그러나 영상 전체 영역에서 움직이는 물체의 크기 변화를 동일하게 보고 처리하였으나, 실제로 영상 내에서 움직이는 물체는 카메라가 설치된 위치를 중심으로 그 크기의 변화가 매우 크다는 사실을 간과 하였다. Terada and Yamaguchi<sup>[2]</sup>는 컬러 카메라를 이용하여 움직이는 물체를 추출하고 추적하였으나 물체가 움직이는 진행 방향을 명확하게 정의하지 못하였다. Yoshida *et al.*<sup>[3]</sup>은 두 대의 카메라를 이용하여 stereo 영상을 획득 영상처리 기법을 통해 계수 시스템에 적용하였으나, 이 방법 또한 많은 사람들이 동시에 출입하는 경우와 진행 방향을 명확하게 구분하는 문제를 해결하지 못하였다. 지금까지 접근 방법들<sup>[1]-[5]</sup>은 변화가 없는 배경 환경에서 입력 영상을 이용하여 움직이는 물체를 추출하고 추적하는 것에 대하여 연구하여왔다. 그러나 실제 환경에서는 배경이 고정된 환경 즉 조명이나 기타 환경적인 영향이 없는 장소 보다는 햇빛, 조명, 그림자 그리고 카메라의 기능 중 자동 조리개 AIC(automatic iris control)의 조절로 생기는 변화 등, 배경에 다양한 영향을 주는 경우가 대부분이다. Qi Zang *et al.*<sup>[6]</sup>은 다양하게 변화하는 배경에 강인한 배경 제거 기법과 배경 관리 방법에 대하여 제안하였다.

본 논문에서는 다양한 환경, 예를 들어 건물의 출입구, 엘리베이터 혹은 에스컬레이터 등과 같이 다수의 사람들이 출입하고, 배경의 변화 또한 급격하게 변할 수 있는 상황에 대하여 문제점을 분석하고 해결하기 위하여 다음의 세 부분에 중점을 두어 연구하였다. 첫째, 환경의 변화에 강인한 배경제거 및 갱신을 위한 방법으로 MOG(mixture of gaussian) 방법을 이용하였다. 둘째, 천정에 설치된 카메라로부터 입력 받은 영상에서 물체의 크기는 영상 전체에서 동일한 크기와 변화량을 갖지 않는다는 것에 착안하여 입력 영상을 6×12의 블록으로 나누고, 학습을 통하여 각각 블록에서 움직이는 물체의 크기를 평균과 분산으로 표현하여 저장하고 이를 이용하여 계수 판단에 적용하였다. 마지막으로 움직이는 물체 사이에는 서로 결합 되거나 분리되는 현상이 빈번하게 발생하는데 이러한 상황을 분석하여 객체 각각을 추적하는 것이 아니라 분리 되거나 결합된 물체를 하나의 물체로 보고 추적함으로써 영상처리시간을 단축하여 실시간으로 4 channels에서 물체를 추출하고 추적하였다. 본론에서는 출입자 계수 시스템 전체의 구성과 각 부분별 세부 알고리즘을 보이고, 실험 결과에서는

다양한 환경에서 획득한 영상을 이용하여 계수 성능 및 평가를 보이도록 하겠다.

## II. 본 론

### 1. 시스템 설치

그림 1은 제안된 시스템 설치 환경, 카메라 설치 위치 그리고 움직이는 물체를 추출하고 추적하는 전 과정을 수행할 관심 영역(ROD)을 보여주고 있다. 그림 2는 전체 시스템 구성 및 시스템 흐름을 보여준다.

시스템은 크게 두 부분으로 구성되는데 첫 번째는 일반 컬러 CCD 카메라에서 획득한 영상 시퀀스로부터 움직이는 물체를 추출하는 부분이고, 두 번째는 추출되어진 영역을 이용하여 움직이는 물체를 지속적으로 추적하고 계수하는 부분이다. 움직이는 물체를 추출하는 과정은 네 개의 부분으로 구성되는데, 첫째는 입력 영상에 Harr 웨이블릿 변환을 적용하여 'LL' 영역만을 사용함으로써 고주파 성분이 포함된 'HH', 'HL' 그리고 'LH' 성분을 제외한 잡음 성분을 제거하는 것과, 다운(320×240⇒160×120) 샘플링 된 영상을 이용함으로써 향후 수행되어지는 모든 영상처리에서 처리 시간을 줄이는 과정이다. 둘째는 참조 배경영상을 생성하기 위하여 N개의 순수한 배경 영상을 이용한 MOG 기법을 사용하여 참조 배경 영상을 생성 하는 과정이다.

셋째는 움직이는 물체의 영역을 추출하기 위하여 참조 배경 영상과 현재 입력 영상의 차를 이용하였고, 여기서 획득된 영상에는 우리가 원하지 않는 부분이 다수 포함되므로 움직이는 영역에 대한 보다 정확한 정보를 얻기 위하여 입력되는 영상을 시간차를 두고 버퍼에 저장하여 프레임( $t-2, t-1, t$ ) 사이의 차 정보를 추가

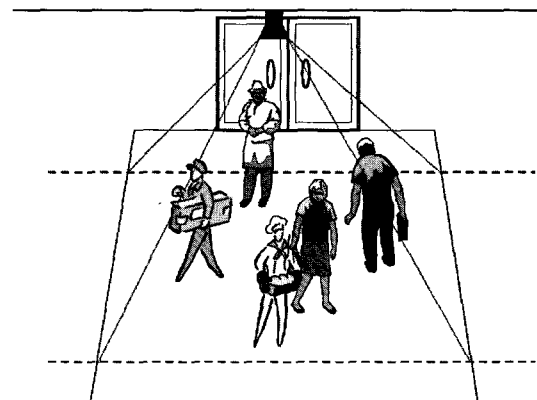


그림 1. 시스템 구성도  
Fig. 1. System configuration.

적으로 처리하는 과정이다. 그러나 프레임 간의 차 영상 정보를 사용하여도 순간적으로 변하는 조명이나 빛에 의한 AIC의 효과로 인한 변화는 제거되지 않는데 이러한 영향까지 처리하기 위하여 그림자나 순간적인 밝기 변화를 검출할 수 있는 알고리즘을 적용하여 효과적으로 움직이는 물체 영역만을 검출할 수 있었다. 마지막 단계는 최종적으로 처리한 결과 영상에 남아있는 잡음 성분과 추출되어진 물체 내에 포함된 크고 작은 구멍을 처리하기 위하여 과거에 주로 사용했던 형태학적 처리 필터를 사용하지 않았다. 과거에 사용되어진 형태학적 처리 필터는 잡음과 작은 구멍 등은 처리할 수 있었으나 비교적 큰 구멍이나, 동일한 물체가 잡음 성분에 의하여 분리된 경우 처리하는데 많은 어려움이 있었다. 본 연구에서는 기존의 형태학적 처리 방법이 아닌 마스크 방법을 이용하여 잡음 제거 및 검출된 물체 내에 생긴 작은 구멍을 처리하고, 비교적 큰 구멍까지도 효과적으로 처리할 수 있었다.

검출 되어진 물체를 추적하고 계수하는 과정은 크게 두 과정으로 구분할 수 있는데, 첫째는 추출되어진 물

체들을 이전 프레임에서 처리되어진 영상과의 관계를 분석하여 추적하는 과정과 마지막으로 관심(ROI) 영역에서 계수 라인을 통과하는 물체를 계수하는 과정으로 구성된다.

2. 웨이블릿 변환 및 배경 모델

입력된 영상을 직접 사용하지 않고 *Harr* 웨이블릿 변환을 적용하여 가공한 영상을 사용한 이유는 다음과 같다. 즉 영상에서 고주파 성분을 버리고 순수한 저주파 성분만을 이용함으로써 하나는 영상 내에 잡음 성분을 제거하기 위함이고, 다른 하나는 'LL' 영역만을 이용함으로써 다운(320×240⇒160×120) 샘플링 효과를 얻어 향후 처리 과정에서 그 속도를 향상 시키고자 함에 목적이 있다.

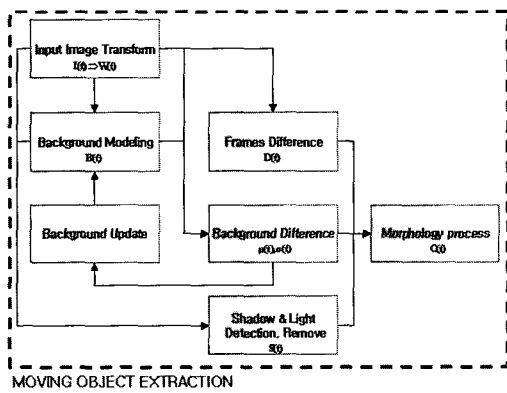
다음으로 입력 영상에서 움직이는 물체를 추출하기 위한 단계로, *N* 개의 순수한 배경 영상을 이용하여 각 픽셀 별로 *MOG* 방법에 의해 참조 배경을 모델링하게 되고 각각의 픽셀은 수식 1과 같은 *K*개의 가우시안 분포를 갖게 된다. 여기서 *W*는 입력영상,  $\mu$ 는 평균 그리고  $\sum$ 는 공분산을 나타낸다.

$$P(W_t) = \sum_{i=1}^K W_{i,t} * \eta(W_t, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) \quad (1)$$

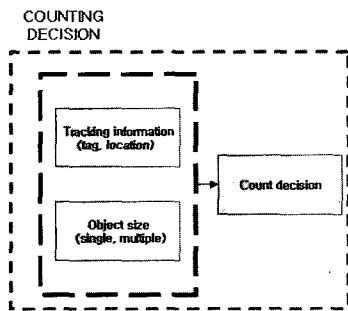
과거의 연구에서는 실험 환경이 건물 내부 환경인 경우 *K*=3으로, 외부 환경의 경우 *K*=5로 정하여 배경을 모델링 하였다.<sup>[6]</sup> 본 연구에서는 대부분의 실험 영상들이 건물 내부 환경에서 획득한 영상이므로 *K*=3으로 적용하여 참조 배경 영상을 얻었다. 그러나 실제 외부 환경인 경우에도 특수한 경우 예를 들어 나뭇잎이 바람에 흔들리는 경우나 수면 위 같은 장소를 제외하고는 *K*=3인 값을 이용하여 배경을 모델링 하여도 내부 환경에서의와 동일한 결과를 보였다.

3. 그림자 및 순간적 밝기 변화 영역 검출

배경 영상과의 차를 이용해 영상에서 변화가 있는 부분을 추출해내면 우리가 원하는 부분과 전혀 관계없는 부분이 검출되는 경우가 자주 발생하게 된다. 예를 들어 그림자 영역이나 순간적 밝기 변화에 의한 부분은 우리가 영상에서 원하는 부분이 아니다 또한 이러한 잘못 추출되어진 영역은 움직이는 물체를 추출하는 과정 뿐 아니라 추적하는 과정에도 잘못된 결과를 가져오게 한다. 이러한 영역은 우리가 원하는 영역(순수하게 움



(a)



(b)

그림 2. 전체 시스템 흐름도 : (a) 움직이는 물체 추출 과정, (b) 추적 및 계수 결정 과정

Fig. 2. System overall block diagram : (a) Moving object extraction process, (b) Tracking and count decision process.

직접만 있는 영역) 이외의 영역을 검출하게 함으로써 최종 계수 결정 과정에까지 잘못된 영향을 준다. 따라서 그림자 영역과 순간적 밝기 변화 부분을 찾고, 그 부분을 효과적으로 제거해 주는 작업은 매우 중요하다. 수식 2와 3은 그림자 영역과 순간적으로 밝기가 변화하는 영역을 효과적으로 찾을 수 있는 방법을 제공하는 수식이다.

$$W_{out}(t) = \frac{R_w + G_w + B_w}{3},$$

$$B_{out}(t) = \frac{R_B + G_B + B_B}{3} \quad (2)$$

$$S(t) = \frac{W_{out}(t)}{B_{out}(t)} \quad (3)$$

$W_{out}(t)$ 와  $B_{out}(t)$ 는 현재 영상과 참조 배경영상의  $R, G, B$  값을 평균한 값이고,  $S(t)$ 는  $W_{out}(t)$ 와  $B_{out}(t)$ 를 나누어 준 값을 나타낸다. 그림자 영역과 순간적 밝기 변화가 생기는 부분은  $S(t)$  값의 변화로 검출할 수 있으며,  $0 < S(t) < 1$ 이면 그림자 영역을 나타내며,  $S(t) \geq 1$ 이면 순간적인 밝기 변화가 생긴 부분은 나타낸다.<sup>[7]</sup>

#### 4. 프레임 사이의 차 영상 처리

배경 영상과 현재 입력 영상과의 차 정보만을 이용하여 움직이는 물체를 검출하게 되면 많은 에러를 포함하게 된다. 이러한 에러 영역을 줄이고 보다 정확하게 움직이는 영역만을 추출하기 위해서 프레임( $t-2, t-1, t$ ) 간의 차 영상을 이용하였다. 수식 4와 5는 프레임 간 차 영상을 구하는 식이고, 수식 5는 구한 각각의 차 영상을 OR 연산을 통하여 합하는 과정을 보여준다. OR 연산을 이용하여 영상을 처리하는 이유는 움직임이 적은 물체에 대해서도 효과적으로 움직임을 검출하기 위해서이다.

$$F(t) = W(t-1) - W(t-2),$$

$$F(t-1) = W(t) - W(t-1) \quad (4)$$

$$D(t) = F(t) \vee F(t-1) \quad (5)$$

여기서  $W(t)$ 는 입력영상  $I(t)$ 를 Harr 웨이블릿 변환을 통하여 얻은 'LL' 영역의 영상이고  $F(t)$ 와  $F(t-1)$ 는  $W(t), W(t-1), W(t-2)$ 로부터 얻은 차 영상,  $D(t)$ 는 차 영상을 OR 연산 시킨 결과 영상

이다. 여기서 얻은 프레임 간의 차 영상과 배경 영상을 이용하여 얻은 결과 영상에 AND 연산을 적용하여 정확하게 움직이는 물체를 검출할 수 있었다. 여기서 프레임 사이의 차 결과와 배경과 현재 영상 사이의 차 결과는 '0'과 '1'의 값으로 표현되는데, AND나 OR의 의미는 각각의 결과를 이용하여 논리연산을 수행한 결과를 나타낸다. 즉 AND 연산의 결과는 두 결과에서 '1'인 부분만 '1'로 나타내고, OR 연산의 결과는 두 결과에서 하나라도 '1'이면 '1'로 처리함을 의미한다.

#### 5. 모폴로지(Morphology) 과정

모폴로지 과정을 처리 영상에 적용하면 잡음을 제거하고 추출된 물체 내의 작은 구멍을 메울 수 있는 효과를 얻을 수 있다.

본 논문에서는 모폴로지 과정을 보다 효과적으로 수행하기 위하여 마스크 방법을 이용하였다.<sup>[4]</sup> 그러나 [4]에서 제안된 방법은 반복적인 마스크 작업을 필요로 하기 때문에 4 channels에서 실시간으로 처리하기에 적당하지 못하다. 따라서 본 논문에서는 그림 3과 같이  $5 \times 5$  주 마스크(main-mask)와  $3 \times 3$  부 마스크(sub-mask)로 구성된 방법을 사용하였다.

제안한 수정된 마스크 방법은 이진 처리된 영상(image)에  $5 \times 5$  주 마스크를 이동하면서 픽셀 값이 '1'인 위치에서 마스크내의 픽셀 값을 계수하여 그 수가 많은 쪽으로 중심 픽셀( $x, y$ ) 값을 결정한다. 여기서 결정된 값이 '0'인 경우와 '1'인 경우로 분리되는데, 결과가 '1'인 경우 추출되어진 물체로 판단하여  $3 \times 3$  부 마스크 작업을 수행하게 된다. 우선  $5 \times 5$  주 마스크의 중심( $x, y$ ) 주위의 8개의 픽셀에 각각  $3 \times 3$  부 마스크 처리를 수행하여 픽셀의 값을 결정하게 된다. 픽셀 값

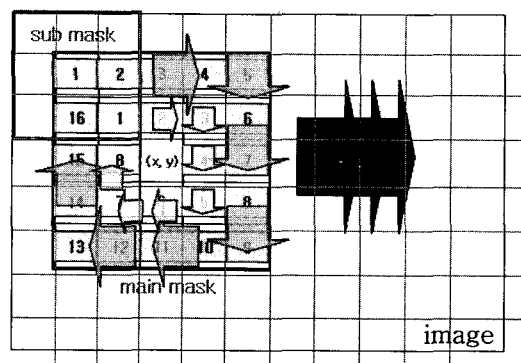


그림 3. 형태학적 처리를 위한  $5 \times 5$  주 마스크와  $3 \times 3$  부 마스크

Fig. 3.  $5 \times 5$  main-mask and  $3 \times 3$  sub-mask used for the morphological process

을 결정하는 방법은 마스크 내의 '0'과 '1'의 값을 계수하여 그 수가 많은 쪽으로 선택하게 된다. 처리가 완료되면 마찬가지로  $5 \times 5$  주 마스크의 중심( $x, y$ ) 주위의 최외각 16개의 픽셀에서도 같은 작업을 수행하게 된다. 이렇게  $3 \times 3$  부 마스크를 처리한 결과  $5 \times 5$  주 마스크의 중심( $x, y$ )을 기준으로 총 24개의 픽셀 값은 (1→1, 1→0, 0→1, 0→0)로 결정되게 된다. 하지만 결과가 '0'인 경우 잡음으로 판단하고  $3 \times 3$  부 마스크 작업을 추가적으로 수행하지 않고, 영상의 다음 '1'인 픽셀 위치로  $5 \times 5$  주 마스크를 이동시키고 처음과 동일한 작업을 수행하게 된다.

기존의 마스크 방법에서는 값이 '1'인 경우나 '0'인 경우 모두에 동일한  $3 \times 3$  부 마스크 작업을 수행함으로써 많은 처리 시간이 소요되었다. 따라서 수정된 마스크 작업에서는 결정된 값이 '0'인 경우와 '1'인 경우를 분리하여 처리함으로써 처리 시간 단축에 많은 효과를 얻었다.

6. 블록 기반 계수 결정 방법

과거의 연구에서는 영상 전체 영역에서 물체의 크기 변화가 일정한 평균 크기를 갖고 분산 범위 내에서 동일하다고 가정하고 추출되어진 물체를 추적하고 계수하였다.<sup>[11]</sup> 그러나 실제 환경에서는 획득되어진 영상에서의 물체 영역은 그 크기가 일정한 크기를 갖는 평균과 분산으로 표현되지 않는다.

그림 4에서 보는 바와 같이 영상에서 추출되어진 물체는 카메라를 중심으로 실제로 물체가 어느 위치에 있느냐에 따라 다른 모양과 크기를 가지게 되고 편차 또한 크게 된다. 실제로 영상에서 물체의 크기를 일정하게 보고 물체 크기에 대한 평균과 분산을 구하게 되면 분산의 크기가 매우 커지는 사실을 알 수 있다. 따라서 영상 전 영역에 대하여 물체의 크기를 동일하게 보고 그 결과를 계수에 적용하는 것은 적당하지 못하다.

따라서 본 논문에서는 동일한 인원에 대하여 추출되어진 물체의 크기는 영상 전체에서 일정하지 않다고 가정하여 영상을  $6 \times 12$ 의 블록으로 나누고 그림 5에서 보는 바와 같은 학습 영상을 이용하여 블록 별로 물체 크기에 대한 평균과 분산 값을 계산하여 테이블로 저장, 물체를 추적하는 동안 물체의 크기 정보를 'tag' 값으로 저장하여 최종적인 계수 판단 부분에서 ROI 영역을 통과하는 물체의 수를 판단하는 정보로 이용하여 보다 정확한 계수를 하였다.

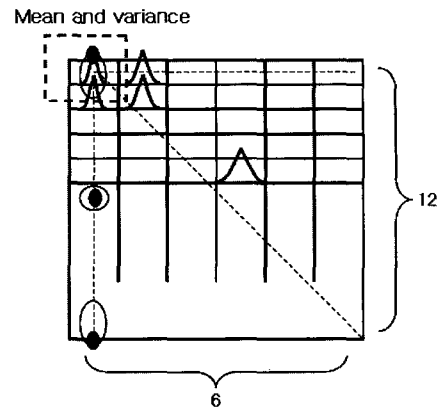


그림 4. 영상을  $6 \times 12$  나누고, 각 영역별 평균과 분산을 계산한다

Fig. 4. Divided  $6 \times 12$  blocks and calculation of mean and variance values.

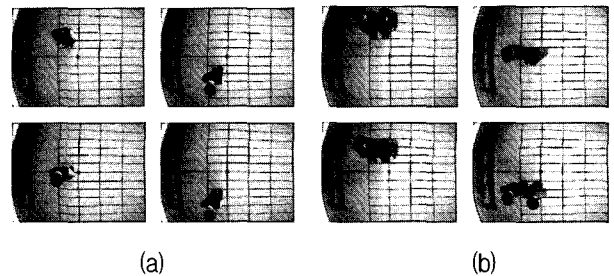


그림 5. (a) 한 사람을 학습하기 위한 영상, (b) 두 사람을 학습하기 위한 영상

Fig. 5. (a) Images for one-person training image, (b) Images for two-person training images.

7 계수 판단 규칙

추출된 물체를 추적하고, 계수하는 과정에는 추출되어진 물체 사이의 상호 관계 및 그 형태를 분석하는 것이 반드시 필요하다. ROI 영역에서 움직이는 물체는 상호간에 여러 가지 형태를 보이면서 움직인다. 예를 들어 사람들의 움직임을 보면 한적한 환경에서는 각각 독립적으로 움직이다가 복잡한 상황이 되면 사람 각각이 독립적으로 움직이지 못하고 서로 결합되거나 분리되는 상황을 반복해서 발생시킨다. 이러한 현상은 움직이는 물체를 추적하고 계수하는데 큰 어려움으로 작용한다. 다양하게 행동하는 물체를 효과적으로 추적하고 계수하기 위해서 물체의 컬러 정보를 이용하여 각각을 추적하고 계수 할 수 있으나 이렇게 되면 각 물체에 대한 정보를 가지고 물체들 사이의 상관관계를 분석해야 하므로 상당한 처리 시간이 걸리게 되고 실시간으로 처리하기 위한 시스템에는 부적합하게 된다.

따라서 본 논문에서는 물체 각각을 분리하여 관리하는 것이 아니라, 움직이는 물체의 특징을 분석하여 결

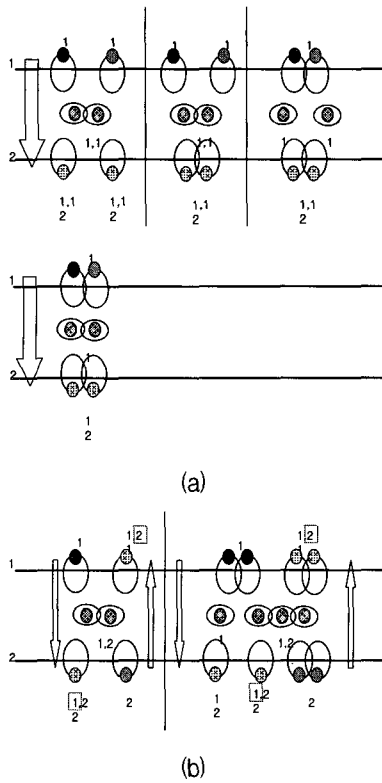


그림 6. (a) 단 방향으로 이동하는 경우,  
(b) 양 방향으로 이동하는 경우  
Fig. 6. (a) Co-directional rule, (b) Bi-directional rule.

합되거나 분리된 물체에 대하여 'tag' 정보를 주어 지속적으로 갱신하는 방법을 이용하였고, 각 물체는 ROI 영역으로 들어와서 나갈 때까지 그 정보를 유지하고 최종적 계수 판단 부분에서는 저장하고 있는 크기 정보와 함께 'tag' 정보를 이용하여 계수함으로써 추가적인 영상 처리 및 물체들 사이의 관계 분석 없이 빠르고 간단한 처리를 가능하게 하였다. 그림 6은 단 방향과 양 방향으로 물체가 이동할 경우 물체에 'tag' 정보를 어떻게 주고 또한 ROI 영역을 나갈 때 어떻게 'tag' 정보를 이용하여 계수 할 것인지에 대한 계략도이다.

많은 사람들이 이동하는 혼잡한 상황에서 각 사람들은 입구를 통과한 이후부터 서로 중첩과 분리를 반복하며 각 사람이 출구를 빠져나와 계수되기 전까지 각각의 영역에 대하여 'tag' 정보 할당 및 다수 또는 단일인 여부를 나타내는 영역 크기에 대한 할당이 이루어진다. 그림 6의 (a)의 경우는 다수의 사람들이 동일한 방향으로 이동하는 상황에서의 계수 방법을 나타낸다.

이 경우 다수의 사람들이 모두 동일한 입구와 출구를 통과하므로 동일한 'tag'를 갖게 된다. 따라서 이러한 상황에서는 각 영역이 출구를 벗어나는 시점에서 몇 명이 출구를 벗어났는가에 대한 정보인 크기정보만을 고려하

여 계수를 할 수 있다. 한편 그림 6의 (b)에서는 서로 다른 방향으로 이동하는 다수의 사람이 존재하는 상황에서의 계수 방법을 나타낸다. 이 경우 다수의 사람들이 분리 중첩할 때 중첩되기 전의 각 영역이 갖고 있던 'tag' 정보를 분리된 후의 영역들이 상속받게 된다. 따라서 각 영역이 출구를 벗어나는 시점에서 출구와 상반되는 'tag' 정보를 입구에 해당되는 'tag'로 이용하며 크기 정보에 해당되는 만큼의 사람 수를 계수하게 된다. 또한 출구를 벗어난 영역에 대한 중복 계수를 막기 위해서 영역의 계수 여부에 관한 정보를 갱신하는 방법을 이용 하였으며 출구 또는 입구 근처에서 발생하는 중첩 현상을 완화하기 위하여 입구 또는 출구와 멀리 떨어져 있으며 ROI에 포함되지 않은 영역은 제거함으로써 계수된 영역과 계수되지 않은 영역사이의 중첩을 완화시켰다.

### III. 실험

실험 환경은 천정에서 바닥까지의 높이가  $H$ 인 위치에 바닥면과 수직으로 카메라를 설치하고, 사람의 평균 신장은  $h$ 라 가정하고 실험하였다. 실제 실험 장소는 그림 7에서 보는 세 지역을 선택하였으며 각각의 환경은 외부의 빛, 조명의 변화 그리고 그림자의 영향이 큰 곳으로 선택하였고 바닥에서 카메라가 설치된 천정까지의 높이  $H$ 는 각각 3.1, 3.2, 3.3m인 장소로 정하였다.  $h$ 는 150~180cm로 가정하고 실험하였으며, 실험에서 사용한 카메라는 일반 컬러 CCD 카메라에 2.8mm 렌즈를 장착하여 실험하였다.

각각의 환경에서 20,000 frames의 영상을 이용하여 실험하였으며, 초기 50~200장은 순수한 배경영상으로

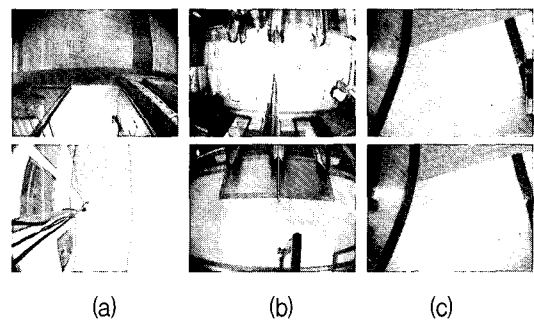


그림 7. 서로 다른 환경: (a) 복도, (b) 에스컬레이터, (c) 출입구  
Fig. 7. Examples of the different environments: (a) Corridor, (b) Escalator, (c) Entrance.

표 1. 각 환경에서 계수에 대한 에러율  
Table 1. Counting error rates obtained in each environment.

Environment	Entrance	Escalator	Corridor
ACE/TPP	5/135(3.7%)	2/128(1.5%)	0/78(0.000%)
	10/192(4.16%)	2/207(0.96%)	0/64(0.000%)
UCE/TPP	3/135(2.2%)	6/128(4.7%)	2/78(2.5%)
	8/192(5.21%)	6/207(2.89%)	2/64(3.125%)
TCE/TPP	8/135(5.9%)	8/128(6.2%)	2/78(2.5%)
	18/192(9.37%)	8/207(3.85%)	2/64(3.125%)

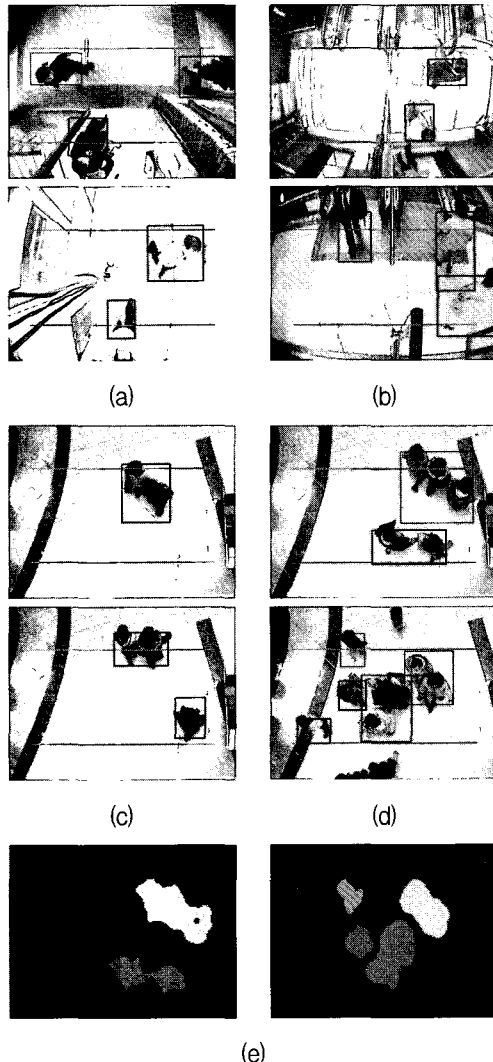


그림 8. 각각 다른 환경에서 결과 영상: (a) 복도, (b) 에스컬레이터, (c) 출입구, (d) 혼잡한 영상, (e) 혼잡한 영상에서 물체를 추출한 결과

Fig. 8. Results obtained from the different environments: (a) Corridor, (b) Escalator, (c) Entrance, (d) Crowd image, (e) Segment of crowd image.

본 논문에서는 초기 10장의 영상을 이용하여 참조 배경 영상을 만들어 실험하였다. 참조 배경영상을 만들기 위하여 MOG 방법을 이용하여 배경 영상을 만들었으며, MOG는 *k-means* 알고리즘을 이용하여 구현하였다. 표 1은 각각의 환경에서 계수 결과에 대한 에러율을 백분율로 나타낸 것이다.

여기서 ACE(add counting error)는 정확한 계수 값보다 계수가 추가된 경우이고, UCE(under counting error)는 정확한 계수 값보다 계수가 모자란 경우이고, TCE(total counting error)는 error의 총 합으로 ACE와 UCE를 합한 값이다. TPP(total passing people)는 ROI 영역을 통과한 총 인원을 표현한 것이다.

그림 8은 복도, 에스컬레이터, 출입문과 같이 조명, 그림자, 통행량 등이 다양하게 변화하는 환경에 대한 물체 추적 결과 및 혼잡한 상황에서 움직이는 물체를 추출한 결과 영상을 보여준다. 또한 실험환경에서 이동하는 사람의 평균수는 각각의 환경에 따라 다르지만 대략적으로 0.03~0.04(명/프레임)의 통행량을 보여주었고, 개발된 시스템에서 동시에 추적 가능한 인원은 최대 32명까지 가능하다.

#### IV. 결론

본 연구는 대형 상가의 출입구, 에스컬레이터 그리고 엘리베이터 등과 같이 다수의 사람이 동시에 출입하는 장소의 천정에 카메라를 설치하여 이동하는 사람을 계수하고 동선을 파악함으로써 출입자 감시, 건물의 관리 및 마케팅 자료로 이용 될 수 있는 시스템을 개발하였다.

본 연구에서는 기존의 연구에서 문제가 되었던 처리 속도 및 정확도 문제를 개선하기 위해 블록 기반 출입자 계수 시스템을 제안하였다. 영상을 6×12 블록으로 나누어 각 블록에 해당하는 사람의 크기를 미리 학습시킨 후에 테이블로 저장하여 통과하는 물체의 크기를 판단하는 방법을 제안하였다. 제안한 시스템은 사람 각각을 인식하여 추적하지 않고 단순하게 추출되어진 물체 덩어리를 추적함으로써 처리 속도를 향상시켰고, 블록 별로 계산되어진 크기 정보를 이용함으로써 계수의 정확도 또한 향상시켰다. P4 3.2 GHz PC를 사용하였으며 처리 속도는 초당 20~27 frames/sec를 보였으며, 계수(counting)의 정확도는 1명 혹은 2명이 이동하는 경우 100%, 3인 이상이 동시에 영상 내에서 움직이는 경우에도 약 90~94% 정확도를 보였다.

향후 추가적인 연구과제는 실제로 추출되어진 물체의 크기를 블록 별로 계산하는 과정에서 학습 데이터를 이용하는 방법이 아닌 사람에 대한 모델을 만들고 다양한 환경에 적용될 수 있는 수학 모델을 구성하여 사람의 크기를 계산함으로써 보다 편리하게 여러 환경에 적용할 수 있는 시스템을 구현하는 것이다.

**참 고 문 헌**

[1] Thou-Ho Chen, "An automatic bi-directional passing-people counting method based on color image processing", Security Technology, Proceedings. IEEE 37 th Annual 2003 International Carnahan Conference on 14-16 Oct. 2003 PP. 200 - 207, 2003.

[2] Kenji Terada and Jun'ichi Yamaguchi, "A System for Counting Passing People by Using the Color Camera", The Transactions of The Institute of Electrical Engineers of Japan.

[3] K. Terada, D. Yoshida, S. Oe and J. Yamaguchi, "A Method of Counting the Passing People by Using the Stereo Images", Image Processing, 1999. ICP 99. Proceedings. 1999 International Conference on Volume 2, 24-28, PP. 338 - 342, Oct. 1999.

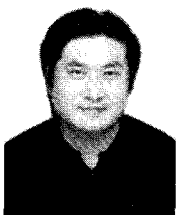
[4] Segen, J., "A camera-based system for tracking people in real time", Pattern Recognition, 1996., Proceedings of the 13th International Conference on Volume 3, 25-29, PP. 63 - 67, Aug. 1996.

[5] Rossi, M., Bozzoli, A., "Tracking and counting moving people", Image Processing, 1994. Proceedings. ICIP-94., IEEE International Conference Volume 3, 13-16, PP. 212 - 216, Nov. 1994.

[6] Qi Zang, Klette, R., "Robust background subtraction and maintenance", Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on Volume 2, 23-26, PP. 90 - 93, Aug. 2004.

[7] Hanzi Wang, Suter D., "A re-evaluation of mixture of Gaussian background modeling [video signal processing applications]", Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05). IEEE International Conference on Volume2, 18-23, PP. ii/1017 - ii/1020, March 2005.

**저 자 소 개**



**박 현 희**(정회원)  
 1996년 명지대학교 전자공학과 학사 졸업.  
 1998년 명지대학교 전자공학과 석사 졸업.  
 2006년 연세대학교 전기전자공학과 박사과정

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



**이 형 구**(학생회원)  
 2003년 연세대학교 전기전자공학과 학사 졸업  
 2005년 연세대학교 전기전자공학과 석사 졸업.  
 2006년 연세대학교 전기전자공학과 박사과정

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



**김 재 희**(정회원)  
 1979년 연세대학교 전자공학과 졸업.  
 1982년 Case Western Reserve University 전기공학 석사.  
 1984년 Case Western Reserve University 전기공학 박사.

2006년 연세대학교 전기전자공학부 교수  
 2006년 과학기술부 지정 생체인식 연구센터 소장  
 <주관심분야 : 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터 비전, 영상인식>