

---

# 기울기 히스토그램 및 폐색 탐지를 통한 다중 보행자 추적

정준용\* · 정병만\* · 이규원\*\*

## Multiple Pedestrians Tracking using Histogram of Oriented Gradient and Occlusion Detection

Joon-Yong Jeong\* · Byung-Man Jung\* · kyu-won Lee\*\*

### 요 약

본 논문에서는 지능형 감시 시스템에 부합하는 기울기 히스토그램 및 폐색 추적을 통한 다중보행자 추적 시스템을 제안한다. 먼저, 연속 영상에서 보행자의 특징을 이용하여 보행자를 검출한다. 보행자의 특징을 획득하기 위해 HOG(Histogram of Oriented Gradient)를 기반으로 기울기의 방향성을 이용한 블록별 히스토그램을 생성하고, Linear-SVM(Support Vector Machine)의 학습을 통해 보행자만을 분류한다. 다음으로 보행자의 위치정보를 이용하여 추적을 행한다. 마지막으로 추적이 끝날 경우 내용기반 검색이 가능한 움직임 궤적 디스크립터를 생성한다. 실험을 통해 제안한 방법이 기존 방법보다 빠르고 정확한 움직임 추적에 효과적임을 증명하였다.

### ABSTRACT

In this paper, multiple pedestrians tracking system using Histogram of Oriented Gradient and occlusion detection is proposed. The proposed system is applicable to Intelligent Surveillance System. First, we detect pedestrian in a image sequence using pedestrian's feature. To get pedestrian's feature, we make block-histogram using gradient's direction histogram based on HOG(Histogram of Oriented Gradient), after that a pedestrian region is classified by using Linear-SVM(Support Vector Machine) training. Next, moving objects are tracked by using position information of the classified pedestrians. And we create motion trajectory descriptor which is used for content based event retrieval. The experimental results show that the proposed method is more fast, accurate and effective than conventional methods.

### 키워드

보행자 추적, 기울기 방향성 히스토그램, 움직임 디스크립터, 다중 객체 추적

### Key words

Pedestrian Tracking, Histogram of Oriented Gradient, Motion Descriptor, Multiple Object Tracking

---

\* 준회원 : 대전대학교 정보통신공학과

\*\* 종신회원 : 대전대학교 정보통신공학과 (교신저자, kwlee@dju.ac.kr)

접수일자 : 2012. 01. 10

심사완료일자 : 2012. 02. 13

## I. 서 론

영상 감시 시스템은 국방 방위체제, 사회 안정망 구축, 교통 시스템 등 여러 분야에서 사용되고 있으며 감시, 감독만을 위한 시스템이 아닌 검출, 추적이 가능한 감시시스템으로 발전하고 있다. 기술의 급속한 발전에 따라 산업계의 공장 자동화, 빌딩 자동화 시스템 등에서 영상 감시시스템의 사용은 이미 일반화 되었다. 그 외에 일반 사회생활의 여러 분야 중 아파트 관리 시스템, 현금 인출기, 슈퍼마켓, 편의점, 교차로 등의 무인 경비 및 관리 시스템에서의 영상 감시 시스템의 사용도 빠른 속도로 확산되어 가고 있다. 현재 영상 감시시스템은 보안 시스템에서 제 3세대로 지칭되는 지능형 감시 시스템(Intelligent Surveillance System)이라는 새로운 패러다임으로 변화하고 있다[1]. 지능형 감시 시스템은 움직이는 물체의 검출, 분류, 인식, 추적 그리고 행동분석(Activity analysis)을 위한 강건함, 신속성, 신뢰성 있는 알고리즘을 요구한다.

일반적으로 보행자를 검출하기 위한 영상 획득 방법에는 한 대의 카메라를 이용한 단일 영상 획득 방법과 두 대 이상의 카메라를 이용한 스테레오 영상의 깊이차를 이용한 방법이 있다[2]. 또한 보행자를 한 번씩 검출하는 방법과 보행자가 두 명 이상 그룹으로 있을 때 검출하는 방법[3], 그리고 보행자의 외형 및 움직임 벡터로 검출하는 방법이 있다[4]. 하지만 단일 입력 영상을 이용하는 방법은 보행자의 움직임, 빛, 자세와 배경 등 다양한 외부 환경에 영향을 받는다[4][5]. 모션 기반(motion based) 방법은 모델의 움직임을 인식하여 검출하는 방법이다[6][7].

보행자 검출을 위한 특징 추출 방법은 Haar 웨이블릿 특징(Haar Wavelet Feature)기반 방법, HOG(Histogram of Oriented Gradient)방법[8], LRF(Local Receptive Field)등이 주로 연구 되고 있으며, 분류 방법으로는 SVM(Support Vector Machine), 신경망, AdaBoost(Adaptive Boosting)알고리즘이 많이 적용되고 있다[9]. Dalal 등[8]이 제안한 HOG 특징은 크기의 불균일, 영상 내 객체 간의 겹침, 조명의 불균일 등 왜곡이 심한 환경에서도 객체의 특징을 잘 표현한다. Normalized HOG는 HOG 특징의 방향별 히스토그램을 회전 시켜서 구하며, 이는 기존의 HOG 특징에 비하여 기울어짐이나 크기변화 등

의 왜곡에 대하여 보다 안정적으로 객체의 특징을 나타낼 수 있다. 이러한 장점의 HOG를 이용한 보행자 검출 방법은 좋은 성능을 검증받았지만, 낮은 처리율로 인해 고해상도 영상에서 실시간 보행자 추적에는 적합하지 않았다.

본 논문에서는 Dalal 등[8]이 제안한 HOG 특징을 기반으로 처리속도 향상을 위해 GPU 이행 방법[10]을 이용하여 보행자를 검출하고, 검출된 보행자를 추적할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 추적이 끝나고 나면 보행자의 움직임에 대한 디스크립터를 생성하여 검출, 추적 및 내용기반 검색이 가능한, 결과적으로 지능형 감시시스템에 부합하는 알고리즘을 설계 하였다. 이 시스템은 고정 형 카메라 환경에서 수집된 보행자의 특징 정보를 수집하여 학습을 통해 보행자만을 분류하고 추적하여 보행자들의 움직임 디스크립터를 생성하고 추적이 끝난 이후에도 내용기반 검색이 가능한 시스템을 제안하여 그 성능을 평가하였다. 본 논문의 2장에서는 제안한 알고리즘을 부분별로 상세히 기술하며, 3장에서는 실험 결과 및 제안한 알고리즘의 성능에 대한 고찰을, 그리고 4장에서는 제안한 알고리즘의 결론 및 향후의 보완 방안을 기술한다.

## II. 제안하는 시스템

본 논문에서 제안하는 시스템의 흐름도는 그림 1과 같다. 제안하는 시스템은 크게 3개의 처리부로 구성되어 있다.

첫 번째는 보행자 검출부로 HOG를 기반으로 기울기의 방향성을 이용한 블록별 히스토그램을 구현하고, 보행자의 전신 영역 사진으로부터 기울기의 방향성 히스토그램을 생성하여, Linear-SVM의 학습을 통해 보행자와 비보행자로 분류한다. 두 번째는 보행자의 추적부로 검출된 보행자의 바운딩 박스의 중심 좌표를 이전 프레임과 현재 프레임의 연관성을 바탕으로 하나의 객체로 인지하고 한 보행자당 하나의 리스트 구조를 생성하여 추적을 유지하게 한다.

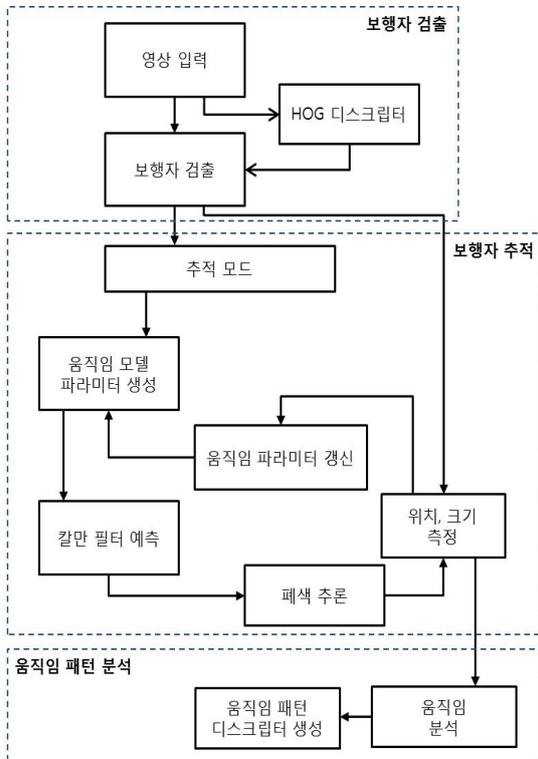


그림 1. 제안하는 시스템 흐름도  
Fig. 1 The flow chart of proposed system

그리고 칼만 필터를 적용하여 다중 객체 추적과 새로운 프레임에서 보행자의 위치를 예측하여 폐색 (Occlusion) 현상 시에도 보행자의 분리가 가능하도록 한다. 세 번째는 움직임 패턴 분석부로 보행자의 추적이 끝나게 되면 내용기반 이벤트 검색이 가능한 객체별 이동 궤적 디스크립터를 생성하여 추적 이후에도 객체의 검색이 가능하도록 한다.

### 2.1. 보행자 검출

영상 취득의 실제 환경에서는 불규칙한 조도 변화로 인해 추적 대상의 존재 여부에 대한 판단의 정확성을 저하시키는 여러 가지 상황이 존재한다. 이를테면, 실외 환경에서 나뭇잎의 흔들림, 강우, 실내 환경에서는 커튼의 흔들림, 조명의 떨림, 빛의 산란 등을 들 수 있다. 이러한 상황은 배경 영역에 움직임 에너지를 유발하므로 일반적인 검출 방법인 배경제거모델(Background Subtraction Model)로는 구별하기 힘들다. 본 논문에서

는 이러한 상황에 대처하고 보행자만을 추출하기 위하여 HOG(Histogram of Oriented Gradient)를 기반으로 객체의 특징을 추출하고 보행자만을 검출하는 알고리즘을 제안한다. HOG 특징벡터를 계산하기 위해서는 먼저 기울기 값을 계산하여야 한다. 기울기 값은 각 픽셀의 밝기 영상  $I(x, y)$ 로부터 x축과 y축의 변화에 대한 분포의 크기  $m$ 과  $I(x, y)$  변화에 대한 방향성을 나타내는  $\theta$ 를 다음의 식 1, 2, 3을 이용하여 각각 계산한다.

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (1)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)} \quad (2)$$

$$\begin{cases} f_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y) \\ f_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1) \end{cases} \quad (3)$$

계산된 변화에 대한 밝기 영상분포의 크기  $m$ 과 변화의 방향성  $\theta$ 를 이용하여  $8 \times 8$  픽셀 크기를 하나의 셀로 하였으며, 이 셀 내부의 밝기의 변화에 대해 방향성 히스토그램을 작성한다. 방향성분은  $0 \sim 360^\circ$ 로 나타내지만,  $0 \sim 180^\circ$ 를 기준으로 나타내었다.  $20^\circ$ 씩 분할하여 9개의 방향성에 대한 히스토그램을 작성한다. 하나의 셀은  $8 \times 8$  픽셀로 구성되어 있으며,  $3 \times 3$  셀 크기를 하나의 블록으로 설정한다. 정규화 과정 이후 블록의 이동은 오른쪽과 아래로 1셀씩 움직이는 것을 기준으로  $64 \times 128$  픽셀 영상일 경우 횡 방향으로 6블록, 종 방향으로 14블록이 생성된다. 전체  $84 \text{블록} \times 81 \text{차원}$ 이 되므로 총 6804차원의 HOG 특징벡터가 얻어진다. 이렇게 얻어진 특징벡터 집합은 Linear SVM을 이용하여 보행자와 비보행자로 나누어 학습을 시킨다. 학습된 데이터를 이용하여 입력 영상으로부터 보행자를 검출한다.

보행자 검출 이후 연속적인 영상에서 보행자를 계속하여 추적하기 위해서는 이전프레임과 현재 프레임에서 추적하고 있는 보행자가 이전프레임과 같은 보행자임을 식별할 수 있어야 한다. 이를 위해 본 논문에서는 보행자를 각각 분류하는 방법을 제시한다. 시간  $k$ 에서 움직이는 보행자  $N$ 이 있을 때,  $TO_p^k (p=1, \dots, N)$ 에 의해 모든 보행자를 나타낸다. 각각 보행자의 중심좌표, 바운딩 박스의 크기, 이동 속도 등 같은 특징 세트를 한 보행자마다 각각 가지고 있으며 이를 리스트 구조로 매 프레임

입마다 갱신을 하여 보행자의 추적을 유지하게 한다. 이러한 패턴을 분류하기 위하여 그림2의 흐름도 방식으로 규칙을 설정하였다. 제안된 규칙은 영상 내에서 보행자의 움직임에 따라서 보호마스크를 가능하게하거나 불가능하게 한다. 일시적인 혼잡, 겹침 현상 등이 나타났을 때에도 이러한 보행자별 리스트를 통해 새로운 객체로 오인하는 것을 방지할 수 있다. 제안된 규칙은 보행자 영역의 보호 마스크를 발생시키고 움직이는 보행자의 예측을 보존시킨다.

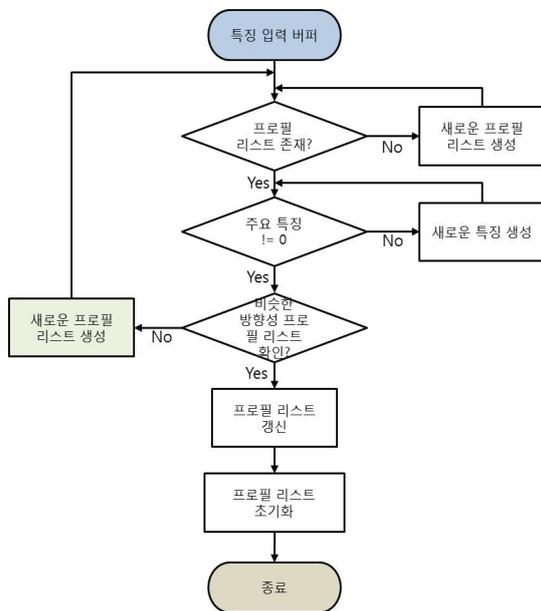


그림 2. 보행자 궤적 리스트 생성 규칙  
Fig. 2 The rule of pedestrian trajectory list

### 2.2. 다중 보행자 추적

보행자 검출이후 리스트 구조를 생성함으로써 보행자의 궤적을 확인 할 수 있다. 그리고 움직이는 보행자의 관찰된 중심 좌표로부터 다음 중심 좌표를 예측함으로써 효과적인 보행자의 움직임을 추적할 수 있다. 본 논문에서는 칼만 필터(Kalman Filter)[11]를 이용하여 토큰(Token)방식에 기초한 추적 알고리즘을 디자인하였다. 다중 물체 추적을 위해서는 데이터의 연계가 필요하다. 관측된 보행자의 결정은 이전 관측과 연계되어 있기 때문이다.

데이터 연계 문제는 근접 예측 접근에 의해 풀릴 수 있다. 여기서 예측 범위 안에서 근접 보행자를 각각의 트랙과 연계 시킨다. 그러나 폐색 상황에서 근접 예측은 데이터 연계를 위해 충분하지 않다.

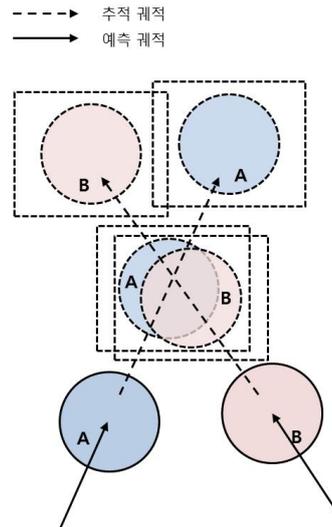


그림 3. 폐색 추론 알고리즘  
Fig. 3 The occlusion reasoning algorithm

폐색 문제를 풀기 위하여 폐색 탐지 및 추론 알고리즘을 접근에 사용하였다. 이는 폐색을 예측하고 근접 연계 규칙을 이용하여 예측한다. 그림 3에서 보는 것과 같이 일단 객체 A와 객체 B의 폐색이 예측 되면, 예측된 범위 안에서 이전의 파라미터와 측정된 정보를 이용하여 예측을 시행한다. 그리고 병합된 객체가 나뉘지면, 상응하는 객체를 근접 규칙을 이용하여 추적을 할 수 있다. 그러나 예측 에러가 폐색 동안 축적된다면 예측 에러를 일으킬 수도 있다. 본 논문에서 이러한 문제를 해결하기 위해 새로운 방법을 제시한다. 먼저 폐색의 두 가지 유형을 정의하고, 움직임 궤적에 각각의 노드는 식 4로 정의한다.

$$TO_n^p (p = 1, \dots, N) = f(M, C, R, V) \quad (4)$$

k의 시간동안, N은 움직이는 객체의 수이고,  $f(\cdot)$ 은 shape mask M을 포함하는 특징세트, C는 중심좌표, R은

바운딩 박스의 크기,  $V$ 는 속도이다. 병합된 물체가 나누어질 때 폐색 타입이 유형 1인지, 2인지를 체크할 수 있다. 만일 두 개의 객체가 하나의 객체로 병합하게 되면 폐색 타입은 유형 1의 폐색이다. 특징매칭(**Feature Matching**) 알고리즘은 폐색 현상 전후의 객체 사이에서 상응하는 객체를 판단할 수 있다. 유형 1의 경우 다음의 과정을 따른다.

첫 번째, 추적 알고리즘은 측정된 객체의 바운딩 박스를 이용하여 두 개 또는 다중 객체의 충돌을 예측한다. 두 번째, 객체 **A**와 객체 **B**의 충돌이 감지되면, 폐색 현상으로 인한 새로운 객체 **C**의 궤적을 생성한다. 세 번째, 폐색 현상이 끝날 때까지 객체 **C**를 추적하고 객체 **A**와 **B**는 폐색 현상 이전의 파라미터를 이용해 궤적을 예측한다. 네 번째, 폐색 이후 객체가 분리 되었을 때, 이전에 칼만 필터를 이용하여 예측된 범위 안에서 유클리디언(**Euclidean**) 거리를 이용하여 최소 특징 거리를 가지고 있는 물체의 쌍을 선택하여 각각의 객체를 유지시킨다.

유형 2의 경우에는 다음의 과정을 따른다.

첫 번째, 병합되어 있던 객체 **A**가 객체 **A**와 **B**로 나뉜다면, 분리된 객체 **A**와 **B**에 의한 두 개의 움직임 궤적이 생성된다. 두 번째, 분리되기 전 특징과 가장 상응하는 객체를 계속해서 객체 **A**로 추적을 하고, 분리된 객체 **B**는 새로운 객체로 판단하여 새로운 객체 리스트를 할당하고 궤적을 생성한다.

이러한 두 가지 유형을 이용하여 보행자가 이동하는 동안에 폐색 현상이 일어날 경우에도 객체를 계속해서 식별가능하게 할 수 있다.

### 2.3. 움직임 궤적 디스크립터

일반적으로 감시 시스템에서 얻을 수 있는 정보 중 가장 중요한 정보는 움직이는 객체에 관한 정보이다. 효율적인 추출과 감시 비디오 검색, 감시 비디오의 색인은 객체기반 방식을 필요로 한다. 본 논문에서는 이러한 정보를 제공하기 위하여 감시 시스템에서 보행자의 추적이 끝나고 나면 추적이 끝난 보행자별 디스크립터(**Descriptor**)를 생성한다. 제안하는 디스크립터의 구조는 표 1과 같다.

표 1. 움직임 궤적 디스크립터  
Table. 1 The motion trajectory descriptor

Components	Value	Data Type
<i>TO_ID</i>	Tracking Object's ID	Int
<i>Birth_Time</i>	Frame number	Int
<i>Death_Time</i>	Frame number	Int
<i>Birth_Position</i>	(x, y)	Point
<i>Death_Position</i>	(x, y)	Point
<i>Stay</i>	yes or no	bool
<i>Stay_Position</i>	(x, y)	Point

*TO\_ID*는 추적한 객체의 개별 ID를 나타내며, *Birth\_Time*은 객체가 나타난 시간을 비디오의 프레임 넘버로 나타내었으며, *Death\_time*은 객체가 사라진 시간을 프레임 넘버로 나타내었다. 그리고 *Birth\_Position*은 객체가 나타난 시간의 중심좌표, *Death\_Position*은 객체가 사라졌을 때의 중심좌표를 나타낸다. *Stay*는 객체가 이동하는 도중 한 곳에 머물렀을 경우에 **yes**로 상태를 나타내고, 그렇지 않을 경우 **no**로 상태를 표시한다. *Stay\_Position*은 *Stay* 색인에서 **yes**일 경우에 객체의 중심좌표를 출력한다.

## III. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서 실험에 사용된 컴퓨터 환경은 인텔 쿼드 코어 i5-2500 CPU와 4096MB RAM이며, 사용된 그래픽 카드는 NVIDIA Geforce GTX 560이다.

실험은 고정 카메라 환경에서 이동하는 다중 보행자를 포함하는 표2의 영상들을 이용하였으며, 자체적으로 촬영한 영상 외에 성능평가를 위한 표준 데이터 세트인 i-Lids AVSS 2007 데이터를 사용하였다. 행자 검출을 위해 사용한 데이터 세트는 MIT 데이터 세트 924개, INRIA 데이터 세트 1,132개, 자체적으로 생성한 보행자 영상 200개를 사용하였다. 그리고 보행자가 포함되지 않은 비보행자 사진 1,200개를 사용하였다.

표 2. 실험 영상 데이터 세트  
Table. 2 Data set of experiment sequences

Date set	Size	Frame rate	Total frame	비고
Street-A	1280x780	25	2,808	주간
Street-B	1280x780	25	2,920	주간
i-Lids AVSS 2007 (AB easy)	720x576	25	62,625	실내

보영상의 크기는 64x128(pixel)이다. 수집된 보행자와 비보행자의 영상으로부터 HOG 특징 벡터를 추출하고, 추출된 데이터들은 lib-SVM을 이용하여 보행자와 비보행자를 학습 및 분류하였다. 사용된 SVM의 커널은 Linear이며 타입은 C-SVC이다. 보행자 전체 2,256개 중 학습에 사용된 영상은 600개이며, 비보행자 1,200개 중 학습에 사용된 영상은 600개이다.

자체적으로 촬영한 영상은 실제 감시 카메라가 보행자보다 높은 위치에서 촬영한다는 것에 착안하여 같은 환경을 유지하기 위해 보행자보다 높은 위치에서 실외 환경을 촬영하였으며, 고해상도로 촬영하였다. 그리고 성능 평가를 위해 기존의 객체 추적 방법 중 유사한 방법을 이용한 Breitenstein 등[12]과 Stalder 등[13]이 제안한 알고리즘과 성능을 비교하였다.

성능 평가 방법은 CLEAR 매트릭스[14]와 Precision, Recall을 사용한다.

성능 평가 매트릭스는 MOTP (Multiple Object Tracking Precision), MOTA(Multiple Object Tracking Accuracy), Precision, Recall 매트릭스로 구성되어 있다. MOTP는 실제 객체의 이동 궤적과 제안하는 방법의 예측 궤적의 오차를 측정하여 정확성을 분석하는 매트릭스이며, MOTA는 객체를 놓친 비율, 오 검출 비율, 검출 불일치의 3가지 에러를 합산하여 제안하는 방법의 정확도를 분석하는 매트릭스이다. 실험에서 MOTP 매트릭스의 최대거리는 5cm로 설정하였다.

자체적으로 촬영한 Street-A 영상과 Street-B 영상에서 4가지 매트릭스를 이용하여 성능을 분석한 결과는 표 3과 같으며, 결과 영상은 그림 4와 같다. 그리고 제안하는 시스템의 보다 질적인 성능 분석을 위하여 표준데이터 세트 i-Lids AB easy 영상을 이용하여 성능을 분석하였으며, 분석한 결과는 표 4와 같으며, 결과 영상은 그림 5와 같다. i-Lids AB easy 영상의 Ground truth는 9,718 레이블이다.

표 3. Street-A와 Street-B 영상에서의 추적 성능 분석  
Table. 3 The tracking performance analysis of Street-A and Street-B sequence

Video data	MOTP	MOTA	Prec	Rec
Street-A	80.3%	78.3%	81.5%	76.2%
Street-B	78.2%	61.0%	82.4%	72.3%



(a)



(b)

그림 4. 실험 결과 영상 (Street-A, Street-B)  
Fig. 4 Experimental result sequences (Street-A, Street-B)



그림 5. 실험 결과 영상 (i-Lids AB easy)  
Fig. 5 Experimental result sequences(i-Lids AB easy)

그림 4를 통해 본 논문에서 제안한 폐색 탐지 및 추론 알고리즘이 보행자의 폐색 현상이후에도 보행자를 정확히 식별하고 있음을 확인할 수 있다. 그림 4의 (a)는 3.2절에서 제안한 유형 1의 결과이며, 그림 4의 (b)는 유형 2의 결과이다. 그리고 표4를 통해 i-Lids AB easy 영상에서 제안하는 시스템이 MOTP와 MOTA는 기존의 방법보다 좋은 결과가 나왔음을 확인할 수 있었다.

표 4. i-Lids AB easy 영상의 추적 성능 분석  
Table. 4 The tracking performance analysis of i-Lids AB easy sequence

Method	MOTP	MOTA	Prec	Rec
Proposed system	75.5%	80.1%	83.1%	80.6%
Breitenstein et al.[12]	67.0%	78.1%	-	83.6%
Stalder et al.[13]	-	-	89.4%	53.3%

이는 제안하는 시스템이 기존의 방법보다 추적 정확성과 정확도가 높다는 것을 의미한다. 하지만 Precision과 Recall의 경우 기존의 방법보다는 좋은 결과를 나타내지 못하였다. 이는 보행자 검출을 위해 HOG 특징만을 이용하였기 때문에 기존의 방법보다 동체의 검출 성능이 낮다는 것을 의미한다. 그러나 제안하는 시스템은 일반적으로 영상을 취득하는 카메라의 위치가 보행자보다 높은 곳에 위치한다는 것에 착안하여 시스템을 구축하였기 때문에 실험에 사용한 i-Lids AB easy 영상은 제안하는 시스템에 적합하지 않을 수 있다.

그림 6은 입력 영상의 크기(size)에 따른 제안하는 시스템의 프레임률(frame rate)을 확인한 결과이다.

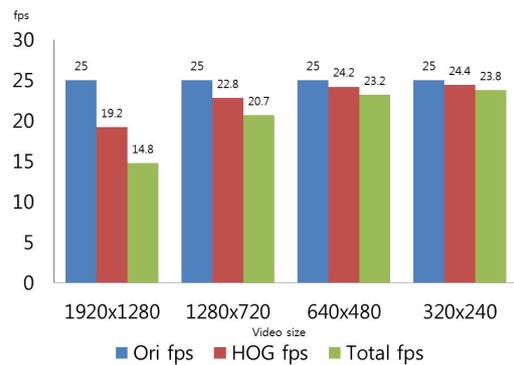


그림 6. 해상도별 프레임률  
Fig. 6 frame rate of video sequences

해상도 1920x1280(pixel)영상에서는 전체 프레임 속도가 14.8(fps)가 나왔지만, 현재 시중에서 주로 사용되고 있는 카메라들의 평균적인 해상도 1280x720(pixel)영상에서는 20.7(fps)가 나왔다. 그 외 해상도가 낮은 영상에서도 평균 프레임 속도와 비슷한 수치가 나왔다. 이는 제안하는 시스템이 실시간에 가깝게 처리 할 수 있음을 의미한다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 연속 영상에서 움직이는 보행자를 검출, 추적하고 행동패턴을 분석할 수 있는 지능적이고 시각적인 감시 시스템을 제안하였다. 제안하는 방법은 HOG 특징 벡터의 SVM 학습을 통해 보행자를 검출하고, 각각 보행자의 움직임 특징 정보를 이용하여 연속적인 프레임에서 보행자를 식별 가능하게 하였다. 그리고 칼만 필터를 이용하여 이동궤적의 갑작스러운 변화를

가져올 수 있는 동작 특성을 가지는 동체의 이동벡터를 예측함으로써 계산 량의 감소와 정확성을 기하였으며, 제안한 폐색 검출 및 추론 알고리즘을 이용하여 보행자의 폐색 현상 이후에도 보행자를 정확히 식별할 수 있도록 하였다. 보행자의 추적 이후 보행자별 움직임 디스크립터(Descriptor)를 생성하여 추적 이후에도 내용기반 쿼리(Query)를 이용하여 추적 정보를 검색할 수 있도록 효율성을 기하였다.

실험을 통하여 다중객체추적의 정확성과 정확도 측면에서 강건함을 증명하였으며, HOG 특징을 이용한 보행자 검출의 가능성을 확인 하였다. 그리고 기존의 유사한 방법의 실험결과와 비교를 통해 제안한 방법이 기존의 방법들 보다 일부 성능을 개선시켰음을 확인 하였다.

제안한 알고리즘은 보행자 전신 영역 특징의 학습에 의한 특징정보를 이용해 보행자를 검출한다. 만일 이동하는 보행자 전신 영역의 일부 영역이 유실될 경우 검출이 불가능하므로 결과적으로 추적이 불가능하다. 이러한 한계는 기존의 연구들에서 사용되었던 움직임 기반 방법을 병합 이용함으로써 보완할 수 있다고 본다.

향후, 본 알고리즘을 보행자의 명확한 식별을 위하여 보행자의 전신 영역 학습이 아닌 신체의 일부분을 각각 나누어 학습하여 보행자 특징 정보의 유실에도 보행자를 검출할 수 있도록 보완이 요구된다. 본 알고리즘은 지능형 감시 시스템에 부합되도록 설계하였기 때문에 감시 시스템, 백화점, 대형 마켓 등이나 보행자의 동선 분석을 필요로 하는 시스템에 적용이 기대된다.

### 참고문헌

- [ 1 ] M. Valera and S. A. Velastin, Intelligent distributed surveillance systems: a review, Proc. Of Vision '05, Image and Signal Processing, Vol. 152, pp. 192-204, 2005.
- [ 2 ] Markus Enzweiler and M. Gavrila, Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 31, No. 12, December 2009.
- [ 3 ] Lim, J. S. and Kim, K. H. Multiple Pedestrians Detection and Tracking using Color Information from Moving Camera, Journal of KIPS : Korea Information and Applications B, Vol. 11-B, No.3, pp.317-326, 2004.
- [ 4 ] A. Broggi, M. Bertozzi and A. Fascioli, Shape based Pedestrian Detection, Procs. of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium 2000, pp.215-220, 2000.
- [ 5 ] M. Mählisch, M. Oberländer, O. Löhlein, D. Gavrila and W. Ritter, A multiple detector approach to low-resolution for pedestrian recognition, Procs. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005, pp.23-28, 2005.
- [ 6 ] D. M. Gavrila, Pedestrian Detection from a Moving Vehicle, Procs. of European Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 37-49, 2000.
- [ 7 ] C. Curio, J. Edelbrunner, T. Kalinke, C. Tzomakas and Werner von Seelen, Walking Pedestrian Recognition, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, No. 3, pp.155-163, 2000.
- [ 8 ] N. Dalal and B. Triggs, Histogram of Oriented Gradient for Human Detection, In CVPR, Vol.2, pp. 1515-1522, September 2009.
- [ 9 ] C. Papageorgius and T. Poggio, A Trainable system for object detection, International Conference on Computer, Vol. 38, No.1 pp. 15-33, 2000.
- [ 10 ] V. Prisacariu and I. Reid, fastHOG - a real-time GPU implementation of HOG, Technical Report 2310/09, University of Oxford, 2009.
- [ 11 ] M. Bertozzi, A. Broggi, A. Fascioli, A. Tibaldi, R. Chapius and F. Cahusse, Pedestrian localization and tracking system with Kalman filtering, IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2004, pp. 584-589, June 2004.
- [ 12 ] M. Breitenstein, F. Reichlin, B. Leibe, E. Koller-Meier and L. Van Gool, Robust tracking-by-detection using a detector confidence particle filter, In ICCV, pp. 1515-1522, September, 2009.
- [ 13 ] S. Stalder, H. Grabner and L. J. V. Gool, Cascaded confidence filtering for improved tracking-by-detection, In ECCV (1), vol. 6311 of LNCS, pp. 605-619, Springer, 2010.

- [14] K. Bernardin and R. Stiefelhagen, Evaluating multiple object tracking performance: the CLEAR MOT metrics, IN EURASIP JIVP, 2008.

### 저자소개



**정준용(Joon-Yong Jeong)**

2010년 대전대학교  
정보통신공학과 졸업(학사)  
2010년 3월 ~ 현재 대전대학교  
정보통신공학과 석사과정

※ 관심분야: 영상처리, Robot Vision, ITS(Intelligent Transportation Systems)



**정병만(Byung-Man Jung)**

2011년 대전대학교  
정보통신공학과 졸업(학사)  
2011년 3월 ~ 현재 대전대학교  
정보통신공학과 석사과정

※ 관심분야: 영상처리, Robot Vision, 행동패턴



**이규원(Kyu-Won Lee)**

1986년 연세대학교  
전자공학과 졸업(학사)  
1988년 연세대학교 대학원  
전자공학과(공학석사)

1998년 연세대학교 대학원 전자공학과(공학박사)  
1988년2월 - 1989년8월 (주)LG산전연구소 연구원  
1989년9월 - 2000년2월 한국전자통신연구원  
선임연구원  
2003년7월 - 2004년7월 Univ. of Massachusetts  
방문연구원

2000년 - 현재 대전대학교 정보통신공학과 교수

※ 관심분야: 영상처리, Motion Analysis, Visual Surveillance, Robot Vision, ITS