

# 감시 영상에서 군중의 탈출 행동 검출

박준욱\*, 곽수영<sup>o</sup>

## Detection of Crowd Escape Behavior in Surveillance Video

Junwook Park\*, Sooyeong Kwak<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문에서는 감시 카메라 환경에서 발생할 수 있는 군중의 비정상 행동 검출 방법을 제안한다. 군중들의 비정상 행동을 산발적으로 퍼지면서 뛰는 행동, 한쪽 방향으로 갑자기 뛰는 행동 두 가지로 정의하였다. 이를 검출하기 위하여 영상에서 움직임 벡터를 추출하여 군중의 비정상 행동 검출에 적합한 서술자 MHOF(Multi-scale Histogram of Optical Flow)와 DCHOF(Directional Change Histogram of Optical Flow) 제안하였으며, 이를 이진 분류기인 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 검출하였다. 제안한 방법은 공개 데이터셋인 UMN 데이터와 PETS 2009 데이터를 이용하여 성능을 평가하였고 다른 방법론과의 비교를 통해 제안하는 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

**Key Words** : Abnormal behavior, escape behavior detection, intelligent surveillance system

### ABSTRACT

This paper presents abnormal behavior detection in crowd within surveillance video. We have defined below two cases as a abnormal behavior; first as a sporadically spread phenomenon and second as a sudden running in same direction. In order to detect these two abnormal behaviors, we first extract the motion vector and propose a new descriptor which is combined MHOF(Multi-scale Histogram of Optical Flow) and DCHOF(Directional Change Histogram of Optical Flow). Also, binary classifier SVM(Support Vector Machine) is used for detection. The accuracy of the proposed algorithm is evaluated by both UMN and PETS 2009 dataset and comparisons with the state-of-the-art method validate the advantages of our algorithm.

### I. 서 론

2001년 9.11 테러 이후 사회적으로 테러나 범죄의 위험성이 증가되면서 적은 수의 사람으로 여러 곳을 동시에 감시할 수 있는 감시 시스템에 대한 중요성 및 수요가 증가하였다. 전통적인 감시 시스템은 사람의 눈을 대신하여 단순하게 영상을 기록하는 기능만 제공하고 있다. 또한, 현재 사용되고 있는 대부분의 감시 시스템은 특이한 상황이 발생 되었는지를 감시하

기 위해 관리자가 24시간 모니터링 하거나 녹화된 비디오를 일일이 눈으로 확인해야 하는 등 인력 낭비가 심하고 유지비용이 많이 드는 단점이 존재한다. 이에 따라 현대에는 위와 같이 비효율적인 감시 시스템을 영상 분석을 통해 자동화 하는 시스템이 요구되고 있다.<sup>[1]</sup> 기존의 지능형 감시 시스템에서는 움직이는 객체에 대한 행동 분석을 위해 객체 검출 및 추적 기술을 사용하고 있으나 실생활의 복잡한 환경에서는 다수의 사람이 존재하여 추적이 불가능하거나, 가려짐

\* First Author : Hanbat National University Dept. of Control and Instrumentation Engineering, jwpark@hanbat.ac.kr, 학생회원

<sup>o</sup> Corresponding Author : Hanbat National University Dept. of Electronics and Control Engineering, sykwak@hanbat.ac.kr, 정회원  
논문번호 : KICS2014-05-213, Received May 31, 2014; Revised July 24, 2014; Accepted July 24, 2014

및 조명 변화에 따라 오검출이 많이 발생하는 한계점이 존재한다. 이에 따라 실생활에서 비정상 행동 검출에 관련된 연구가 활발히 진행 중이다.<sup>[2-4]</sup>

군중의 비정상 행동 검출 관련 연구는 추적 기반의 방법과 특징 기반의 방법으로 나누어 볼 수 있다. 객체 추적 기반의 방법은 사람을 검출 및 추적 후, 추적된 사람으로부터 움직임의 궤적, 움직임 방향 및 크기 등의 정보를 추출하여 비정상 행동을 검출하는 방법이다. 이러한 추적 기반의 방법은 다수의 사람의 추적이 잘 되는 경우 비정상 행동 검출 성능이 높을 수 있지만, 가려짐, 그림자 등의 다양한 환경 요인으로 인해 다수의 사람의 추적이 실패하는 경우가 많이 발생하기 때문에 행동 인식의 오류가 자주 발생할 수 있다. 따라서 최근에는 추적이 어려운 환경의 경우 특징 기반의 방법을 이용하여 분석하는 경향이 높다. 특징 기반의 방법은 개개인의 사람을 추적하지 않고 영상 전체에서의 움직임 정보를 추출하고, 이를 이용하여 새로운 서술자를 정의 및 학습하는 방법이다. 이와 관련된 연구로 Mehran<sup>[5]</sup>은 광류 흐름을 사용하여 영상 전체에서 움직임 정보를 측정하고, 군중들 사이에서 발생할 수 있는 상호작용에 대한 힘을 social force라는 에너지로 정의하였다. Social force를 이용하여  $n \times n \times t$ 의 비주얼 워드(visual word)로 구성하고 LDA(Latent Dirichlet Allocation)알고리즘으로 모델링하여 비정상 집단행동을 탐지하는 시스템을 제안하였다. Shi<sup>[6]</sup>는 움직임 벡터와 위상 상관도(phase correlation)를 결합하여 움직임 정보를 측정하고, 확률 모델인 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용한

모델링을 통해 실시간으로 비정상 상황을 탐지하는 시스템을 제안하였다. Wu<sup>[7]</sup>는 움직임이 발생한 영역에서 특징정보들을 추출하고 이를 통해 확률 모델인 베이지안 모델(bayesian model)의 파라메타 추정을 통해 비정상 행동을 검출하도록 제안하였다. 위의 LDA, GMM, 베이지안 등의 모델링을 기반으로 한 기법은 정상 데이터에 대한 모델을 생성하고 이 모델과 유사하지 않은 경우 대부분 비정상으로 판단하도록 되어있다. 이러한 방법은 정상 데이터에 대한 모델에 민감하게 반응하는 단점이 있다. 이와 다르게 분류 학습기를 통한 방법을 사용한 Pathan<sup>[8]</sup>은 사회과학 분야에서 시작한 사회 엔트로피 이론(social entropy theory)을 토대로 집단행동을 정의하였으며, 이진 클래스 분류기인 SVM을 사용하여 집단행동내의 비정상 상황을 탐지하는 시스템을 제안하였다.

본 논문에서는 군중의 비정상 행동 검출을 위해 군중들이 산발적으로 퍼지는 현상 및 군중들이 갑자기 뛰어가는 행동을 비정상 행동이라고 정의를 내렸다. 그리고 영상의 각 프레임에서 움직임 벡터추출을 통해 MHOF(Multi-scale Histogram of Optical Flow)와 DCHOF(Directional Change Histogram of Optical Flow) 서술자를 생성하여 특징 벡터로 사용한다. 추출된 특징 벡터는 대표적인 이진 분류기인 LibSVM(A Library of Support Vector Machine)<sup>[9]</sup>을 이용하여 정상과 비정상 클래스의 결정 경계면을 결정한다. 제안하는 방법은 공개 데이터셋인 UMN (University of Minnesota)<sup>[10]</sup> 데이터, PETS 2009<sup>[11]</sup> 데이터를 대상으로 군중의 비정상 행동 검출 성능을

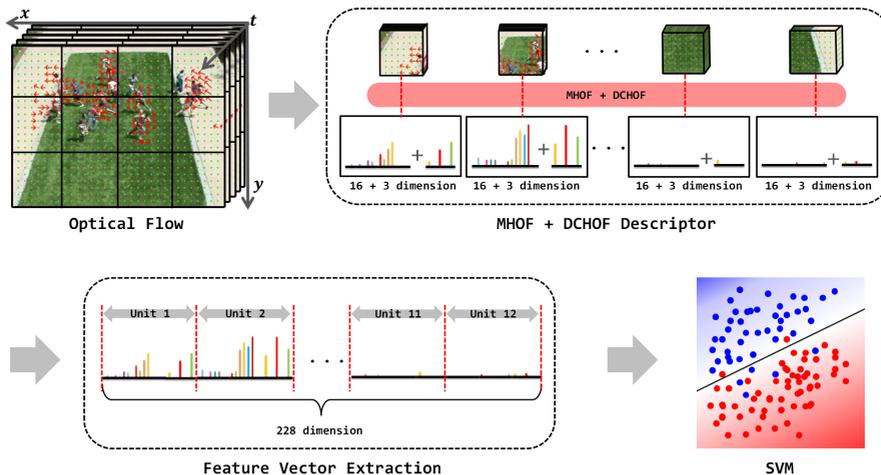


그림 1. 제안하는 방법의 흐름 구성도  
Fig. 1. Flow chart of the proposed method.

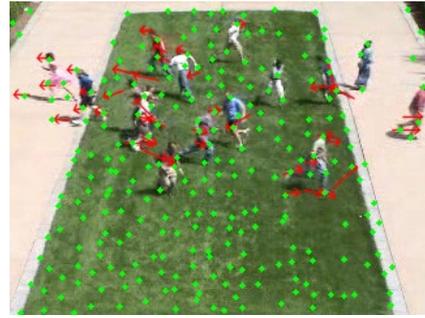
검증하였다. 본 논문에서 제안하는 군중의 비정상 행동 검출 방법의 흐름도는 그림 1과 같다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 영상에서 광류 흐름을 추출하는 방법에 대해 설명하고, 3장에서는 추출된 광류 흐름의 정보를 이용하여 MHOF와 DCHOF 서술자 생성 방법을 소개한다. 4장에서는 제안하는 방법을 UMN, PETS 2009 데이터에 적용하여 군중의 비정상 행동 검출 결과를 나타내었고, 5장에서는 제안하는 방법에 대한 성능을 평가하였다. 마지막으로 6장에서는 결론 및 향후 연구에 대하여 기술하였다.

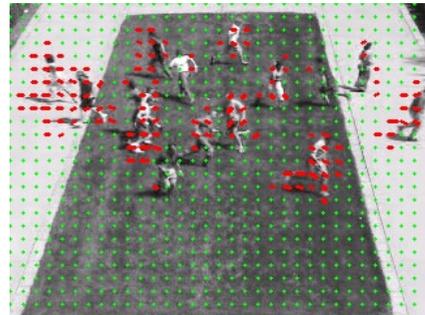
## II. 움직임 정보 추출

본 논문에서 제안한 군중들의 비정상 행동의 경우 객체의 개별 추적이 어려운 환경이므로 영상의 전역에서 움직임 정보를 추출하고 이를 이용한 새로운 서술자를 개발하여 군중들의 비정상 행동을 검출한다. 제안하는 방법은 움직임 정보 추출을 위해 영상에서 optical flow 알고리즘을 사용하였다. optical flow는 연속하는 두 프레임 간 차이를 통해 움직임을 추정하는 방법 중 하나로써 명도를 서서히 변화시켜 영상에서 발생하는 움직임의 방향과 속도를 벡터로 나타내는 방식이다. optical flow 알고리즘은 움직임을 추출하는 밀집도에 따라 sparse optical flow와 dense optical flow로 구분할 수 있다. Sparse optical flow는 영상에서 주요 특징점을 추출한 뒤, 추출된 특징점에 대해서 움직임을 추출하는 방법으로 대표적인 알고리즘으로는 Lucas Kanade 알고리즘이 이에 해당된다. Dense optical flow는 영상의 모든 픽셀에 대해 움직임을 추출하는 방법으로 대표적인 알고리즘으로는 Gunner Farneback<sup>[12]</sup> 알고리즘이 이에 해당된다.

본 논문에서 optical flow 알고리즘을 적용하기 위해 두 가지 알고리즘을 비교해 보았다. Lucas Kanade 알고리즘의 경우 연산속도는 Gunner Farneback 알고리즘에 비해 빠르지만 색상이 동일한 영역에서 움직임 벡터의 오류가 많이 발생하는 하는 반면 Gunner Farneback 알고리즘의 경우 속도는 느리지만 정확도가 높은 것을 알 수 있었다. Lucas Kanade와 Gunner Farneback 알고리즘의 실험 결과 영상은 그림 2에 나타내었다. 그림 2의 녹색 점은 영상 내에서 특징점의 위치이며, 빨간색 화살표는 움직임 벡터의 크기와 방향을 나타내었다. 본 논문에서는 영상을 10×10 크기의 블록 단위로 Gunner Farneback 알고리즘을 이용하여 블록의 첫 번째 픽셀의 움직임 크기와 방향을 추



(a)



(b)

그림 2. 움직임 벡터 추출 결과 (a) Lucas Kanade 알고리즘 결과, (b) Gunner Farneback 알고리즘 결과,  
Fig. 2. The extraction result of motion vector (a)The result of method of Lucas Kanade algorithm, (b)The result of Gunner Farneback algorithm.

출하였다.

본 논문에서는 서술자 생성을 위해 입력영상을 3×4 영역으로 분할하고 영상의 최근 10 프레임을 누적하여 하나의 유닛(unit)으로 고려한다. 입력영상의 크기는 320×240을 사용하였으며 하나의 유닛은 80×80×10으로 구성되어 있는 3차원 큐브의 형태라고 볼 수 있다. 이렇게 생성된 12개의 유닛은 히스토그램에 기반한 서술자로 표현하고, 최종적으로 1차원 벡터로 나열한다.

## III. 군중의 비정상 행동 검출

### 3.1 MHOF 서술자 생성

본 논문에서는 군중의 비정상 행동 검출을 위해 MHOF(Multi-scale Histogram of Optical Flow) 서술자를 생성한다. 각 유닛별 움직임의 방향과 크기정보를 고려한 히스토그램 기반의 서술자를 생성하기 위하여 optical flow 알고리즘을 통해 추출된 움직임 벡터의 각도를 8개의 방향으로 양자화 한다. 또한 움직임 벡터의 크기를 고려하여 두 개의 크기로 구분하였

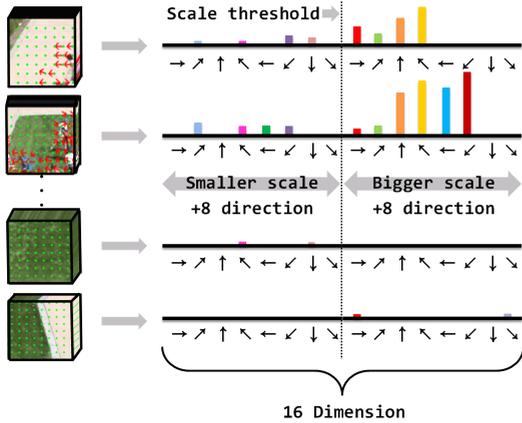


그림 3. MHOFF 서술자  
Fig. 3. MHOFF descriptor.

다. 이에 따라 16개의 빈도수를 갖는 히스토그램이 생성된다. 움직임 벡터의 각도는 45° 간격으로 양자화 하였고, 최근 10 프레임동안 누적된 움직임 벡터 크기에 대한 평균( $T_r$ )을 통해 SS(Small Scale)와 BS(Big Scale)로 구분하였다. 이 때 사용되는 임계값은 이전 프레임에서 추출된 움직임의 크기  $\{M_1, M_2, \dots, M_{n-1}, M_n\}$ 로부터 수식 1의 과정을 거쳐 생성된다. 여기서  $T_r$ 은 움직임 벡터의 크기에 대한 임계값,  $n$ 은 전체 움직임의 특징 개수이다. 수식 1의  $T_r$ 을 통해 구분된 SS( $S_n$ )과 BS( $B_n$ )은 각각의 하위 영역에 대해 수식 2와 같이  $\{S_0, S_1, \dots, S_6, S_7, B_0, B_1, \dots, B_6, B_7\}$ 의 16차원 특징 벡터 MHOFF 서술자를 생성한다. 이 때  $r$ 은 비교할 움직임 벡터 크기이다. MHOFF 서술자 생성 과정은 그림 3과 같다.

$$T_r = \left( \sum_{i=0}^n M_i \right) / n \quad (1)$$

		t frame			
		↑	→	↓	←
t-1 frame	↑	No change	Orthogonal change	Reverse change	Orthogonal change
	→	Orthogonal change	No change	Orthogonal change	Reverse change
	↓	Reverse change	Orthogonal change	No change	Orthogonal change
	←	Orthogonal change	Reverse change	Orthogonal change	No change

그림 4. 방향 변화 매트릭스  
Fig. 4. The matrix of directional change.

$$scale = \begin{cases} S_n & \text{if } T_r > r \\ B_n & \text{if } T_r < r \end{cases} \quad (2)$$

### 3.2 DCHOF 서술자 생성

2.1절에서 생성한 MHOFF 서술자는 군중의 비정상 행동의 방향 변화보다 움직임 크기의 변화에 초점이 맞추어져 있다. 이에 따라 군중의 이상행동이 산발적으로 퍼지는 경우와 동일한 방향으로 진행되는 지에 대한 구분을 짓기 위해 움직임의 방향 변화에 주안점을 두어 추가적인 서술자로 구성하였다. DCHOF (Directional Change Histogram of Optical Flow) 서술자는 optical flow에서 추출된 움직임 벡터의 각도를 4개의 방향으로 양자화한 뒤, 이전 프레임과 현재 프레임의 방향 변화를 3가지로 고려하여 이를 히스토그램으로 나타내었다. 이전 프레임과 현재 프레임에서 발생할 수 있는 방향 변화는 그림 4와 같이 방향 변화가 없는 경우(no change), 방향 변화가 수직인 경우(orthogonal change), 방향 변화가 반대인 경우(reverse change)의 3가지로 구분할 수 있다. DCHOF 서술자 생성 과정은 그림 5와 같다.

### 3.3 군중의 정상 및 비정상 판단

본 논문에서는 MHOFF와 DCHOF를 결합하여 19차원(16차원+3차원)의 새로운 서술자를 특징 벡터로

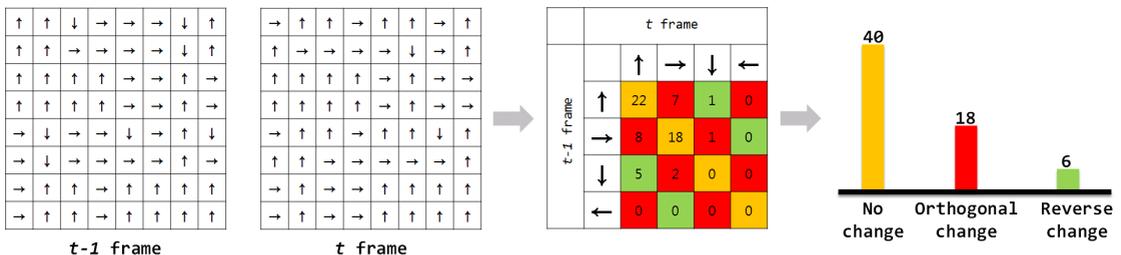


그림 5. DCHOF 서술자 생성과정  
Fig. 5. The creating process of DCHOF descriptor.

사용하였으며, 1개의 유닛마다 19차원의 서술자가 생성되므로 총 12개의 유닛을 순서대로 나열하여 총 228차원의 벡터를 학습기의 특징 벡터로 사용하였다. 군중의 정상 및 비정상 판단을 위해 다차원 데이터 인식에 유리한 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 정상과 비정상 행동을 인식하도록 하였다. SVM은 이진(binary)판별기로 두 가지 클래스를 구성하고 있는 샘플들을 특징 공간으로 투영하여 각 클래스를 가장 잘 구분할 수 있는 평면(hyper-plane)을 찾는 것에 초점을 두고 있다. SVM은 다양한 라이브러리로 배포되고 있으며, 본 논문에서는 대표적인 SVM 라이브러리인 LibSVM 라이브러리를 이용하여 정상과 비정상 행동을 학습하고 테스트하였다.

#### IV. 실험 결과

##### 4.1 실험 데이터

본 논문에서는 군중의 비정상 행동 검출 실험을 위해 공개 데이터인 PETS 2009 데이터와 UMN 데이터를 사용하여 실험적으로 성능을 검증하였다. PETS 2009 데이터는 데이터 목적에 따라 4가지로 구성되어 있으며, 본 논문에서는 군중들의 행동분석에 적합한 데이터 S3를 사용하였다. PETS 2009 S3 데이터의 경우 총 4개의 시점(view)에서 촬영하였으며 각 시점마다 4개의 비디오로 구성되어 있어 총 16개의 비디오로 구성되어 있다. 그 중 동일한 방향으로 갑자기 뛰는 시나리오를 갖는 비디오를 실험 데이터로 사용하였다. UMN 데이터는 총 3개의 배경에서 촬영 데이터로 구성되어 있으며 총 11개의 비디오로 구성되어 있다. 각각의 비디오는 군중이 동일한 방향으로 갑자기 뛰는 시나리오와 산발적으로 뛰어서 퍼지는 시나리오로 구성되어 있다.

##### 4.2 군중의 비정상 행동 검출 결과 및 분석

본 논문에서는 군중의 정상과 비정상 행동에 대한 평가를 프레임 단위로 실시하였다. 각 비디오의 전체 프레임을  $N$ , ground truth 프레임과 동일하게 구분된

프레임을  $N_c$ , 인식률을  $R$ 이라고 했을 때 인식률은 수식 3과 같다.

$$R(\%) = \frac{N_c}{N} \times 100 \quad (3)$$

PETS 2009 데이터의 경우 정상과 비정상에 대한 ground truth를 제공하지 않기 때문에 관련 논문<sup>[7]</sup>에서 사용한 ground truth를 사용하였고, UMN 데이터의 경우 데이터에서 제공하는 ground truth를 사용하였다. SVM 학습을 위한 학습 데이터는 테스트 데이터와 동일한 환경에서 촬영된 비디오에 대한 데이터를 우선 사용하였으며, 데이터의 양이 적은 경우 동일한 비정상 행동 특성에 따른 비디오(동일 방향, 산발적 퍼짐)에 대한 데이터를 사용하였다.

성능 평가는 관련 논문<sup>[7]</sup>에서 사용한 성능 평가 방법과 동일하게 PETS 2009 데이터를 촬영 환경에 따라 동일한 방향으로 진행하는 시나리오에 대해 성능 평가를 실시하였고, UMN 데이터는 촬영 환경에 따라 구분하여 성능 평가를 실시하였다. PETS 2009 데이터에서 동일한 방향으로 갑자기 뛰어가는 군중 행동 검출 성능은 표 1과 같다. 제안하는 방법은 PETS 2009 데이터에서 동일한 방향으로 진행하는 8개 비디오에 대해 평균 97.61%의 인식률을 보였으며, FF<sup>[13]</sup>, CI<sup>[14]</sup>, SF<sup>[5]</sup>, BM<sup>[7]</sup>의 방법을 이용한 추출 방법보다 뛰어난 성능을 보였다. UMN 데이터에서 촬영 환경별 비정상 행동 검출 성능은 표 2와 같다. 제안하는 방법은 11개의 비디오에 대해 90.56%의 인식률을 보였으며, FF, SF 알고리즘보다 뛰어난 성능을 보였다. CI, BM의 성능보다 낮은 인식률을 보이는 원인은 UMN 데이터에서 제공하는 ground truth가 군중의 비정상 행위가 시작 되는 지점에 시작되지 않고 몇 프레임 뒤에 시작하거나, 군중의 비정상 행위가 종료되었지만 ground truth에서 비정상 행위로 정의 되어 있기 때문이다. UMN 데이터의 ground truth가 군중이 갑자기 뛰는 시점과 군중의 이동이 거의 없는 시점을 기준으

표 1. PETS 2009-S3 데이터를 이용한 비정상 행동 검출 성능 비교  
Table 1. Performance comparison between FF,CI,SF,BM and proposed method on PETS 2009-S3 dataset.

	FF	CI	SF	BM	Proposed
View 1	37.74	56.60	63.21	92.45	97.18
View 2	37.74	83.02	70.76	83.02	97.07
View 3	37.74	81.13	52.83	89.62	97.39
View 4	37.74	52.83	48.11	90.57	98.79
Overall View	37.74	68.40	58.73	88.92	97.61

표 2. UMN 데이터를 이용한 비정상 행동 검출 성능 비교  
Table 2. Performance comparison between FF,CI,SF,BM and proposed method on UMN dataset.

	FF	CI	SF	BM	Proposed
UMN-S1	88.69	90.62	84.41	99.03	94.50
UMN-S2	80.00	85.06	82.35	95.36	90.01
UMN-S3	77.92	91.58	90.83	96.63	89.03
Overall Scene	81.04	87.91	85.09	96.40	90.56

로 검출 결과를 봤을 때, 제안하는 방법의 성능이 더욱 만족할 만한 성능을 보인다.

본 논문에서 제안한 MHOF와 DCHOF 서술자를 이용한 군중의 비정상 행동 검출 결과는 그림 6,7과 같다. 그림 6,7 아래에 있는 녹색과 빨강색이 섞여 있는 바(bar)는 프레임의 시작과 끝을 나타내고 녹색 부분 영역은 정상으로 분류된 프레임이고, 빨강색으로 나타난 부분은 비정상적으로 판별된 프레임이다. Ground Truth와 비교해 볼 때 검출 시작 시점이 조금 느리다는 단점이 있지만 다른 알고리즘과 비교해 볼 때 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.



그림 6. 실험결과 - PETS 2009-S3-VIEW1-1  
Fig. 6. Experiment results with PETS 2009-S3-VIEW1-1 video.

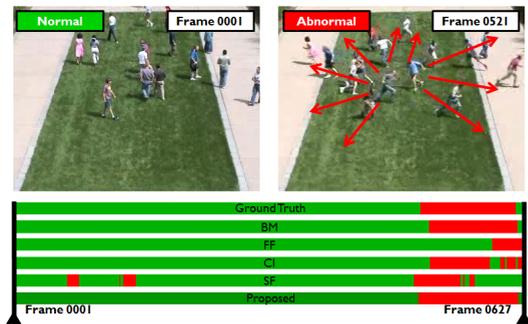


그림 7. 실험결과 - UMN-S1-1  
Fig. 7. Experiment results with UMN-S1-1 video.

## V. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 MHOF와 DCHOF 서술자를 이용하여 복잡한 환경에서 군중들의 갑자기 흩어지거나 한 쪽방향으로 갑자기 뛰어드는 비정상 행동을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 MHOF와 DCHOF 서술자는 영상에서 움직임 벡터를 추출하고, 추출된 정보를 SVM을 통해 학습하고 두 가지 군중의 비정상 시나리오를 검출하였다. 제안하는 방법의 성능 검증을 위해 공개 데이터인 PETS 2009 데이터와 UMN 데이터를 사용하여 성능을 평가하고, 다른 비교 논문들 보다 높은 검출률을 보였다. 본 논문에서 제안한 방법은 실제세계에서 일어날 수 있는 군중의 비정상 행동 검출에 적용하기 위한 연구들이 요구된다.

## References

- [1] A. Adam, E. Rivin, I. Shimshoni, and D. Reintz, "Robust real-time unusual event detection using multiple fixed-location monitors," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 30, no. 3, pp. 555-560, Mar. 2008.
- [2] H.-S. Park and C.-S. Bae, "Real-time recognition and tracking system of multiple moving object," *J. KICS*, vol. 36, no. 7, pp. 421-427, Jul. 2011.
- [3] G. Bae, "Detection of abnormal behavior by scene analysis in surveillance video," *J. KICS*, vol. 36, no. 12, pp. 744-752, Dec. 2011.
- [4] T. Jang, Y. Shin, and J. Kim, "A study on the object extraction and tracking system for intelligent surveillance," *J. KICS*, vol. 38, no. 7B, pp. 589-595, Jul. 2013.
- [5] R. Mehran, A. Oyama, and M. Shah, "Abnormal crowd behavior detection using social force model," *IEEE Int. Conf. CVPR*, pp. 935-942, Miami, FL, Jun. 2009.

[6] Y. Shi, Y. Gao, and R. Wang, "Real-time abnormal event detection in complicated scenes," *Int. Conf. Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 3653-3656, Istanbul, Aug. 2010.

[7] S. Wu, H.-S. Wong, and Y. Zhiwen, "A bayesian model for crowded escape behavior detection," *IEEE Trans. Circuits and Syst. for Video Technol.*, vol. 24, no. 1, pp. 85-98, Jan. 2014.

[8] S. S. Pathan, A. Al-Hamadi, and B. Michaelis, "Incorporating social entropy for crowd behavior detection using SVM," *Advances in Visual Computing*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 153-162, 2010.

[9] V. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*, 2<sup>nd</sup> Ed., NY: Springer-verlag, 1995.

[10] UMN dataset, [http://mha.cs.umn.edu/proj\\_events.shtml#crowd](http://mha.cs.umn.edu/proj_events.shtml#crowd)

[11] PETS 2009 dataset, <http://pets2009.net/>

[12] G. Farneback, "Two-frame motion estimation based on polynomial expansion," *Lecture Notes in Comput. Sci.*, vol. 2749, pp. 363-370, Jun. 2003.

[13] D.-Y. Chen and P.-C. Huang, "Motion-based unusual event detection in human crowds," *J. Visual Commun. Image Representation*, vol. 22, no. 2, pp. 178-186, 2012.

[14] S. Wu, B. E. Moore, and M. Shah, "Chaotic invariants of lagrangian particle trajectories for anomaly detection in crowded scenes," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2054-2060, San Francisco, CA, Jun. 2010.

박 준 욱 (Junwook Park)



2012년 8월 : 국립한밭대학교 제어계측공학과 공학사  
 2012년 9월~현재 : 국립한밭대학교 제어계측공학과 석사과정  
 <관심분야> 영상처리, 지능형시스템

곽 수 영 (Sooyeong Kwak)



2010년 2월 : 연세대학교 컴퓨터과학과 공학박사  
 2010년 3월~2011년 1월 : 삼성전자 영상디스플레이사업부 책임연구원  
 2011년 2월~현재 : 국립한밭대학교 전자-제어공학과 조교수

<관심분야> 영상처리, 컴퓨터비전, 지능형시스템