

# 은닉마코프모델 기반의 비정상 행동 인식 연구†

김영남\*, 김준홍\*, 김문현\*

\*성균관대학교 정보통신대학

{hwarangjin, junon9, mhkim}@skku.edu

## A Study on Abnormal Behavior Recognition based on HMM

Young-Nam Kim\*, Jun-Hong Kim\*, Moon-Hyun Kim\*

\*College of Information and Communication Engineering, Sungkyukwan University

### 요 약

최근 지능형 감시 시스템에서 비정상 행동들을 자동으로 감지하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 해결하기 힘든 몇 가지 이슈들이 있는데, 주어진 입력 영상에서 군중들이 중첩될 때 각각의 객체를 인식하는데 어려움이 있다는 점과 비정상 행동을 나타내는 훈련 데이터셋이 제한적이라는 점이다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 우리는 군중 영상에서 비정상 행동들을 인식하는 새로운 프레임워크를 제안한다. 제안된 방법은 크게 특징추출모듈과 추출된 특징들을 이용한 행동인식모듈로 구성된다. 중첩문제를 해결하기 위해 움직임 에너지와 고정 에너지를 특성으로 정의하였고 위에 언급한 특징추출모듈에서 두 에너지 값을 계산한다. 그리고 정상/비정상 행동들은 HMM과 최적의 임계값을 도출하는 알고리즘을 사용하는 행동인식모듈에 의해 분류된다. 우리가 제안한 방법은 인공 데이터셋과 실제 비디오 영상 데이터셋을 이용한 실험에 의해 증명한다.

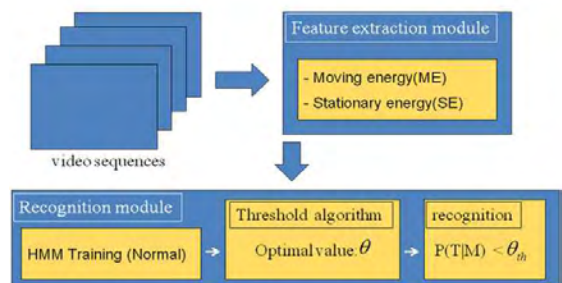
### 1. 서론

지능형 감시 시스템에서 비정상 행동 인식은 주요한 연구 분야로서 다양한 기계학습 모델을 적용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 기존 비정상 행동 인식 연구는 주로 통계적인 특징에 기반을 두는 검출 기법이 많이 사용되었다. 대표적으로 J. Varadarajan [2]등은 비정상 행동 패턴들을 분류하기 위해 시각적 특성들을 활용한 확률 잠재의미 분석(probabilistic Latent Semantic Analysis, pLSA) 접근법을 제안하였는데, 정상 행동에 비해 상대적으로 근소한 수의 비정상 행동 데이터셋으로 인해 기계학습을 통한 비정상 행동 학습모델을 생성하기에 어려움이 있었다. 이를 극복하기 위해 하위 단계의 관측에서 활용 가능한 여러 가지 행동 특성들이 행동 검출에 사용되었다. A. Adam [3]등은 하위 단계의 관측 통계에 기반을 둔 비정상 행동인식 알고리즘을 제안하였으며, T. Wang [4]등은 옵티컬 플로우의 히스토그램들과 단일 클래스 SVM에 기반한 알고리즘을 통해 비정상 행동의 훈련 데이터셋 문제를 해결하고자 하였다. 하지만 주어진 입력 영상에서 군중들이 서로 중첩될 때 객체 인식의 어려움이 있다는 한계가 있었다. 본 논문에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위한 새로운 프레임워크를 제안하였다. 제안된 프레임워크는 크게 특징추출모듈과 행동인식모듈로 구성되며 군중중첩

문제를 해결하기 위해 움직임 에너지와 고정 에너지를 특성으로 정의해 사용하였다[1]. 특징추출모듈에서는 위 두 에너지 값을 계산하며 행동인식모듈에서는 계산된 두 에너지 값을 은닉마코프모델(HMM)을 통하여 학습한 후 최적의 경계값을 추출하는 알고리즘을 거쳐 정상과 비정상 행동을 분류한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안된 프레임워크의 각 모듈별 구성과 방법론을 기술하였다. 3장에서는 제안된 프레임워크에 대한 실험결과와 성능분석에 대한 결과를 기술하였다. 마지막으로 4장에서는 결론과 향후 연구에 대하여 기술하였다.

### 2. 제안 방법

본 논문에서는 군중 영상에서 비정상 행동들을 인식하는 새로운 프레임워크를 제안한다. 제안된 방법은 그림1과 같이 크게 특징추출모듈과 추출한 특징들을 이용한 행동인식모듈로 구성된다.



(그림 1) 비정상 행동 인식 프레임워크

† 이 논문은 2014년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (NRF-2014R1A2A1A11053902).

우선 군중중첩문제를 해결하기 위하여 움직임 에너지와 고정 에너지를 특징으로 정의하였다. 위 두 가지 특징은 복잡한 환경에서 효과적이며 특징추출모듈에서 현재 입력영상프레임과 이전 영상프레임과의 비교를 통해 식(1), (2)와 같이 계산한다.

$$ME(R) = \frac{\sum_{(x,y) \in R} |I_c(x,y) - I_p(x,y)|}{\sum_{(x,y) \in R} I_c(x,y)} \quad (1)$$

$$SE(R) = \frac{\sum_{(x,y) \in R} |I_c(x,y) - I_R(x,y)|}{\sum_{(x,y) \in R} I_c(x,y)} \quad (2)$$

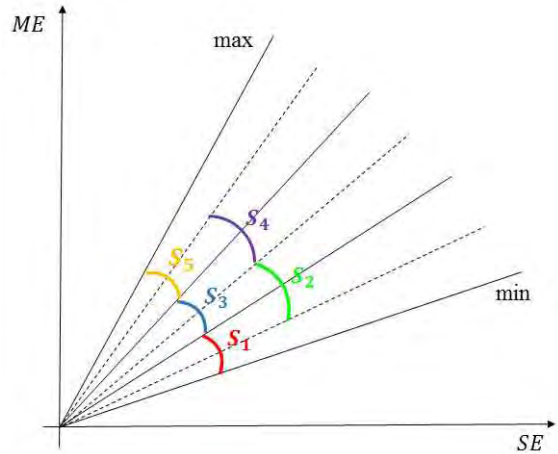
식(1)에서  $I_c(x,y)$ 는 현재 입력영상프레임에서 픽셀  $(x,y)$ 에 대한 강도를 의미하며  $I_p(x,y)$ 는 이전 영상프레임에서 픽셀  $(x,y)$ 에 대한 강도를 나타낸다. 식(2)에서  $I_R(x,y)$ 는 배경영상에서 픽셀  $(x,y)$ 에 대한 강도를 뜻한다. 그림 2에서 특징추출모듈에 의하여 추출된 결과를 보여주고 있다. 그림 2(c)는 식(1)과 같이 현재 입력영상프레임과 이전 영상프레임의 픽셀 강도의 차를 시각화한 것이다. 그림 2(d)는 식(2)와 같이 현재 입력영상프레임과 배경영상의 픽셀 강도의 차를 시각화한 것이다.



(그림 2) 특징추출 결과

행동인식모듈에서는 추출된 두 에너지 값을 이용해 은닉마코프모델로 학습한 후 정상 행동과 비정상 행동을 분류하기 위한 정상 행동모델을 생성한다. 하나의 정상 행동을 나타내는 HMM 모델은 정상 행동의 비디오 영상에서 추출한 움직임에너지와 고정에너지가 이루는 각도인 심볼(Symbol)의 나열로부터 만들어진다. 우리는 HMM 학습을 위하여 각도의 범위를 집합으로 나타내고 이것을 그림

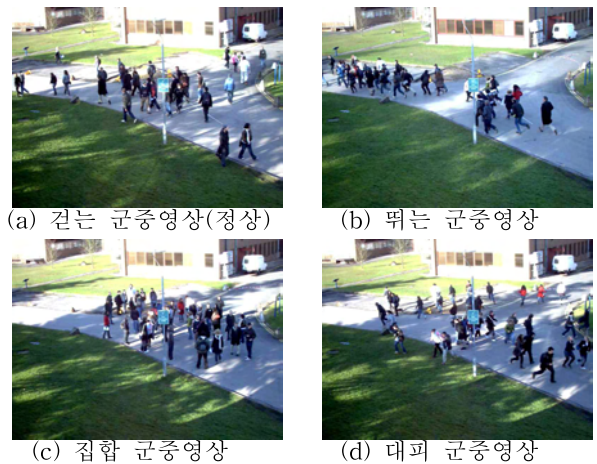
3과 같이 다섯 가지 상태들로 정의했다. 심볼의 최대값과 최소값이 이루는 범위를  $S_1, S_3, S_5$ 의 동일한 각도 범위로 삼등분하고 다시  $S_2$ 와  $S_4$  범위가 정의된다.



(그림 3) 제안된 HMM 학습모델의 상태 정의

### 3. 실험

우리는 제안한 프레임워크의 성능을 검증하기 위하여 PETS2009 데이터셋을 가지고 실험했다[5]. PETS2009 데이터셋에는 여러 가지 군중 행동들이 정의되어 있으며,  $768 \times 576$  크기의 프레임 시퀀스를 제공한다. 일반적인 공공장소에서는 사람들이 무분별하게 움직이므로 그림 4(a)와 같이 무작위 방향으로 걷는 군중일 경우 정상 군중 행동이라고 정의했다. 이와 다르게 그림 4(b)의 군중 달리기, 그림 4(c)의 군중 집합, 그리고 그림 4(d)의 대피와 같은 행동들은 비정상 행동이라고 정의했다.



(그림 4) 실험 군중영상(PETS2009)

임계값  $\theta$ 는 40%로 계산하였는데, 정상 행동을 나타내는 인위적인 무작위 심볼들의 관측열을 반복적으로 정상 행동 HMM 모델에 입력 값으로 넣어서 평균값을 도출하는 알고리즘을 사용하였다. 이것은 정상 행동 HMM 모델

에 어떤 심볼들의 나열이 입력 관측열로 주어졌을 때 확률적인 결과 값이 40% 이상이면 정상 행동으로 인식하고 40% 미만일 경우는 비정상 행동으로 인식함을 뜻한다. 표 1은 정상 사건과 세 가지 경우의 비정상 사건 관측열을 실험데이터로 사용하여 우리가 도출한 정상 행동의 HMM 모델에 입력 값으로 주었을 때 그 정확도를 평균적으로 계산한 결과이다.

[4] Tian Wang, Hichem Snoussi, "Histograms of Optical Flow Orientation for Abnormal Events Detection", IEEE Conference, pp45-52, 2013

[5] PETS 2009 benchmark Data. multisensor sequences containing different crowd activities.

<http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2009/a.html>, Std.

<표 1> 정상/비정상 행동인식의 정확도 결과

Events	Accuracy(%)
Normal	62.5
Abnormal (average)	95.7 (average)
Running	99.9
Gathering	99.9
Evacuation	87.3

비정상 행동인식의 정확도는 87.3%에서 99.9%로 높은 수치를 보였지만 정상 행동인식에 대한 정확도는 62.5%로서 비정상 행동인식에 비해 비교적 낮은 수치를 보인다. 임계값  $\theta$ 를 도출하는 과정에서는 인공 데이터셋을 활용하였지만 실험 데이터셋은 실제 비디오 입력영상을 사용했기 때문에 오차가 발생하였다.

#### 4. 결 론

우리는 군중행동에서 비정상 행동 인식의 새로운 프레임워크를 제안했다. 그리고 군중 영상에서 발생하는 전형적인 문제인 중첩문제와 비정상 행동의 제한적인 데이터셋 문제를 해결하려 노력하였다. 제안된 방법은 크게 특징 추출모듈과 행동인식모듈로 구성된다. 실험은 PETS2009 데이터셋과 인공 데이터셋을 이용하였으며, 비정상 행동을 인식하는데 뛰어난 성능을 보여주었다. 다소 낮은 정확도를 보여준 정상 행동 인식은 추후에 좀 더 타당한 정상 행동에 대한 데이터셋을 바탕으로 실험하여 그 성능을 높일 것이다.

#### 참고문헌

[1] T.K. An and M.H. Kim, "Context-aware Video Surveillance system" Journal of Electrical Engineering and Technology Vol. 7, No. 1, pp.115-123, 2012.

[2] Adam, Amit, et al. "Robust real-time unusual event detection using multiple fixed-location monitors." Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 30.3 (2008): 555-560.

[3] J. Varadarajan and J.-M. Odobez, "Topic models for scene analysis and abnormality detection," Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2009 IEEE 12th International Conference, vol. 1338 - 1345, Sept. 27 2009-Oct. 4. 2009.