

논문 2010-47CI-1-3

클라우지우스 엔트로피와 적응적 가우시안 혼합 모델을 이용한 움직임 객체 검출

(Moving Object Detection using Clausius Entropy and Adaptive
Gaussian Mixture Model)

박종현*, 이귀상*, 또안**, 조완현***, 박순영****

(Jonghyun Park, Geesang Lee, Nguyen Dinh Toan, Wanhyun Cho, and Soonyoung Park)

요약

비디오 시퀀스에서 움직임 있는 객체의 실시간 검출 및 추적은 스마트 감시 시스템에서 매우 중요한 요소로 분류되고 있다. 본 논문에서 우리는 움직임이 있는 객체의 검출을 위해 클라우지우스 엔트로피와 적응적 가우시안 혼합모델을 사용한 객체 검출 방법을 제안한다. 먼저, 엔트로피의 증가는 일반적으로 불안정한 조건에서 많은 엔트로피의 변화가 발생한 경우 복잡성 및 객체의 움직임이 증가함을 의미한다. 만약 순간적으로 엔트로피 변화가 큰 화소는 움직임 객체에 속한다고 고려하여 움직임 분할 특성을 적용한다. 따라서 우리는 먼저 클라우지우스 엔트로피 이론을 적용하여 엔트로피에 대한 에너지 변화량을 dense 맵으로 변환한다. 두 번째로 우리는 움직임 객체를 검출하기 위해 적응적 가우시안 혼합 모델을 적용하였다. 실험 결과에서 제안된 방법이 효율적으로 움직임이 있는 객체를 검출할 수 있었다.

Abstract

A real-time detection and tracking of moving objects in video sequences is very important for smart surveillance systems. In this paper, we propose a novel algorithm for the detection of moving objects that is the entropy-based adaptive Gaussian mixture model (AGMM). First, the increment of entropy generally means the increment of complexity, and objects in unstable conditions cause higher entropy variations. Hence, if we apply these properties to the motion segmentation, pixels with large changes in entropy in moments have a higher chance in belonging to moving objects. Therefore, we apply the Clausius entropy theory to convert the pixel value in an image domain into the amount of energy change in an entropy domain. Second, we use an adaptive background subtraction method to detect moving objects. This models entropy variations from backgrounds as a mixture of Gaussians. Experiment results demonstrate that our method can detect motion object effectively and reliably.

Keywords : object detection, Clausius entropy, adaptive Gaussian mixture model, surveillance system.

* 정희원, ** 학생회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학부
(School of Electronic and Computer Engineering,
Chonnam National University)

*** 정희원, 전남대학교 통계학과
(Dept. of Statistical, Chonnam National University)

**** 정희원, 목포대학교 전자공학과
(Department of Electronics Engineering, Mokpo
National University)

※ 이 논문은 2007년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로
한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(No. R01-2007-000-20486-0).

접수일자: 2009년12월16일, 수정완료일: 2010년1월11일

I. 서론

스마트 비디오 감시시스템은 은행, 고속도로, 공공장소, 군사보안 시스템 등에서 보안 모니터링을 위해 사용되는 중요한 기술이다. 여기서 움직이는 객체의 검출 및 추적은 감시 시스템의 핵심 기술이며, 컴퓨터비전 분야에서 가장 흥미를 주고 있는 분야이다. 그러나 자연영상에서의 급격한 조명 및 날씨의 변화, 반복적인 국부적 움직임과 같은 동적 변화 때문에 정확한 객체의

검출에 어려움을 제공하고 있다. 따라서 복잡한 환경에서의 적용하기 위한 강건한 알고리즘이 요구된다. 움직임 객체의 검출을 위한 다양한 방법들이 연구되고 있으며, 배경 차(background subtraction), 통계적 모델링, 프레임간의 차(temporal differencing), optical flow 등이 있다^[1~4]. 배경 차는 정적인 장면들에 대한 움직임 분할 방법으로 상용되고 있다^[5]. 비록 배경 차 방법이 움직임 영역과 관련된 화소들을 잘 검출할 수 있지만, 갑작스런 조명의 변화가 발행할 경우 민감하게 작동하여 정확한 분할의 어려움을 가지고 있다. 통계적 방법의 전형적인 예로써 Stauffer et al.은 실시간 움직임 객체의 검출 및 추적을 위해 적응적 배경 혼합 모델을 적용하였다^[6]. 그들의 연구에서 모든 화소는 가우시안 혼합 모델에 의해 모델링되어 진다. Rittscher et al.은 히든 마코프 모델(Hidden Markov Model)에 기반 한 확률적 모델링 방법을 적용하였다^[7]. 이 방법은 동적 환경에 매우 적응적이지만 일반적으로 움직임이 있는 객체가 불확실한 경우에 정확하게 검출할 수 없는 단점을 가지고 있다. 많은 움직임 검출 방법들 중에 일반적인 방법 중에 하나로 프레임 차를 이용한 방법이 있다^[8]. 이 방법은 둘 또는 세 개의 연속적인 프레임들 사이의 각 화소에서의 절대적인 차를 이용한 것이다. 비록 이 방법이 간단하지만 움직임은 객체에 홀이 발생하여 효율적이지 못한 단점을 가지고 있다. Optical flow 방법은 정적 및 동적 카메라의 장면으로부터 객체의 움직임 검출에 많이 사용되고 있으나, 잡음에 매우 민감한 특성을 가지고 있으며 특히 계산량이 많은 단점이 있다^[9]. 그리고 최근에는 geodesic active contours와 레벨 셋 방법을 적용한 움직임 객체 검출 방법들이 적용되고 있다^[10~11]. 이러한 방법들은 움직이는 객체의 영역 및 커브의 특성을 분석하여 다양한 객체의 검출 및 추적을 수행하고 있다. 또한 시공간 객체의 커브(curve) 평가방법^[12], 시공간의 특성을 하이브리드 형태로 적용한 방법^[14], 적외선 영상에서 객체의 검출^[20] 등이 연구되고 있다.

본 논문에서, 우리는 실내·외 장면들로부터 급격한 조명의 변화 및 배경 영상에 존재하는 국부적 움직임에 강건한 특성을 제공하는 새로운 방법을 제공한다. 제안된 방법은 클라우지우스 엔트로피와 적응적 가우시안 혼합 모델을 혼합한 방법으로 클라우지우스 엔트로피 이론에 기반 한 움직임의 정보를 엔트로피에 대한 dense 맵으로 표현하여 AGMM을 적용하여 배경과 객

체를 구별한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 클라우지우스 엔트로피 이론에 의한 모델링 방법을 설명하고 III장에서는 배경과 객체를 분리하기 위한 AGMM에 대하여 보여주고 있다. 그리고 IV장에서 제안된 방법을 실제 장면에 적용한 실험 결과를 보여주고 있으며 마지막으로 V장에서 결론과 향후 계획을 설명한다.

II. 클라우지우스 엔트로피 dense 맵 생성

1. 클라우지우스 엔트로피 정의

엔트로피 이론(entropy theory)은 독일의 물리학자이자 수학자인 루돌프 줄리어스 엠마누엘 클라우지우스(Rudolf Julius Emanuel Clausius)에 의해 1865년에 소개되었다. 엔트로피는 일을 수행할 수 있는 어떤 시스템에서의 열량에 대한 함수이다. 최대의 엔트로피는 일을 수행하는데 최소의 에너지를 가지며, 반면에 최소 엔트로피는 일을 수행할 수 있는 최대의 에너지를 나타낸다. 엔트로피는 시스템의 열량의 변화에 대한 시스템 엔트로피에 대한 변화로 표현될 수 있다. 따라서 엔트로피 변화량(ΔS)는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\Delta S = \frac{\Delta Q}{T} \quad (1)$$

여기서 ΔQ 는 등온에서 흡수되어지는 열량을 나타내며 가역변환을 한다. T 는 절대온도이다^[15]. 만약 시스템의 온도가 일정하지 않으면 미분방정식에 의해 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$dS = \frac{dQ}{T} \quad (2)$$

이 수식을 이해하기 위해 온도 T 는 열량(Q)의 함수 $T(Q)$ 로서 표현되어 질 수 있다. 전체적인 엔트로피의 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta S = \int_A \frac{1}{T(Q)} dQ \quad (3)$$

여기서 A 는 열량에 대한 범위를 정의한 집합이다.

2. 클라우지우스 엔트로피를 이용한 dense 맵 생성
비디오 시퀀스의 각각의 프레임으로부터 화소들의 클라우지우스 엔트로피를 계산하기 위해 우리는 세 개의 문제를 정의해야한다. 그것들은 시스템 또는 필드

(S), 에너지 또는 열량(Q), 그리고 온도(T)이다^[16]. 입력 칼라 영상 I_t 로서 시스템을 정의할 수 있다. 영상열 I_t 의 프레임에서 각각의 화소는 인접한 화소의 정보를 고려하기 위해 $m \times m$ 의 윈도우를 가진다. 수식 (1)을 위한 시스템은 다음 조건을 만족해야한다. 1) 모든 반응은 가역반응을 한다. 2) 가역반응동안 시스템은 같은 온도로 확장한다. 3) 반응이 끝나면 온도는 다음 반응이 일어나기 전에 변화한다. 그리고 입력 영상 I_t 로부터 흡수된 에너지를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\Delta Q_k^{(t)} = \sum_{l \in \{m \times m\}} \omega_k (F_{kl}^{(t)} - \tau_{kl}^{(t)})^2 \quad (4)$$

여기서 F_{kl} 는 k^{th} 색상 성분을 나타내며, $\tau_{kl}^{(t)}$ 는 k^{th} 채널에서의 모든 값들의 평균을 나타낸다. 그리고 ω_k 는 각 채널에 대한 가중치 값이다. 다음으로 각 프레임에 대한 평균값 $\tau_{kl}^{(t)}$ 를 다음 식을 이용하여 새롭게 갱신할 수 있다.

$$\tau_{kl}^{(t)} = (1 - \lambda)\tau_{kl}^{(t-1)} + \lambda F_{kl}^{(t)} \quad (5)$$

여기서 λ 는 현재의 평균을 채택하기 위한 학습 인자이다. 마지막으로 시스템에 대한 절대온도를 정의할 수 있다. 온도는 시스템의 각 화소에 대한 평균 에너지로써 나타낼 수 있다. 따라서 만약 열량과 온도 사이의 상관성을 비례상수 κ 라면, 열역학적 온도의 변화량을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\Delta T = \kappa \frac{\Delta Q}{n} \quad (6)$$

여기서 n 은 어떤 객체에 속하는 화소들의 전체적인 수를 나타낸다. 여기서 각 프레임에서 변화를 가지고 있는 온도를 다음과 같이 정의한다.

$$T_k^{(t)} = (1 - \epsilon)T_k^{(t-1)} + \kappa \frac{\Delta Q}{n} \quad (7)$$

여기서 ϵ 는 모든 프레임에서 손실된 열량에 대한 비율값을 나타낸다. 마지막으로 우리는 각 색상 채널에 대한 엔트로피 변화량의 합을 계산하기 위해 각 화소 (x, y)에 대한 엔트로피의 변화량을 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\Delta S^{(t)}(x, y) = \sum_{k: \text{channel}} \Delta S_k^{(t)}(x, y) \quad (8)$$

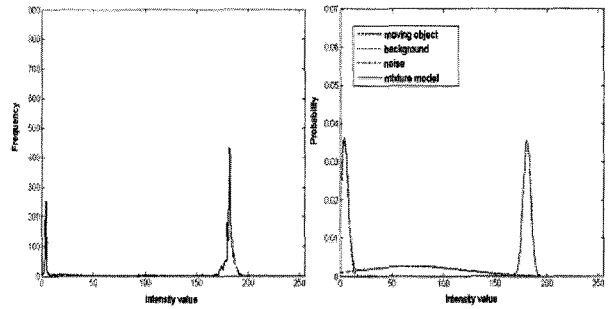


(a)

(b)

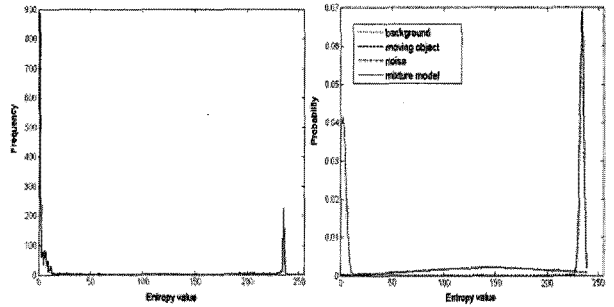
그림 1. 비디오 시퀀스의 화소에 대한 명도 및 엔트로피 dense 맵

Fig. 1. Intensity and entropy dense map of pixels in video sequence.



(a)

(b)



(c)

(d)

그림 2. 2142장의 비디오 시퀀스에서 (x, y) 화소의 명도 및 엔트로피 dense 맵에 대한 확률 분포 (a) (x, y) 위치에서 명도값에 대한 히스토그램 분포, (b) (a)에 대한 가우시안 혼합 분포 특성, (c) (x, y)에서 엔트로피에 대한 히스토그램 분포, (d) (c)에 대한 가우시안 혼합 분포 특성

Fig. 2. Probability distribution of intensity and entropy dense map at (x, y) pixel with video sequence of 2142 frames.

(a) histogram distribution for intensities at (x, y) pixels, (b) Gaussian distribution in (a), (c) histogram distribution for entropy dens map at (x, y) pixels, (d) Gaussian distribution in (c).

결과적으로 클라우지우스 엔트로피는 연속된 비디오 시퀀스를 위한 엔트로피 변화량의 합에 의해 움직이는 객체를 표현할 수 있다. 또한 이것은 0-255 값으로 정

규화하여 엔트로피 dense 맵을 생성하고 움직이는 객체와 배경의 정보를 표현할 수 있다. 다음 그림 1은 비디오 시퀀스에 대한 화소들의 명도(a)와 제안된 클라우지우스 엔트로피 변화량에 대한 정규화된 엔트로피 dense 맵(b)을 보여주고 있다.

그림 2는 그림 1의 비디오 시퀀스에 대한 화소 (x, y) 에서 명도와 엔트로피 특성을 비교 분석하기 위해 배경, 객체, 그리고 잡음에 대한 3개의 가우시안 확률 분포를 보여주고 있다. 비디오 시퀀스는 2142장으로 구성되어 있으며 (x, y) 는 배경과 객체 그리고 조명의 반사에 의한 잡을 포함하는 모든 프레임에서 중심점이다. 화소에 대한 엔트로피의 특성을 이용한 경우 움직임이 있는 객체와 배경에 대한 큰 갭(gap)을 가지고 피크(peak) 값이 잘 구분되어 있으며 잡음 특성도 배경과 객체에 대해 독립적으로 구별되어 분포하고 있음을 보여주고 있다. 그러나 명암에 대한 잡음 특성은 전체 영역에 걸쳐 분포하고 있음을 보여주고 있다. 결과적으로 명암성분을 그대로 이용할 경우 잡음의 특성이 배경과 객체 영역 전반에 분포하고 있어 정확한 움직임 객체의 검출이 어려움을 보여주고 있다.

III. AGMM을 이용한 움직임 객체 검출

본 절에서 우리는 연속 영상으로부터 실시간 움직임 객체를 검출하기 위해 배경분리 기법으로 적응적 가우시안 혼합 모델을 적용한다. 외부 환경에서의 조명의 조건, 나무의 흔들림과 같은 반복적인 움직임 그리고 급격히 움직이는 객체의 다양한 환경 변화 요인에 적응적으로 반영하여 배경을 분리할 수 있다.

시간 t 에서 각 화소 (x, y) 에 대한 엔트로피는 $\{X_1, \dots, X_t\} = \{\Delta S^{(t)}(x, y) : 1 \leq i \leq t\}$ 이며, 여기서 $\Delta S^{(t)}$ 는 i^{th} 프레임의 변화할 수 있는 엔트로피 양을 나타낸다. 각 엔트로피 변화량 $\{X_1, \dots, X_t\}$ 는 k 개의 가우시안 분포에 의해 모델링되어진다^[17-19]. 시간 t 에서 엔트로피의 변화에 대한 확률분포는 다음과 같다.

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^k \xi_{i,t} Z(X_t; \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) \quad (9)$$

여기서 k 는 가우시안 분포의 수, $\xi_{i,t}$ 는 i^{th} 가우시안 분포에 대한 가중치, $\mu_{i,t}$ 는 i^{th} 가우시안 분포에 대한 평균, 그리고 $\sigma_{i,t}^2$ 은 i^{th} 가우시안 분포에 대한 공분산

행렬을 나타낸다. $Z(\cdot)$ 는 가우시안 확률 밀도 함수를 나타낸다.

$$Z(X_t; \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{i,t}} e^{-\frac{1}{2}\sigma_{i,t}^{-2} X_t^2} \quad (10)$$

식 (9)에서 어떤 시간 t 에서 화소 (x, y) 의 학습된 모델은 k 개의 가우시안들의 $\xi_{i,t}$ 에 따른 합으로 나타난다. 엔트로피 값들은 k 개의 가우시안 분포로 모델링되며, 각각의 가우시안 분포는 배경에 대한 엔트로피를 학습한 경우이거나 객체의 엔트로피를 학습한 경우일 수도 있다. 이 때 객체에 대한 엔트로피 정보를 학습한 가우시안은 배경비교하여 객체의 엔트로피 정보상대적으로 작기 때문에 $\xi_{i,k}$ 작고, 배경에 대한 가우시안은 상대적으로 큰 $\xi_{i,t}$ 와 작은 $\sigma_{i,t}^2$ 를 가진다.

따라서 k 개의 가우시안 분포는 시간에 따라 입력되는 엔트로피 정보가 자신의 확률 분포에 얼마나 해당되는 지에 따라 학습을 수행한다. 각 가우시안 분포는 배경에 해당하는 엔트로피 정보가 가지는 확률적 분포를 정확히 나타내게 되고 또한 배경의 변화에 적응해 나간다. 만약 현재 학습된 가우시안 분포에 해당하지 않는 새로운 값이 들어오면 새로운 가우시안 분포를 만들고 정해진 가우시안 수의 한계치인 k 가 넘는 경우에만 이미 존재하던 가우시안 중에서 혼합 비율이 가장 낮은 것을 제거한다. 이런 과정을 통해 혼합 비율이 높은 k 개의 가우시안이 혼합 모델을 만들고 학습되어간다.

여기서 k 개의 가우시안 분포에 대한 사전 가중치 (prior weight) $\xi_{i,t}$ 는 다음 수식에 의해 갱신할 수 있다.

$$\xi_{i,t} = (1 - \alpha)\xi_{i,t-1} + \alpha(M_{i,t}) \quad (11)$$

여기서 α 는 학습 비율을 나타내며, $M_{k,t}$ 는 모델과 정합이 되면 1, 그렇지 않으면 0이다. 이러한 과정을 후, 가중치 값은 새롭게 갱신된다. 그리고 $1/\alpha$ 는 가우시안 분포의 파라미터를 갱신하기 위한 속도를 결정한다. 파라미터 μ_t 와 σ_t^2 는 다음 식에 의해 갱신할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu_t &= (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t \\ \sigma_t^2 &= (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T(X_t - \mu_t) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $\rho = \alpha Z(X_t | \mu_i, \sigma_i)$ 는 low pass 필터와 같다. 만약 객체가 배경 영역에 포함되기 위해서는 충분히 오랜 시간동안 정적인 상태가 되어야하며 움직임이 발생하더라도 전 배경과 μ 와 σ 가 같고 작은 ξ 를 가지면 배

경으로 모델링된다.

다음으로 배경 모델링을 사용한 움직임 객체를 검출하기 위해 배경 처리에 의해 가장 적당한 가우시안 모델을 결정해야한다. 각 엔트로피에 대한 혼합 모델의 파라미터는 재귀적 용법에 의해 재추정되어진 후, 가우시안 분포는 ξ/σ 에 의해 순차적으로 정렬을 수행한다. 그리고 상위의 값은 배경의 분포로 모델링되어지며, 하위의 순서에 있는 값들은 객체의 분포로 모델링되어진다. 따라서 배경에 대한 분포들은 다음과 같은 측도에 의해 배경으로써 모델링되어진다.

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b \xi_k > T \right) \quad (13)$$

여기서 T 는 배경에 포함되는 가우시안 분포라고 고려되는 최소의 분할 척도이다. 만약 T 가 작은 값을 가지면 배경 모델은 일반적으로 unimodal이 되며, T 가 보다 더 큰 값을 가진다면 배경 모델에 포함되는 엔트로피가 더 많아서 복잡한 multimodal의 분포를 발생시킬 것이다.

III. 실험

제안된 방법은 실제 indoor/outdoor 비디오 영상을 이용하여 기존의 모델방법 중 가장 널리 응용되고 있는 Stauffer et al.이 제안한 AGMM 방법과 비교 실험을 수행한다.

그림 3은 indoor 비디오 시퀀스에 대한 실험 결과를 보여주고 있다. 그림 3(a)는 144th 프레임을 보여주고 있으며, (b)는 제안된 방법의 엔트로피 dense 맵을 보여주며, 그림 (c)는 AGMM에 의해 검출된 결과를 보여주고 있다. 그리고 그림 3(d)는 제안된 방법에 의해 검출된 결과이다. 결과에서 볼 수 있듯이 그림 3(c)는 움직임이 있는 객체의 이동에 따라 주위에서 조명의 반사(reflection)가 발생해서 화소에 대한 값의 변화가 민감하게 변화하는 특성 때문에 배경 영역에 고립 영역이 발생하고 있음을 볼 수 있다. 그러나 제안된 방법은 조명의 반사에 대해서 엔트로피 변화가 발생하지 않아 배경에 대한 정확한 추정을 수행할 수 있음을 보여주고 있다.

그림 4는 outdoor에 대한 비디오 시퀀스를 가지고 실험한 결과를 보여주고 있다. 그림 4(a)는 입력 비디오 시퀀스에서 89th, 137th, 154th, 174th, 그리고 447th의 프레임을 보여주고 있으며, (b)는 AGMM을

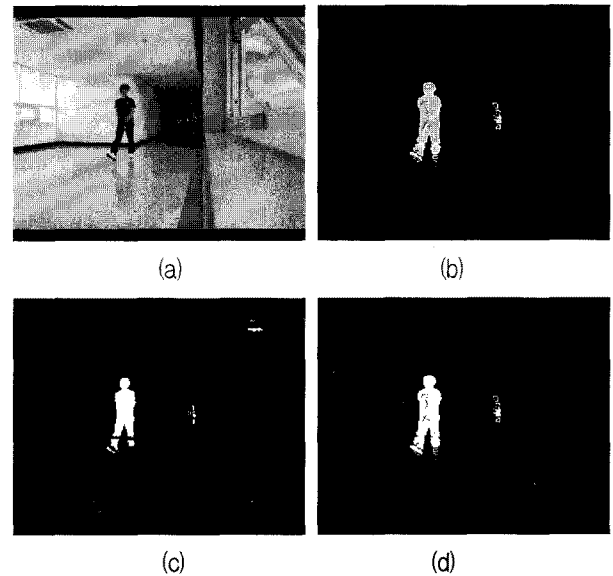


그림 3. Indoor 비디오 시퀀스에 대한 실험 결과
(a) 입력 프레임, (b) entropy dense 맵, (c) 픽셀 기반 AGMM 결과 (d) 제안된 방법의 결과

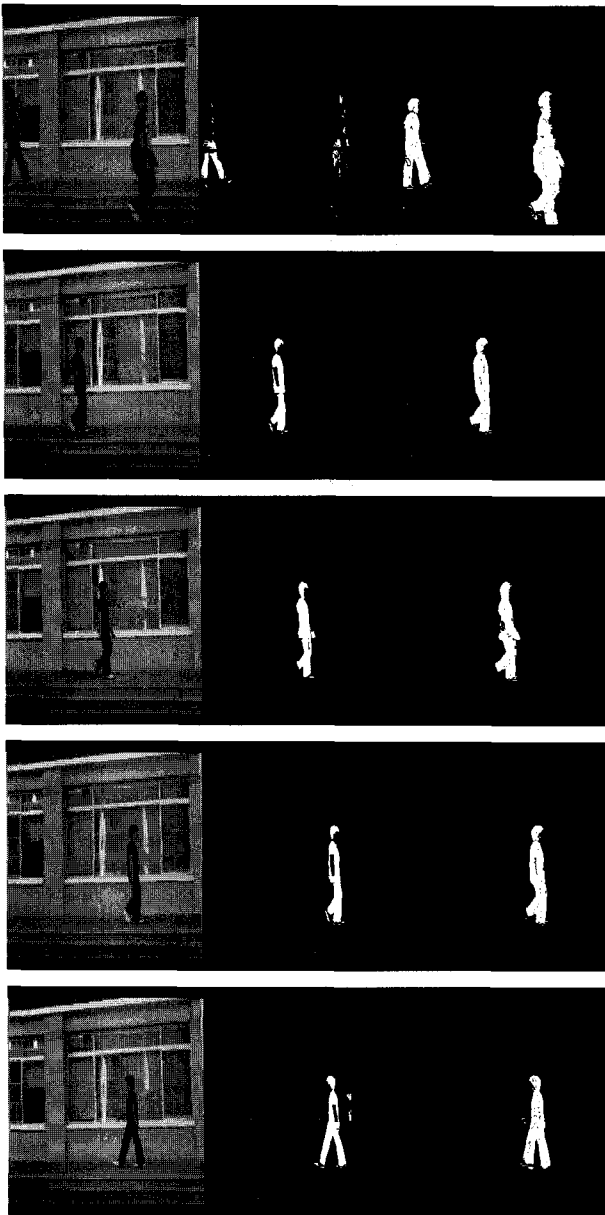
Fig. 3. Experimental results in indoor sequence.
(a) input frame, (b) entropy dense map,
(c) detection result by pixel-based AGMM,
(d) detection result by the proposed approach.

이용하여 움직임 객체를 검출한 결과이고 (c)는 제안된 방법을 이용하여 배경과 객체를 분할한 결과를 보여주고 있다.

검출 결과에서 일반적으로 AGMM은 배경에 영역에 많은 flicker 잡음이 존재하며 객체 영역 검출에서도 많은 부분이 정확하게 검출되지 않음을 볼 수 있다. 특히 89th 프레임에서는 움직임이 있는 객체의 많은 부분에서 검출을 실패함을 볼 수 있다. 그러나 제안된 방법에서는 움직임이 있는 객체의 영역을 많은 손실 없이 정확하게 검출함을 볼 수 있으며, 배경 영역에서 움직임이 있는 객체에 의해 발생하는 빛의 산란으로 flicker 잡음이 거의 발생하지 않음을 볼 수 있다. 이것은 클라우지우스 엔트로피가 움직임의 변화에 대한 정확한 정보를 추정(estimation)할 수 있다는 것이며, 조명 및 빛의 산란에 의해 발생하는 불규칙한 명암에 강건한 특성을 가지고 있음을 보여주고 있다. 또한 그림 5는 검출 결과에 대한 precision을 식 (14)를 이용하여 ground truth 영상 시퀀스와 비교한 결과를 보여주고 있다.

$$precision = \frac{N(S_m \cap S_a)}{N(S_m)} \times 100 \quad (14)$$

여기서 $N(S_m)$ 은 ground truth 영상에서의 움직임



(a) (b) (c)

그림 4. Outdoor 비디오 시퀀스에 대한 실험 결과
(a) 89th, 137th, 154th, 174th, 그리고 447th 입력 프레임, (b) 픽셀기반 AGMM 결과 (c) 제안된 방법의 결과

Fig. 4. Experimental results in indoor sequence.
(a) input frames of 89th, 137th, 154th, 174th, and 447th, (b) detection results by pixel-based AGMM, (c) detection results by the proposed approach.

객체의 화소 수, $N(S_m \cap S_a)$ 는 검출된 영상과 ground truth 영상에 대한 검출된 객체의 화소수를 나타낸다. 전체적으로 제안된 방법이 움직임 객체 영역을 정확하게 검출 하고 있음을 보여주고 있다.

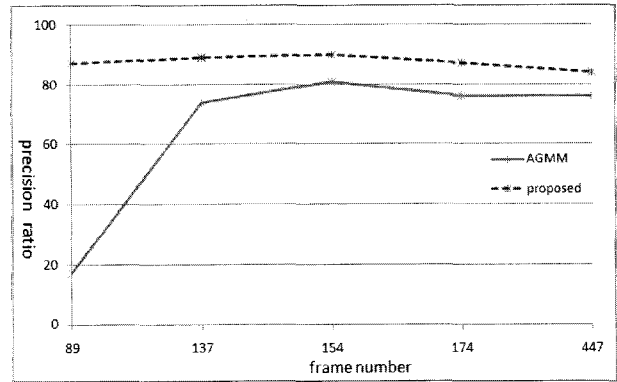


그림 5. 검출에 대한 precision 비(%)
Fig. 5. Comparison of segmentation precision ratio to ground truth.

IV. 결 론

본 논문에서는 비디오 시퀀스로부터 움직이는 객체를 검출하기 위해 클라우지우스 엔트로피와 적응적 가우시안 혼합 모델을 혼합한 새로운 접근 방법을 제안하였다. 가우시안 혼합 모델은 배경을 적응적으로 환경에 대해 학습하는데 매우 효과적인 방법이다. 그러나 비디오 시퀀스의 화소가 가지는 명암은 조명 및 빛의 산란으로 발생하는 민감한 특징을 그대로 결과에 반영하기 때문에 배경에 많은 잡음 및 고립 영역이 발생한다. 또한 움직이는 객체를 정확하게 검출하지 못하는 특징을 가지고 있다. 그러나 본 연구에서 제안한 클라우지우스의 엔트로피는 조명 및 빛의 변화를 적응적으로 억제하는 특징을 가지고 있으며, 동시에 연속적으로 움직이는 객체에 대해서는 정확한 엔트로피의 변화량을 추정할 수 있어 객체 분할에 매우 효율적임을 보여주고 있다. 따라서 화소의 특성을 그대로 사용하는 기존의 방법보다 에너지의 변화에 대한 정보량으로 움직임 정보를 표현한다는 것은 매우 신뢰할 수 있는 정보를 제공함을 알 수 있으며, 후처리 과정에서의 AGMM의 복잡성을 완화할 수 있는 특징을 제공한다. 이 연구의 결과는 복잡하고 많은 계산량을 요구하는 실시간 객체 검출 및 추적에서 시스템의 정확성 향상에 많은 기여를 줄 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

[1] A. Hampapur, L. Brown, J. Connell, A. Ekin, N. Haas, M. Lu, H. Merkl, S. Pankanti, A. Senior,

- C.F. Shu, Y.L. Tian, "Smart video surveillance," *IEEE Signal Processing Magazine*, no. 38-51, pp. 38-2005.
- [2] L. Wang, W. Hu, and T. Tan, "Recent developments in human motion analysis," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp 586-601, 2003.
- [3] Y. Dedeoglu, "Moving objects detection, tracking and classification for smart video surveillance," Master's Thesis, Depart. of Computer Eng., Bilkent University, Ankara, 2004.
- [4] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L. S. Davis, "A real time system for detecting and tracking people," In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp 962-967, 1998.
- [5] A. M. Mclvor, "Background subtraction techniques," In *Proc. of Image and Vision Computing*, Auckland, NewZealand, 2000.
- [6] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Learning Patterns of Activity Using Real-Time Tracking," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 22, no. 8, pp 747-757, 2000.
- [7] J. Rittscher, J. Kato, S. Joga, A. Blake, "A probabilistic background model for tracking," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1843, pp. 336-350, 2000.
- [8] R. T. Collins, A.J. Lipton, T. Kanade, H. Fujiyoshi, D. Duggins, Y. Tsin, D. Tolliver, N. Enomoto, O. Hasegawa, P. Burt, L. Wixon, "A system for video surveillance and monitoring," Technical report CMU-RI-TR-00-12, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2000.
- [9] J. Barron, D. Fleet, and S. Beauchermin, "Performance of Optical Flow Techniques," *International Journal of Computer Vision*, vol. 12, pp 42-77, 1994.
- [10] N. Paragios and R. Deriche, "Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of motion objects," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 22, no. 3, pp 266-279, 2000.
- [11] N. Paragios and R. Deriche, "Geodesic active regions and level sets methods for motion estimation and tracking," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 97, pp 259-282, 2005.
- [12] H. Bao and Z. Zhang, "Motion objects segmentation using a new level set based method," *Lecture Notes in Computer Science* 3331, pp 312-318, 2004.
- [13] N. Lu, J. Wang, Q. H. Wu and L. Yang, "An improved motion detection method for real-time surveillance," *International Journal of Computer Science*, vol. 35, pp. 1-16, 2008.
- [14] Y.L. Tian, A. Hampapur, "Robust salient motion detection with complex background for Real-Time Video Surveillance," *IEEE Workshop on Motion and Video Computing*, vol. 2, 2005.
- [15] P. Pierre, *A to Z of Thermodynamics*, Oxford University Press, 1998.
- [16] 고은진, 원종호, 배창석, "동작분할을 위한 Clausius Normalized Field," *영상처리 및 이해에 관한 워크샵*, 2009.
- [17] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real time tracking," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 246-252, 1999.
- [18] J. Migdal and W. Eric L. Grimson, "Background Subtraction Using Markov Threshold," *IEEE Workshop on Motion and Video Computing*, vol. 2, pp. 58-65, 2005.
- [19] H. L. Ribeiro and A. Gonzaga, "Hand Image Segmentation in Video Sequence by GMM: a Comparative Analysis," *Computer Graphics and Image Processing*, pp. 357-364, 2006.
- [20] 박장한, 이재익, "적외선 영상에서 배경 모델링 기반의 실시간 객체 탐지 시스템," *대한전자공학회 논문지*, vol. 46, no. 4, pp. 102-109, 2009.

저 자 소 개



박 종 현(정회원)
1995년 목포대학교 전자공학과
학사 졸업.
1997년 목포대학교 전자공학과,
석사 졸업.
2001년 목포대학교 전자공학과,
박사 졸업.

2004년~2006년 University of Southern
California, Post-Doc.

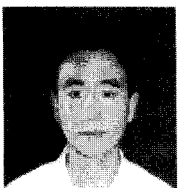
2006년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부
연구교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 의료영상처
리, 유비쿼터스 컴퓨팅>



이 귀 상(종신회원)
1980년 서울대학교 전기공학과
학사.
1982년 서울대학교 전기계산기
공학과 석사.
1991년 pennsylvania 주립대학
전산학 박사.

1984년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학과 교수
<주관심분야 : 멀티미디어통신, 영상처리 및 컴퓨
터비전, 임베디드 시스템>



Nguyen Dinh Toan(학생회원)
2005년 Received the B.S. degree
in information Technology
from Vietnam National
Unviersity Ho Chi Minh
City, University of
National Science.

2008년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부
박사과정

<주관심분야 : 비디오코딩, 유비쿼터스 컴퓨팅>



조 완 현(정회원)
1977년 전남대학교 수학교육과
학사 졸업.
1981년 전남대학교 수학교육과
석사.
1988년 고려대학교 통계학과
박사.

1983년~현재 전남대학교 통계학과 교수
<주관심분야 : 의료영상처리, 자연영상분할 및 개
체인식>



박 순 영(정회원)
1982년 연세대학교 전기공학과
학사.
1984년 연세대학교 전자공학과
석사.
1989년 State University of New
York 전기및컴퓨터공학과
박사.

1990년~현재 목포대학교 정보전자공학과 교수

<주관심분야: 영상 및 비디오처리, 컴퓨터비전 >