

## 적응적 가우시안 혼합 모델을 이용한 불법주정차 무인단속시스템

염성관<sup>1</sup> · 신성윤<sup>2\*</sup> · 신광성<sup>3</sup> · 박상현<sup>4</sup>

### Unmanned Enforcement System for Illegal Parking and Stopping Vehicle using Adaptive Gaussian Mixture Model

Sungkwan Youm<sup>1</sup> · Seong-Yoon Shin<sup>2\*</sup> · Kwang-Seong Shin<sup>3</sup> · Sang-Hyon Pak<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Associate professor, Dept. of Information & Communication Engineering, Wonkwang University, 54538 Korea

<sup>2\*</sup>Professor, Dept. of Computer Information Engineering, Kunsan National University, 54150 Korea

<sup>3</sup>Associate professor, Dept. of Digital Contents Engineering, Wonkwang University, 54538 Korea

<sup>4</sup>CEO, Management Support Team, DICS Vision, 54172 Korea

#### 요 약

최근 스마트 도시를 구축하기 위해 무인 차량 관제 시스템의 보급이 활성화 되고 있다. 본 논문은 적응적 배경영상 모델링 방법을 이용한 불법주정차 무인단속시스템에 관한 것으로서, 적응적 가우시안 혼합 모델로 배경 영상을 모델링할 때, 이동 물체의 상황 변화에 따라 전역적으로 배경 영상을 업데이트하거나 국소적으로 배경 영상을 업데이트하는 방법에 대해 기술한다. 특히, 이동 물체가 배경 영상에 미치는 영향을 최소화하는 방법과 배경 영상을 정확하게 업데이트하기 위한 방법을 제안한다. 본 논문에서는 시스템의 구현을 통해 제안하는 시스템이 이동하고 있는 물체 또는 정지상태의 물체를 신속하고 정확하게 구분할 수 있음을 증명하였다.

#### ABSTRACT

As the world is trying to establish smart city, unmanned vehicle control systems are being widely used. This paper writes about an unmanned parking control system that uses an adaptive background image modeling method, suggesting the method of updating the background image, modeled with an adaptive Gaussian mixture model, in both global and local way according to the moving object. Specifically, this paper focuses on suggesting two methods; a method of minimizing the influence of a moving object on a background image and a method of accurately updating the background image by quickly removing afterimages of moving objects within the area of interest to be monitored. In this paper, through the implementation of the unmanned vehicle control system, we proved that the proposed system can quickly and accurately distinguish both moving and static objects such as vehicles from the background image.

**키워드** : 배경영상, 배경업데이트, 적응적 가우시안 혼합모델, 주차단속시스템, 전경영상

**Keywords** : Background image, Image update, Adaptive gaussian mixture model, Illegal parking, Foreground image

Received 11 March 2021, Revised 13 March 2021, Accepted 15 March 2021

\* Corresponding Author Seong-Yoon Shin(E-mail:s3397220@kunsan.ac.kr, Tel:+82-63-469-4860)

Professor, Department of Computer Information Engineering, Kunsan National University, 54150 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.3.396>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서 론

지정된 지역을 카메라로 촬영하여 이동 물체를 감지하기 방법에 있어서, 지정된 지역의 배경영상에서 현재 영상을 차분하여 이동 물체의 출현에 따른 전경영역을 추출하여야 한다. 이 과정에서 전경영역을 누락 없이 추출하려면, 정확한 배경영상의 획득이 필연적으로 요구된다. 아울러, 배경 영상의 변화를 반영하기 위해 매 프레임별로 변화되는 배경의 변화에 적응하여 배경영상을 정확하게 실시간 업데이트하는 것도 중요하다. 배경영상의 획득방법으로서 그림자나 하이라이트와 같이 밝기 변화에도 적절히 대처할 수 있는 적응적 가우시안 혼합 모델(AGMM: Adaptive Gaussian Mixture model) 방법이 있다[1].

적응적 가우시안 혼합 모델은, 연속적으로 입력받는 영상 프레임에 의해서 각 화소별로 나타나는 화소값을 가우시안 분포로 모델링하고, 모델링된 가우시안 분포의 평균 및 공분산에 따라 물체의 출현 여부를 판단하며, 여기서, 현재 프레임의 화소값이 가우시안 분포의 평균값으로부터 벗어난 정도를 공분산값을 기준으로 확인하여 물체에 의한 화소인지 아니면 배경의 변화에 따른 화소인지를 감지한다. 그리고, 적응적 가우시안 혼합 모델은 매 프레임이 입력될 때마다 가우시안 분포의 평균 및 공분산을 업데이트한다. 이에 따라, 적응적 가우시안 혼합 모델방법은 배경의 밝기 변화에 적절히 대처하며 물체의 출현을 확률적으로 정확하게 감지할 수 있다. 하지만, 이러한 적응적 가우시안 혼합 모델은, 이동 물체가 지정된 지역을 통과할 경우에 이동 물체에 의한 화소값의 영향이 적고 이동 물체가 사라진 후에 그 영향도 없어지므로 이동 물체의 통과에 대해 유효하게 적용하지만, 이동 물체가 지정된 지역에 오랫동안 멈출 경우에는 이동 물체에 의한 화소값이 가우시안 분포에 크게 작용하여 배경 영상으로서 정확하게 모델링되지 아니하는 문제점을 갖는다[2, 3].

더욱이, 멈춘 물체가 다시 이동할 경우에는 멈춘 위치에 대응되는 화소의 가우시안 분포에 물체의 화소값에 의한 영향이 크게 작용한 상태에서 물체가 이동 후에 장시간 업데이트해야만 원래의 배경으로 모델링할 수 있는 단점을 갖는다. 따라서 적응적 가우시안 혼합 모델로 배경 영상을 모델링하려면 감지 지역에서 물체가 오랫동안 멈추었다가 이동하더라도 신속하게 실제 배경으

로 업데이트하는 방식이 요구된다. 한편, 불법주정차 단속은 도로 상의 불법주정차 단속영역을 촬영하여 규정 시간 이상으로 멈춘 차량을 감지하고 단속하는 것으로서, 단속영역으로 돌입하는 차량이 많더라도 차량에 의한 배경 영상의 오류를 최소화해야한다. 특히, 단속영역에서 주정차한 차량을 감지하는 것이므로, 주정차한 차량에 의한 잔상의 영향을 배경 영상에서 신속하게 제거해야한다. 아울러, 배경 영상의 업데이트 과정에서 얻는 정보를 활용하여 주정차한 차량을 감지하는 것이 바람직하다. 또한, 불법주정차 단속은 도로상에 서로 떨어진 복수의 단속영역들이 지정되더라도, 하나의 카메라로 감지 가능하게 하여 비용적 어려움을 해소하고, 단속영역만을 신호처리하여 신속하게 전경영상을 감지하는 것이 바람직하다.

T. Bouwmans 등은 배조명등 가변성에 강한 배경 모델링 기법을 제안하였으며[4], Y. Wang등과 E. López-Rubio 등은 심층신경망을 이용하여 이미지특성을 효과적으로 학습할 수 있도록 하고, 동적인 배경에서 입력 분포가 고정되지 않는 환경에서 비지도학습모델을 적용하여 견고한 배경모델링을 구현하였다[5-6].

또한 K. Yun 등은 배경의 움직임과 전경의 움직임, 조명 변화 등을 변수로 하는 적응적배경모델을 구축하였다[7-10].

본 논문의 목적은, 감시할 관심영역 내에서 이동 물체의 이동 상황에 맞게 배경 영상을 모델링하여서 멈추었다가 이동하는 물체의 잔상을 신속하게 제거함으로써 배경 영상을 정확하게 모델링할 수 있는 적응적 배경영상 모델링 방법을 제공하는 것이다. 본 논문의 다른 목적으로 차량의 이동 상황에 대해 대처한 배경 영상에 근거하여 주정차 차량을 정확하고 신속하게 감지하고, 배경 영상의 모델링과정에서 얻는 정보를 활용하며, 아울러, 하나의 카메라로 복수의 단속영역을 감지할 수 있는 불법주정차 무인단속방법 및 불법주정차 무인단속시스템의 알고리즘으로 활용될 수 있다.

본 논문의 구성은 2장에서 제안하는 알고리즘인 선택적 적응적 가우시안 혼합 모델의 전체 시스템 구성과 동작 방법에 대해서 설명하고, 3장에서 제안하는 시스템의 요소기술인 적응적 가우시안 혼합 모델과 적응적 배경영상 모델링에 대해서 설명한다. 그리고 4장에서 실험결과에 대해서 서술하고 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 무인 단속시스템의 구성 및 동작

물체가 나타나는 전경영역의 위치 및 시간 이력을 이력관리모듈에 저장·관리함과 동시에 카메라로 촬영되는 영상에 대하여 배경영역과 전경영역을 업데이트하는 하는 방법과 전역적으로 업데이트하면서 모델링하는 적응적 배경영상 모델링 방법에 있어서, 카메라로 촬영하여 얻는 영상의 초기 연속 프레임에서 각 화소별 가우시안 분포에 따른 평균 및 공분산을 산출하여 배경영상에 대한 화소별 가우시안 모델을 초기화하는 가우시안 모델 초기화단계; 화소별 가우시안 모델에 근거하여 초기화단계 이후의 영상 프레임에서 물체에 의한 전경영역을 추출하는 전경영역 추출단계, 추출한 전경영역의 위치 및 시간 이력을 이력관리모듈로 관리하고, 이력에 근거하여 전경 영역의 이동 또는 정지를 감지하는 상황 인지단계, 전경 영역이 추출되지 않을 경우 및 추출된 전경 영역이 이동 중인 경우에 배경의 전역에 대한 화소별 가우시안 모델을 업데이트하고, 추출된 전경영역이 미리 설정된 시간 이상으로 정지하였다가 이동하면, 정지하였던 영역에 대한 가우시안 모델을 현재 화소값으로 초기화하는 배경 업데이트 단계를 포함하여 이루어짐을 특징으로 한다. 상기 배경 업데이트단계는, 추출되는 전경영역이 미리 설정된 시간 이상으로 정지한 경우에 정지한 전경영역의 화소들에 대한 가우시안 모델을 현재 추출된 전경영역의 화소값으로 초기화함을 특징으로 한다.

### 2.1. 적응적 가우시안 혼합 모델

본 논문의 실시 예를 설명하기에 앞서서, 적응적 가우시안 혼합 모델(Adaptive Gaussian Mixture Model)에 대해 설명한다. 적응적 가우시안 혼합 모델은, 연속적으로 촬영되는 영상의 프레임에서 각각의 화소에 대해 화소값의 분포를 가우시안(Gaussian) 확률 분포로 모델링하며, 이 때, 화소별 가우시안 모델의 파라미터인 평균 및 공분산을 매 프레임마다 업데이트 한다. 여기서, 화소별로 하나의 가우시안 분포를 사용할 수도 있지만, 통상 3~5로 지정되는 n 개의 가우시안 분포를 사용하는데, 이는 최근 관찰한 분포를 나타내는 각각의 화소값을 근사화하기 위함이다. 이에 대해 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 먼저, 어떤 시간에서 화소 {x,y}의 화소값에 대한 통계적 정보를

$$\{X_1, X_2, \dots, X_t\} = \{I(x, y, i) : 1 \leq i \leq t\} \quad (1)$$

로 가정한다. 여기서,  $I$ 는 입력되는 영상이고,  $X_1, X_2, \dots, X_t$ 는  $K$  가우시안 모델이며, 시간  $t$ 에서  $X_t$ 의 값을 갖는 입력영상의 화소에 대한 확률은

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \cdot \eta(X_t, \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) \quad (2)$$

로 추정된다. 여기서,  $K$ 는 각 화소별 가우시안 모델의 개수이고, 시간  $t$ 에서  $i$ 번째 가우시안 혼합 모델의 평균과 공분산(covariance) 행렬을  $\mu_{i,t}$ 와  $\sum_{i,t}$ 로 표시하였으며,  $\eta$ 는 가우시안 확률밀도함수(Gaussian probability density function)로써,

$$\eta(X_t, \mu, \sum) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\sum|^{1/2}} \cdot e^{-(1/2) \cdot (X_t - \mu)^T \sum^{-1} (X_t - \mu)} \quad (3)$$

으로 구한다. 여기서,  $\omega_{i,t}$ 는 시간  $t$ 에서  $i$ 번째 가우시안 모델의 가중치(weight)로서,

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha) \cdot \omega_{i,t-1} + \alpha \cdot (M_{i,t}) \quad (4)$$

로 구한다. 여기서,  $\alpha$ 는 학습율로서 이 값이 크면 기존에 구축된 모델이 새로 입력되는 영상에 의해서 빠르게 변경되고 이 값이 작으면 천천히 변경되므로, 사용자가 적절한 값으로 지정한다. 또한,  $M_{i,t}$ 는 화소값이 가우시안 모델에 정합되면 1, 그렇지 아니한 다른 가우시안 모델들은 0의 값을 갖는다. 그리고 평균  $\mu_t$ 와 공분산  $\sigma_t^2$ 은

$$\begin{aligned} \mu_t &= (1 - \rho) \cdot \mu_{t-1} + \rho \cdot X_t \\ \sigma_t^2 &= (1 - \rho) \cdot \sigma_{t-1}^2 + \rho \cdot (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t) \\ \rho &= \alpha \cdot \eta(X_t | \mu_t, \sigma_t) \end{aligned} \quad (5)$$

로 구한다. 한편, 상기 계산식은, RGB화소값 들이 서로 독립적인 분산을 갖는다는 전제하에 이루어지며, 이에 따라 공분산 행렬  $\sum_{k,t}$ 는 단위행렬  $I$ 를 이용하여  $\sum_{k,t} = \sigma_k^2 \cdot I$ 와 같은 형태를 갖는다. 그리고  $K$ 개의 가우시안 분포들은  $\omega/\sigma$ 의 값들을 통하여 정렬되며, 첫 번째 분포  $B$ 가 배경 모델로 사용된다. 이때의  $B$ 는

$$B = \operatorname{argmin} \left( \sum_{i=1}^b \omega_i > T \right) \quad (6)$$

로 결정된다. 여기서, 임계값  $T$ (threshold)는 배경 모델로부터 구해진 모든 가중치중의 최솟값이다. 위에서 설명한 적응적 가우시안 혼합 모델은, 통계적 방법에 의하여 현재 화소와 대응되는 배경 화소가 얼마나 유사한가에 따라 현재 화소를 배경으로 할 것 인지 아니면 이동 물체의 출현으로 인한 전경영역의 화소로 할 것인지를 판단할 수 있게 한다. 이에 따라, 적응적 가우시안 혼합 모델을 배경 영상으로 활용하면 노이즈의 영향을 덜 받으면서 밝기변화에 잘 적응하여 물체를 감지할 수 있으며, 감시 대상 영역을 이동 물체가 지나갈 경우에도 이동 물체에 의한 영향이 일시적으로 배경영상에 잔존하지만 그 영향이 적고, 더욱이, 이동 물체가 지나간 후에는 실제 배경 영상에 의해서 잔존하던 영향도 서서히 사라지게 된다. 또한,  $n$  개의 가우시안 분포에 대한 가중치도 학습시키면서, 각 가우시안 분포의 평균 및 공분산을 학습하므로, 단일 가우시안 분포로 모델링할 때보다 감시대상 영역의 실제 배경영상 변화에 유연하게 대처한다. 하지만, 적응적 가우시안 혼합 모델은 이동하던 물체가 감시대상 영역에 일정한 시간 이상으로 멈춰서면 그 영향이 커지고, 더욱이, 멈추었던 물체가 다시 이동하여 감시대상 영역에서 벗어나더라도 물체가 멈춰선 위치의 화소에 잔존한 영향이 서서히 줄어들게 되므로 물체가 사라진 실제 배경 영상으로 업데이트되는 데 소요되는 시간이 길어지는 문제점을 갖는다. 이러한 현상은 이후에 출현하는 물체를 감지하기 어렵게 한다.

## 2.2. 적응적 배경영상 모델링

적응적 배경영상 모델링 방법은, 관심영역 내에서 물체가 출현하여 통과하거나 아니면 정지하였다가 사라지더라도 모델링한 배경 영상을 실제 배경에 신속하게 적응한다. 상황인지 모델링부는, 카메라에서 촬영된 연속된 영상 프레임을 입력받아 가우시안 모델로 배경 영상을 획득하며, 이를 위해서, 지정된 개수의 초기 프레임으로 각 화소별 가우시안 분포에 따른 평균 및 공분산을 산출하여 가우시안 모델을 초기화하는 초기화함수, 가우시안 모델을 초기화한 이후에 입력받는 영상 프레임에서 가우시안 모델을 배경 영상으로 하여 물체에 의해 발생하는 전경영역을 추출하는 전경영역 추출함수, 전경영역이 추출되면 전경영역이 이동하는지 아니면 정지하는지의 상황을 인지하는 상황인지함수, 가우시안 모델의 초기화 과정 및 인지된 상황에 따른 가우시안

모델의 업데이트 과정을 수행하며 가우시안 모델을 배경 영상으로 하여 상기 전경영역 추출함수에서 전경영역을 추출하게 하는 배경 업데이트함수 및 추출된 전경영역의 추출위치, 전경영역의 시간적 이동 및 정지에 대한 이력을 관리하여 앞서 기술한 상황인지모델에서 상황 인지 시 활용되게 하는 이력관리함수를 포함하여 구성된다.

다음은 적응적 배경영상 모델링 방법에 대해 설명한다. 먼저, 카메라에서 촬영되는 영상을 연속 프레임으로 입력받는 상태에서 가우시안 혼합 모델을 초기화할 것 인지 판단한다. 통상 적응적 가우시안 모델로 배경 영상을 모델링 할 경우에 실제 배경 영상에 맞게 학습시키기 위해서 초기 입력받는 영상 중에 15~30 프레임을 사용하여 각 픽셀별 가우시안 혼합 모델을 학습시킨다. 즉, 상황인지 모델링부를 영상처리장치에 장착할 경우에, 초기에 가우시안 모델로 모델링 할 배경 영상을 학습하고 초기 학습 이후에는 학습된 가우시안 모델을 입력받는 영상으로 업그레이드하는 것이다. 여기서 초기화하기로 결정되면, 초기화함수는 초기 입력받는 영상의 프레임 중에서 미리 지정된 개수의 프레임을 입력받을 때까지 배경 업데이트모델로 가우시안 혼합 모델을 학습시키게 한다. 이와 같이 초기화되면 가우시안 혼합 모델의 각 화소별 가중치, 평균 및 공분산이 실제 배경영상에 맞게 산출되어 화소별 가우시안 혼합 모델을 초기화한다. 초기 영상 프레임으로 가우시안 혼합 모델을 학습한 이후에, 전경영역 추출 함수는 입력받는 영상 프레임에서 물체에 의한 전경영역을 배경영상으로 학습된 가우시안 혼합 모델에 근거하여 추출한다.

## III. 시스템 구현

제안하는 실시간 전경영역 취득 기능을 구현하기 위해서 OpenCV 라이브러리를 활용한 응용 프로그램을 작성하였다. 전경영역 검출 방법은 상황에 따라 배경을 업데이트하고 적응형 가우시안 혼합모델(AGMM)으로 프레임내의 객체를 검출한다. 관심영역내의 BG/FG 업데이트 속도가 상이하도록 적용하였다. BG/FG영역은 저속/고속 업데이트를 수행하도록 하였다. AGMM 배경업데이트 가중치(weight)를 BG/FG factor로 0~1로 설정할 수 있다. 여기서는 0.6으로 설정하여 배경 업데이

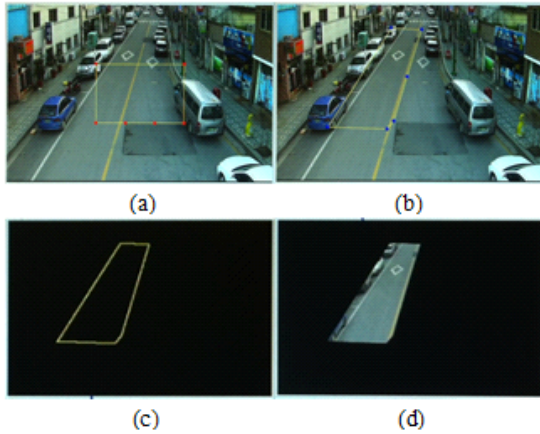


Fig. 1 Region of interest setting and background image processing

트를 빠르게 수행하는 것을 확인하였다. 제거된 관심객체가 이동시 잔상을 신속하게 제거하고 연산량을 최소화하기 위해 배경 업데이트를 고속으로 수행한다. 그리고 정확한 객체를 추적하기 위해 검지객체에 포함된 그림자 영역제거기능이 추가되었다. 관심영역 내에서 검지된 객체의 출현부터 퇴장까지 해당 검지객체의 좌표 정보를 통한 추적이 가능하다. 관심영역 내 검지객체의 MER을 표현하고 추적하였다. 관심영역 내에서 검지객체를 구성하는 픽셀 수는 50 pixel 이상이다. 전체 알고리즘의 처리 시간을 줄이기 위해 입력 영상내의 관심영역 영역만을 추출하고 해당 영역에 대해서 처리하고 있다. 하나의 영상 내에서 각 관심영역을 입력영상으로부터 추출하여 개별적 처리되는 다수의 관심영역을 포함하여 처리한다. 하나의 관심영역을 설정하기 위한 모서리(꼭짓점) 개수를 6개로 설정하였다. 입력영상(frame)에 검지 결과 출력을 위한 알고리즘의 처리시간으로 초당 처리 가능한 frame 수는 초당 5프레임 처리한다.

그림 1(a)과 같이 입력 영상에서 붉은 6개의 점이 나타나면 점을 이동 시켜 관심영역을 설정한다. 그림 위에 그림 1(b)와 같이 설정된 관심영역에 대해서 영역이 형성되고 해당 영상의 배경 영상이 나타난다. 그림 1(c)는 현재 인식하고 있는 전경영역을 나타내며 이를 현재 상태를 배경으로 간주하여 하얀 부분이 없어 전경이 나타나지 않는다. 그림 1(d)는 전체 화면에서 설정된 관심영역의 배경영상을 나타낸다. 해당 영상으로 초기화 된다.

#### IV. 실험결과

Table. 1 Results

Range	Item	Time
Background removal	GMM Background removal morphology calculation	≒ 30ms/Frame
pre-processing	Blob	≒ 0.1ms/Object
situation decision	Determine the current situation	≒ 0.1~0.2ms/Track×Object
object decision	object decision algorithm	by Feature calculation time
Position prediction	Predicting the next frame position	≒ 0.1ms/Track
post-processing	storing informaion & image	≒ 3~4ms/Frame
	displaying	≒ 0.1ms/Track
Total time required		≤ 0.5sec

제안하는 방법을 통해서 표1과 같은 결과를 달성하였다. 프레임당 30ms의 처리 속도, 그리고 전처리 객체당 0.1ms 현재 상황 결정은 트래킹 당 0.1, 그리고 Object를 곱한 시간이 된다. 그리고 다음 프레임 위치 예측은 트랙당 0.1ms 이다. 후처리는 프레임 당 3~4ms가 되었고 화면 표시는 0.1ms가 되었다. 전체 요구 시간은 0.5초 이내로 처리가 가능하였다.

#### V. 결론

본 논문은 적응적 가우시안 혼합 모델로 배경영상을 모델링함에 있어 이동물체의 상황변화에 따라 선택된 영역만 업데이트하며, 이에 따라 이동물체가 배경영상에 미치는 영향을 감소시켜 배경 영상을 정확하게 업데이트하며, 배경영상의 업데이트 과정에서 얻는 상황 변화에 따라 이동 물체를 감지하여 불법 주정차를 단속하는 적응적배경영상모델링 방법과 이를 이용한 불법주정차 무인단속방법 및 불법주정차 무인단속시스템에 관한 것으로서, 카메라로 촬영하여 얻는 영상의 초기 연속 프레임에서 각 화소별 가우시안 분포에 따른 평균 및 공분산을 산출하여 배경영상에 대한 화소별 가우시안 모델을 초기화하는 가우시안 모델 초기화단계, 화소별

가우시안 모델에 근거하여 초기화단계 이후의 영상 프레임에서 물체에 의한 전경영역을 추출하는 전경영역 추출단계, 추출한 전경 영역의 위치 및 시간 이력을 이력관리함수로 관리하고, 이력에 근거하여 전경 영역의 이동 또는 정지를 감지하는 상황 인지단계, 전경 영역이 추출되지 않을 경우 및 추출된 전경 영역이 이동 중인 경우에 배경의 전역에 대한 화소별 가우시안 모델을 업데이트하고, 추출된 전경영역이 미리 설정된 시간 이상으로 정지했다 이동하면, 정지했던 영역에 대한 가우시안 모델을 현재 화소값으로 초기화하는 배경 업데이트 단계로 이루어지는 적응적 배경영상 모델링 방법을 제안하였다. 그리고 시스템의 구현을 통해 제안하는 시스템이 이동하고 있는 물체 또는 정지상태의 물체를 0.5초의 처리속도로 신속하고 정확하게 구분할 수 있음을 증명하였다.

#### ACKNOWLEDGEMENT

“This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Science and ICT(2018R1D1A1B07050277).”

#### REFERENCES

[ 1 ] Z. Zivkovic, “Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction,” In *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2004*, IEEE, vol. 2, pp. 28-31, Aug. 2004.

[ 2 ] L. Yiyang, S. Longqing, Z. Yuanbing, and L. Yue, “Individual pig object detection algorithm based on Gaussian mixture model,” *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, vol. 10, no. 5, pp. 186-193, 2017.

[ 3 ] Z. Zhang, X. Zhang, K. Ichiji, Y. Takane, S. Yanagaki, Y. Kawasumi, and N. Homma, “Adaptive Gaussian Mixture Model-Based Statistical Feature Extraction for Computer-Aided Diagnosis of Micro-Calcification Clusters in Mammograms,” *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, vol. 13, no. 4, pp. 183-190, 2020.

[ 4 ] T. Bouwmans, C. Silva, C. Marghes, M. S. Zitouni, H. Bhaskar, and C. Frelicot, “On the role and the importance of

features for background modeling and foreground detection,” *Computer Science Review*, vol. 28, pp. 26-91, 2018.

[ 5 ] Y. Wang, Z. Yu, and L. Zhu, “Foreground detection with deeply learned multi-scale spatial-temporal features,” *Sensors*, vol. 18, no. 12, pp. 4269, 2018.

[ 6 ] E. Lopez-Rubio, M. A. Molina-Cabello, R. M. Luque-Baena, and E. Dominguez, “Foreground detection by competitive learning for varying input distributions,” *International journal of neural systems*, vol. 28, no. 5, pp. 1750056, 2018.

[ 7 ] K. Yun, J. Lim, and J. Y. Choi, “Scene conditional background update for moving object detection in a moving camera,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 88, pp. 57-63, 2017.

[ 8 ] X. Peng, X. Lu, S. Jiang, C. Li, and C. Pan, “A new background update algorithm for airborne camera in dynamic background,” In *2017 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, IEEE, pp. 644-648, Jul. 2017.

[ 9 ] S. Pei, L. Li, L. Ye, and Y. Dong, “A Tensor Foreground-Background Separation Algorithm Based on Dynamic Dictionary Update and Active Contour Detection,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 88259-88272, 2020.

[ 10 ] W. Zheng, K. Wang, and F. Y. Wang, “A novel background subtraction algorithm based on parallel vision and Bayesian GANs,” *Neurocomputing*, vol. 394, pp. 178-200, 2020.



**염성관(Sungkwan Youm)**

2001년 2월 : 고려대학교 전자공학과 (공학석사)  
2006년 2월 : 고려대학교 전자공학과(공학박사)  
2006년 3월 ~ 2015년 2월 : 삼성전자 책임연구원  
2015년 3월 ~ 2018년 2월 : 제주 한라대학교 조교수  
2018년 3월 ~ 현재 : 원광대학교 부교수  
※ 관심분야 : 사물인터넷, 빅데이터, 컴퓨터 통신, 인공지능



**신성윤(Seong-Yoon Shin)**

군산대학교 컴퓨터정보공학과 박사  
한국정보통신학회 국문지부회장  
군산대학교 컴퓨터정보공학과 교수  
※ 관심분야 : 멀티미디어 시스템 및 응용, 가상현실, 텔레메틱스



**신광성(Kwang-Seong Shin)**

2005.3 전북대학교 컴퓨터공학과 석사  
2014.3 군산대학교 컴퓨터정보공학과 박사  
2008.8-2018.2 군산대학교 컴퓨터정보공학과 겸임교수  
2018.3~현재 원광대학교 디지털콘텐츠공학과 부교수  
※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 인공지능



**박상현(Sang-Hyon Pak)**

2003.2 전북대학교 전자공학과 학사  
2011.8 군산대학교 정보통신전파공학 석사  
2009.1~현재 디스비전(주) 연구 소장  
2013.1~현재 디스비전(주) 대표 이사  
※ 관심분야 : 영상처리, 사물인터넷, 인공지능 기술과 응용