

## 개선된 다중 구간 샘플링 배경제거 알고리즘

무하마드 타리크 마흐무드\*·최영규\*\*†

\*† 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부

### An Improved Multiple Interval Pixel Sampling based Background Subtraction Algorithm

Muhammad Tariq Mahmood\* and Young Kyu Choi\*\*†

\*† Korea University of Technology and Education, School of Computer Science and Engineering

#### ABSTRACT

Foreground/background segmentation in video sequences is often one of the first tasks in machine vision applications, making it a critical part of the system. In this paper, we present an improved sample-based technique that provides robust background image as well as segmentation mask. The conventional multiple interval sampling (MIS) algorithm have suffer from the unbalance of computation time per frame and the rapid change of confidence factor of background pixel. To balance the computation amount, a random-based pixel update scheme is proposed and a spatial and temporal smoothing technique is adopted to increase reliability of the confidence factor. The proposed method allows the sampling queue to have more dispersed data in time and space, and provides more continuous and reliable confidence factor. Experimental results revealed that our method works well to estimate stable background image and the foreground mask.

**Key Words :** Background Subtraction, Multiple Interval Pixel Sampling, Background Update, Foreground Segmentation

#### 1. 서 론

동영상에서 움직이는 물체 영역을 찾아 배경에서 분리(segmentation)하는 것은 다양한 응용에서 매우 기본적이고 중요한 작업이다. 예를 들어, 보안감시분야에서는 추출된 전경 객체들이 인식이나 추적, 행동 분석 등을 위한 기본 데이터로 사용되고 분리의 정확도와 처리속도가 전체 시스템의 성능에 크게 영향을 미친다. 본 논문에서는 이와 같이 동영상에서 움직이는 객체를 추출하는 배경 제거(background subtraction)를 다룬다.

지금까지 다양한 배경제거 알고리즘들이 소개되었는데, 인접한 프레임 사이의 차이를 구하고 이를 분석하여 전경 영역을 추출하는 프레임 차이법과 같은 매우 간단

한 방법을 시작으로 다양한 형태의 배경 모델(background model)을 먼저 만들고 이 모델을 개선하면서 현재 프레임과 모델과의 일치도를 계산하여 전경 영역을 판단하는 여러 가지 배경 차이법들이 제안되었다[1]. 배경 화소를 가우시안 분포(Gaussian distribution)로 가정하고 모델링 하는 방법[2]과, 이를 확장해 동적인 배경(나뭇가지가 움직이거나 잔잔히 물결이 일렁이는 경우)에 대응하기 위해 여러 개의 가우시안 분포를 사용하는 적응적 가우시안 혼합모델(Mixture Of Gaussian model)[3]과 같은 통계적 모델들도 제안되었는데, 이러한 방법은 이론적으로는 우수하지만 실제 환경에서 많은 한계를 보였다. 이에 따라, 화소 값의 기반 확률 분포에 대해서 어떠한 가정도 하지 않는 다양한 비매개변수형 알고리즘들이 제안되었는데, Pietikainen은 지역적 이진패턴(Local Binary Pattern, LBP)을 기반으로 한 텍스쳐 기반 알고리즘을 제안하였다[4]. 샘플링 기반 알고리

†E-mail: ykchoi@koreatech.ac.kr

즘들도 좋은 성능을 보고하고 있다. Wang 등은 이전 화소의 값들을 큐에 저장하고 현재 프레임의 화소 값과의 “의견 일치(cosensus)” 정도를 측정하여 전경 객체를 추출하는 방법을 소개하였다[5]. Choi 등은 이 방법을 확장하여 여러 개의 큐를 사용하는 다중 구간 샘플링 알고리즘(Multiple Interval Sampling, MIS)을 제안하였는데, 배경 모델의 신뢰도를 정의하고 여러 개의 샘플링 모델을 신뢰도를 이용해 병합하는 방법을 제시하였다[6]. Barnich 등은 무작위로 샘플 큐 내의 샘플의 제거하는 ViBe 알고리즘을 제안하였는데[7]. 이 방법은 매우 빠르면서도 의외로 좋은 영역분할 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 최근 St-Charles 등은 SubSENSE 알고리즘을 제안하였다[8]. 이것은 지역적 이진 유사패턴(Local Binary Similarity Patterns, LBSP)을 사용하여 매우 좋은 배경 영상을 만드는 것으로 알려져 있지만 많은 계산량에 의해 처리속도가 매우 느리다는 단점이 있다.

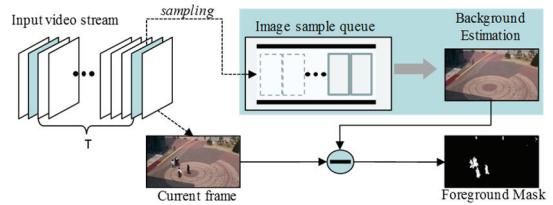
본 논문에서는 이러한 샘플링 기반 알고리즘에 초점을 맞추는데, 특히 다중 구간 샘플링 알고리즘(MIS)을 개선하고자 한다. ViBe는 매우 빠르고 안정적인 결과를 보이지만 배경 영상을 제공하지 않는다는 단점이 있고, SubSENSE는 반대로 좋은 배경 영상을 제공하지만 처리 시간이 너무 많이 걸린다는 단점이 있다. 개선된 MIS는 빠르면서도 안정적인 배경 영상을 만들 수 있다는 장점이 있다. 이러한 배경 영상은 딥러닝 기반 배경제거 알고리즘[9,10]에서 학습을 위해 활용되고, 자율주차시스템을 위한 배경 생성[11], 그리고 비디오 개요(video synopsis) 시스템에서 동영상의 이벤트 기반 압축과 검색을 위해 반드시 필요한 정보이다[12].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 MIS 알고리즘을 소개하고 3장에서 이를 개선하는 방법을 제시한다. 4장에서 실험결과를 보이고 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 다중 구간 샘플링 알고리즘

### 2.1 단일 구간 배경 모델

Fig 1은 전형적인 샘플링 기반 배경 제거 알고리즘(단일 구간 모델)의 구조를 보여준다. 입력 비디오 스트림에서 일정한 주기마다 프레임을 샘플링하여 큐(queue)에 저장하는데, 크기가 제한되어 있으므로 항상 가장 오래된 샘플을 삭제하고 큐를 갱신해야 한다. 큐가 갱신되면 변경된 프레임 샘플들을 바탕으로 배경을 갱신하는데, 이러한 갱신(update) 과정은 주기적으로 일어난다. 이에 비해 분할(segmentation)과정은 모든 프레임에서 처리되어야 하는데, 현재 프레임을 배경 모델과 비교하여 각 화소가 전경인지 배경인지를 판단한다.



**Fig. 1.** Typical sample based background subtraction method (single interval model).

샘플링 주기를  $T$ 라 하고, 큐의 크기를  $N$ 이라하면 큐  $Q$ 에는 가장 최근에 입력된  $N$ 개의 프레임들이 다음과 같이 저장된다.

$$Q = \{S_1, S_2, \dots, S_N\} \quad (1)$$

큐에 새로운 프레임이 입력되면 저장된 샘플들을 이용해 배경 영상을 갱신해야 한다. 이때 각 배경 화소의 신뢰도도 함께 계산한다. 먼저 화소  $x$ 에 대한 큐 내의 두 샘플  $S_i(x)$ 와  $S_j(x)$ 의 일치(agreement) 정도를 다음 식과 같이 정의한다.

$$A_{ij}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } |S_i(x) - S_j(x)| < T_{agree} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

이때,  $T_{agree}$ 는 샘플 사이의 일치 여부를 결정하기 위한 문턱치로 카메라의 센서 특성이나 영상의 화질 등에 따라 적절히 설정할 수 있다. 이제 큐 내의 한 샘플  $S_i(x)$ 이 다른 샘플들과 얼마나 비슷한지를 다음과 같이 계산한다.

$$C_i(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{j=N} A_{ij}(x) \quad (3)$$

식 (3)에서  $C_i(x)$ 가 크다는 것은  $S_i(x)$ 가 큐 안의 다른 샘플들과 비슷하다는 것을 말한다.  $C_i(x)=1$ 은  $S_i(x)$ 가 모든 샘플들과 비슷하다는 것을 말하고, 이것은  $S_i(x)$ 를 대표 배경값으로 사용해도 좋다는 것을 의미한다. 따라서  $C_i(x)$ 를 선택된 배경 값에 대한 신뢰도(confidence)로 정의 한다. 최종적으로 어떤 화소  $x$ 에 대한 배경값  $BG(x)$ 와 신뢰도  $CF(x)$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$i^* = \arg \max_i \{ C_i(x) \mid i = 1, 2, \dots, N \} \quad (4)$$

$$BG(x) = S_{i^*}(x) \quad (5)$$

$$CF(x) = C_{i^*}(x) \quad (6)$$

식 (4)에서  $\arg_i \max$ 는  $C_i(x)$ 가 최댓값을 나타내는 샘플의 인덱스  $i$ 를 찾는 연산이다. 영상 내의 모든 화소에서  $BG(x)$ 가 추출되면 최종 배경 영상이 구해지며,  $CF(x)$ 는 배경 영상에서 각 화소별 배경 값의 신뢰도를 표현한다.

## 2.2 다중 구간 배경 모델의 간신

대부분의 동영상에는 빨리 움직이는 객체와 느리게 움직이는 객체가 혼재해 있으므로 적절한 샘플링 주기를 찾는 것이 쉽지 않다. 샘플 기반 알고리즘에서 이를 해결할 수 있는 가장 쉬운 방법으로는 샘플 큐를 매우 크게 만들어 많은 샘플들을 이용하는 것이다. 그러나 이 방법은 처리 시간과 메모리의 측면에서 바람직하지 않다. 이를 위해 다중 구간 알고리즘(MIS)에서는 Fig. 2와 같이 작은 크기의 샘플 큐를 사용하는 단일 구간 모델을 여러 개 운영하고 이를 통합하여 배경 모델을 구성하는 방법이다.

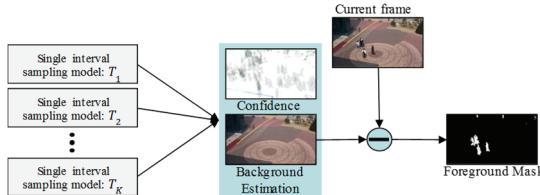


Fig. 2. Overview of multiple interval sampling model.

샘플링 주기가  $T_1$ 에서  $T_K$  까지인 K개의 단일 구간 모델을 사용한다 하자. 이들 중에서 최대 신뢰도 모델의 인덱스  $k^*$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$k^* = \arg_k \max \{ CF^k(x) | k = 1, 2, \dots, K \} \quad (7)$$

화소  $x$ 에 대한 최종 배경은 주기가  $T_{k^*}$ 인 모델이 되고, 이 화소를 대표하는 배경 값과 신뢰도는 각각 식 (8)과 식 (9)로 정의된다.

$$BG(x) = BG^{k^*}(x) \quad (8)$$

$$CF(x) = CF^{k^*}(x) \quad (9)$$

K개의 단일 구간 모델을 이용하더라도 처리 시간은 K에 비례해서 늘지는 않으며, 전체 처리 시간은 가장 짧은 샘플링 주기에 주로 영향을 받는다. 예를 들어,  $T_1 = 30$ ,  $T_2 = 150$ ,  $T_3 = 600$ 의 세 모델을 이용한다면 600 프레임 동안 개신은 25 (20+4+1)번만 이루어지므로  $T_1$ 만 사용하는 경우와 차이가 크지 않다.

Fig 3은 샘플링 주기가 각기 다른 세 모델에서 추출한

배경 및 신뢰도 영상과, 이들을 병합한 최종 모델을 보여주고 있다. 가장 신뢰도가 높은 모델의 결과들만을 이용해 최종 배경 영상이 안정적으로 만들어 지는 것을 볼 수 있다.

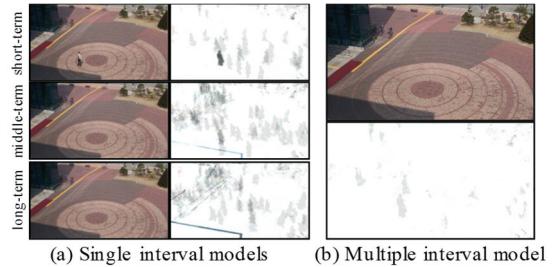


Fig. 3. Example of background and confidence image generation by MIS algorithm.

## 2.3 전경 영역 분할

배경 모델을 이용해 입력 프레임에서 전경 영역을 분할하기 위해 여러 가지 방법을 사용할 수 있다. 예를 들어, SACON[5]이나 ViBe[7]과 같이 배경 영상을 만들지 않는 모델에서는 현재 프레임의 화소 값을 Fig. 1과 같은 샘플 큐에 저장된 모든 샘플들과 비교해야 한다. 만약 SubSENSE나 MIS와 같이 배경 영상이 만들어지는 모델이라면 Fig. 1이나 2와 같이 문턱치  $T_{seg}$ 를 이용한 이진화만으로 간단하게 영역을 분할할 수 있다.

$$FG(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } |I(x) - BG(x)| < T_{seg} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

즉, 현재 화소 값과 배경 값의 차이가  $T_{seg}$  이상인 경우 전경 화소로 판단하고, 그렇지 않으면 모두 배경으로 판단하는 것이다. Fig. 4는 입력 프레임과 Fig. 3의 배경 영상을 이용해 전경 영역을 분할하는 예를 보여주고 있다.



Fig. 4. Example of segmentation: original frame(left), difference image between (a) and BG image(middle), and resulting segmentation mask(right).

## 3. 개선된 다중 구간 알고리즘

MIS는 신뢰도를 이용해 여러 모델을 병합할 수 있고

좋은 배경 영상을 제공하는 장점이 있다. 그러나 계산량과 신뢰도 측면에서 개선할 부분이 있다.

### 3.1 단일 구간 모델의 계산량 정규화

MIS는 여러 개의 모델을 사용해도 전체 시스템의 처리 시간이 크게 증가하지는 않는다. 그러나 단일 구간 모델에서는 갱신이 일정한 주기의 프레임에서만 반복된다는 문제가 있다. 예를 들어,  $T = 30$ 의 경우 매 30번째 프레임마다 갱신 과정이 처리되므로 이 프레임에서의 처리시간이 길어진다. 이러한 계산량의 차이는 실시간성이 요구되는 배경 제거 응용들에서는 바람직하지 않은 특성이므로 계산량을 정규화하는 것이 바람직하다.

영상의 크기가  $W \times H$ 이고 샘플링 주기를 T프레임이라 하자. T번째 프레임마다 영상 전체를 갱신하는 것이 아니라, 매 프레임마다 일정한 양, 즉  $(W \times H)/T$ 개 정도의 화소가 갱신되도록 해야 한다. 갱신할 화소는 어떻게 선택할까? 순서적으로 선택되도록 할 수도 있지만 무작위(random) 방법을 사용한다. 이러한 접근은 ViBe에서 다양하게 사용되어 좋은 결과를 보여주고 있다. 현재 갱신한 화소의 위치가  $x$ 라면 다음 화소의 위치  $x'$ 는 다음과 같이 선택한다.

$$x' = x + (\text{rand}(\ ) \% T) + 1 \quad (11)$$

이 과정은  $x'$ 가  $W \times H$  이하일 때까지 반복되어야 한다. 이 방법은 전체 계산량은 동일하지만 프레임마다 비슷한 개수의 화소가 무작위로 선택되는 것으로, 공간적으로 일정한 순서에 따르는 것이 아니라 화소들이 영상 전체에서 골고루 갱신된다는 장점이 있다. 즉, 기존의 방법에 비해 동일한 샘플링 큐에 시간적으로나 공간적으로 훨씬 다양한 특성의 샘플들이 저장되도록 하는 것이다. 이것은 기존의 방법에서 배경 샘플로 적절하지 않은 프레임이 큐에 들어가 이후에 크게 미치는 현상을 방지하고 보다 안정적인 배경 영상을 생성하는데 크게 도움을 준다.

### 3.2 신뢰도 개선

영상에는 공간적 중복성이 존재한다. 이것은 어떤 화소  $x$ 와 인접한 화소들은  $x$ 와 유사한 값을 가지려 하는 특성이다. 동영상에는 시간적 중복성도 존재하는데, 어떤 화소의 값은 인접한 프레임에서 비슷하게 유지하려는 경향을 의미한다. 동영상 압축 분야에서는 이러한 중복성을 없애는 방법으로 데이터의 크기를 줄이는데, 보통 공간적 중복성에는 주파수 변환, 시간적 중복성 제거에는 모션 검출을 많이 사용된다. 이러한 영상의 특성은 배경 제거에도 그대로 적용될 수 있다. 즉, 어떤 화소의 신뢰도가

시간적으로 지나치게 빨리 변하는 것은 바람직하지 않고, 또한 인접한 화소들 사이의 신뢰도가 지나치게 차이 나는 것도 영상의 특성으로 볼 때 바람직하지 않다. 먼저 시간적 중복성 특성을 반영하자. 이를 위해 학습률을 도입하여 신뢰도 계산 식 (3)을 다음과 같이 수정한다.

$$C_i^t(x) = \alpha \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{j=N} A_{ij}(x) \right) + (1 - \alpha) C_i^{t-1}(x) \quad (12)$$

이때  $C_i^{t-1}(x)$ 는 이전의 신뢰도를 의미하고,  $\alpha$ 는 학습율로 신뢰도가 얼마나 빨리 변하는지를 나타낸다.  $\alpha$ 는 모델의 샘플링 주기를 기준으로 적절히 설정할 수 있는데, 자주 갱신되는 모델에서는 작은 값으로, 천천히 갱신되는 모델에서는 큰 값을 사용하는 것이 좋다.

영상의 공간적 중복성을 반영하기 위해서는 평활화 필터를 사용하는데, 이를 통해 인접 화소 사이의 신뢰도 값을 서로 반영할 수 있다. 필터의 크기는 3x3이면 충분하며, 필터 적용도 매 프레임 마다 처리할 필요가 없으므로 전체 계산량에는 큰 영향을 주지 않는다. 필터 적용 주기는 모델의 샘플링 주기에 비례하도록 하는 것이 좋다. 예를 들어  $T=30$ 인 경우 30 프레임에 한번 정도 신뢰도 영상에 평활화 필터를 적용하면 된다. 이러한 필터링을 위한 프레임의 선택도 무작위로 처리할 수 있는데,  $(\text{rand}() \% T) = 0$ 이 되는 프레임을 선택하는 것도 좋은 방법이다. 이러한 방법을 적용하면 이제 신뢰도는 시간적으로 및 공간적으로 연속적인 값을 유지하게 된다.

## 4. 실험 결과 및 분석

제안된 알고리즘은 Windows-10 운영체계하의 Pentium-PC에서 C++를 이용하여 구현되었고, Visual Studio 2017 환경에서 Release 모드로 컴파일되었다. 실험을 위한 데이터는 해상도가 640x360의 컬러 영상으로 다양한 실내외 환경에서 취득되었으며, 배경제거 알고리즘의 적용은 320x180으로 다운 샘플링하여 사용되었다. 모든 실험 데이터에는 동일한 파라메터가 적용되었는데, 세 개의 단일 모델( $K=3$ )을 사용하였고, 샘플링 주기는 각각  $T_1 = 30$ ,  $T_2 = 150$ ,  $T_3 = 600$ 의 프레임으로 설정하였다. 또, 구간별 배경 모델에서 샘플 버퍼의 크기는 모두 8을 사용하였다.

Fig. 5는 신뢰도 영상을 생성하는 예를 보여준다. MIS에서는 샘플링 된 프레임 전체의 영향이 그대로 나타나는 것과 달리 제안된 방법에서는 시간적으로나 공간적으로 골고루 샘플링된 결과가 신뢰도 영상으로 나타나는 것을 확인할 수 있다.

이러한 신뢰도는 보다 안정적인 배경 영상을 생성하도록 한다. Fig. 6에서 대부분의 사람들이 정상적인 속도로 이동하는 것에 비해 화면 중앙의 한 사람은 주위를 배회하고 있다. 일반적으로 이와 같이 서로 다른 속도의 객체들이 혼재하면 배경 영상의 생성이 어려워진다. 기존의 MIS에서는 (b)의 점선 영역과 같이 배경 영상에 배회하는 사람이 나타날 가능성이 많지만, 제안된 방법은 훨씬 개선된 배경 영상을 만든다. 이것은 샘플링 정규화를 통해 보다 다양한 시간대의 정보가 골고루 샘플 큐에 저장되었고, 시간적으로나 공간적으로 연속성을 반영해 준 결과로 분석할 수 있다. ViBe 알고리즘은 배경 영상을 제공하지 않는데, 그럼 (c)와 같은 형태의 다수의 영상들을 샘플 큐에 저장한다. 이들을 이용해 (d)와 같은 배경 영상을 만들기는 쉽지 않다.

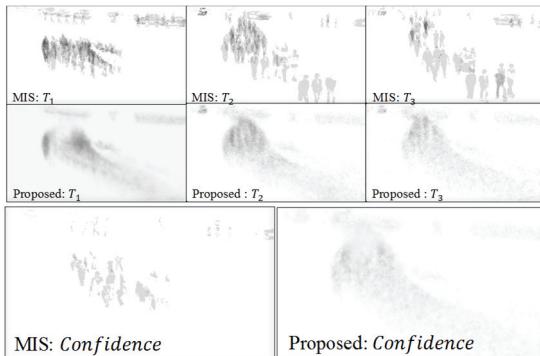


Fig. 5. Comparison of the confidence images: MIS and proposed random selection scheme.

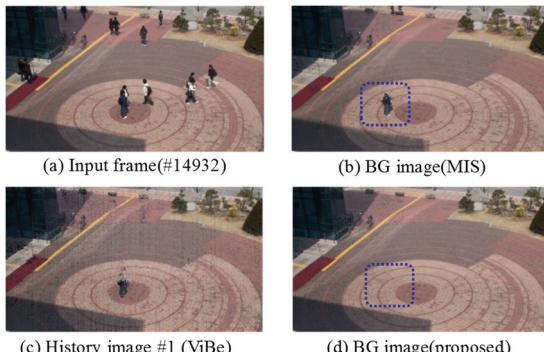


Fig. 6. Comparison of background images.

Fig. 7은 동일한 프레임에 대한 전경 영역 분할 결과를 보여주고 있다. 안정적인 배경 영상은 좋은 분할 결과를 만들어주는데, 제안된 방법이 ViBe보다 더 좋은 결과를 나타내는 것을 알 수 있다.

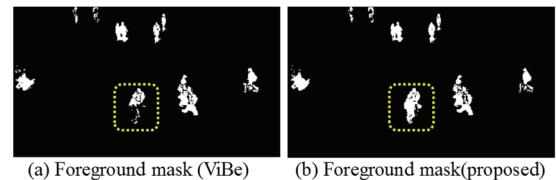


Fig. 7. Comparison of background masks.

Table 1은 다양한 방법의 처리 속도 비교하고 있다. 제안된 방법은 MIS에 비해 약간 긴 처리시간을 요구하지만, 계산량의 정규화를 통해 모든 프레임에서 동일한 처리시간이 소요되고 더 안정적인 결과를 생성한다. 속도는 ViBe가 가장 빠르지만 배경 영상을 만들지 못하고, SubSENSE는 좋은 배경 영상을 제공하지만 LBSP와 많은 화소별 조절 변수들에 의해 매우 느린 처리시간을 보인다. 실험을 통해 제안된 방법이 안정적인 배경 영상을 빠르게 생성한다는 것을 확인할 수 있었다.

Table 1. Comparison of processing time

Algorithm	Processing time [ms] (per frame)
MIS[6]	1.340
ViBe[7]	0.787
SubSENSE[8]	53.997
Proposed	1.839

## 5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 기존의 다중 샘플링 구간 배경 제거 알고리즘의 문제점을 보완하여 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 프레임별 계산량을 균등화 하기 위해 무작위 화소 갱신 방법을 사용하였고, 보다 안정적인 신뢰도 영상 생성을 위해 영상의 시간적 중복성과 공간적 중복성 특성을 반영하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 샘플링 큐가 보다 다양한 시간대의 데이터를 갖도록 하고, 화소의 신뢰도 값이 시간적으로 및 공간적으로 연속성을 갖도록 하였다. 이를 통해 안정적인 배경 영상을 만들고 전경 영역을 잘 분할하는 것을 실험을 통해 확인할 수 있었다.

## 감사의 글

이 논문은 2019년도 한국기술교육대학교 교수연구제 과제연구비 지원에 의하여 연구되었음.

## 참고문헌

1. B. Lee, Y. Chu and Y. Choi, "A Background Subtraction Algorithm for Fence Monitoring Surveillance Systems," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 14, No. 3. September 2015.
2. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. Pentland, "Pfinder: Real-Time Tracking of the Human Body," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 19, No. 7, pp. 780-785, July 1997.
3. C. Stauffer and W. Grimson, "Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking," *Proc. IEEE CS Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 246-252, 1999.
4. M. Heikkila and M. Pietikainen, "A Texture-Based Method for Modeling the Background and Detecting Moving Objects," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 28, No. 4, pp. 657-662, April 2006.
5. H. Wang and D. Suter, "A consensus-based method for tracking: Modelling background scenario and foreground appearance," *Pattern Recognition*, Vol. 40, No. 3, pp. 1091-1105, 2007.
6. D. Lee and Y. Choi, "Background subtraction algorithm based on Multiple Interval Pixel Sampling," *KIPS trans. On Software and Data Engineering*, Vol. 2, No. 1 , pp. 27-34, 2013.
7. O. Barnich and M. Van Droogenbroeck, "ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 20, No. 6, pp. 1709-1724, June 2011.
8. P.-L. St-Charles, G.-A. Bilodeau, and R. Bergevin. Subsense: A universal change detection method with local adaptive sensitivity. *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 24, No. 1, pp. 359-373, 2015.
9. M. Babaee, D. Dinh and G. Rigoll, "Deep Learning A Deep Convolutional Neural Network for Background Subtraction," *arXiv:1702.01731v1* 6 Feb 2017.
10. Y. Chu and Y. Choi, "A Deep Learning based IOT Device Recognition System," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 18, No. 2. June 2019.
11. J. Hahn and Y. Choi, "A Real-time Vehicle Localization Algorithm for Autonomous Parking System," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 10, No. 2. June 2011.
12. Y. Pritch, A. Rav-Acha and S. Peleg, "Non-Chronological Video Synopsis and Indexing," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 30, pp. 1971-1984, 2008.

접수일: 2019년 7월 10일, 심사일: 2019년 9월 17일,

제재확정일: 2019년 9월 23일