

다중 구간 샘플링에 기반한 동적 배경 영상에 강건한 배경 제거 알고리즘

이행기*·최영규**†

*수성대학교 방사선과, **†한국기술교육대학교 컴퓨터공학부

A Robust Background Subtraction Algorithm for Dynamic Scenes based on Multiple Interval Pixel Sampling

Haeng-Ki Lee* and Young Kyu Choi**†

*Suseong University, Department of Radiological Technology,

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

ABSTRACT

Most of the background subtraction algorithms show good performance in static scenes. In the case of dynamic scenes, they frequently cause false alarm to "temporal clutter", a repetitive motion within a certain area. In this paper, we propose a robust technique for the multiple interval pixel sampling (MIS) algorithm to handle highly dynamic scenes. An adaptive threshold scheme is used to suppress false alarms in low-confidence regions. We also utilize multiple background models in the foreground segmentation process to handle repetitive background movements. Experimental results revealed that our approach works well in handling various temporal clutters.

Key Words : Background Subtraction, Temporal Clutter, Dynamic Background, Adaptive Threshold

1. 서 론

최근 산업 전분야에서 카메라를 활용하는 머신 비전 기술이 활발히 적용되고 있다. 이러한 머신 비전 응용들에서 매우 중요하고 핵심적인 처리 과정의 하나가 영상에서 관심 있는 객체 영역을 찾아내는 영역 분할이다. 예를 들어, 지능형 보안 감시 분야에서는 배경에서 분리되어 추출된 전경 객체들을 인식이나 추적, 행동 분석 등을 위한 기본 데이터로 사용하는데, 추출되는 전경 영역의 정확도가 전체 시스템의 성능에 크게 영향을 미친다. 본 논문에서는 이와 같이 동영상에서 움직이는 객체를 안정적으로 분리하기 위한 배경 제거(background subtraction) 방법에 대해 논하고자 한다.

배경 제거와 관련해 지금까지 다양한 알고리즘들이 제

안되었는데, 가장 단순한 접근 방법은 화소별로 인접한 프레임간의 차이를 구하고 이를 분석하는 프레임 차이법이다. 그러나 이 방법으로는 충분한 성능을 나타내지 못했기 때문에 각 화소마다 배경 모델을 먼저 만들고 프레임이 입력될 때 마다 이 모델을 갱신하면서 현재 프레임과 화소 값과 모델을 비교하는 방법들이 제안되었다[1]. 배경 차이법으로 불리는 이러한 방법에서 배경 모델로는 가우시안 분포가 흔히 사용되었다[2]. 그러나 배경 값의 분포를 통계적으로 가정하는 이러한 방법들은 이론적으로는 우수해 보이지만 실제 환경에서 많은 한계를 나타냈다.

이후로 화소 값의 기반 확률 분포에 대해서 어떠한 가정도 하지 않는 다양한 비매개변수형 알고리즘들이 제안되었다. Pietikainen은 지역적 이진패턴(Local Binary Pattern)을 기반으로 한 텍스처 기반 알고리즘을 제안하였다[3]. 샘플링 기반 알고리즘들도 좋은 성능을 보고하고 있는데, Wang 등은 이전 화소 값들을 큐에 저장하고 현재 프레임

†E-mail: ykchoi@koreatech.ac.kr

의 화소 값과의 “의견 일치” 정도를 측정하여 전경 객체를 추출하는 방법을 소개하였다 [4]. Barnich 등은 무작위로 샘플 큐 내의 샘플의 제거하는 ViBe 알고리즘을 제안하였는데[5], 이 방법은 빠르면서도 의외로 좋은 영역 분할 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. Choi 등은 이러한 샘플링 기법을 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 먼저 제시하고[6], 영상의 시간적 중복성과 공간적 중복성 특성을 반영하여 신뢰도 영상의 안정성을 향상시키는 방법을 제시하였다 [7]. 최근 St-Charles 등은 SubSENSE 알고리즘을 제안하였는데[8], 이것은 지역적 이진 유사 패턴(Local Binary Similarity Patterns, LBSP)을 사용하여 매우 좋은 배경 영상을 만드는 것으로 알려져 있다. 그러나 LBSP 연산과 후 처리 등을 위해 많은 계산량이 필요하다는 단점이 있다.

이러한 다양한 방법에도 불구하고 배경 제거에는 몇 가지 해결이 어려운 문제들이 있다. 객체에서 그림자 영역을 제거하는 것과, 배경의 색과 유사한 전경 객체가 배경에 포함되는 문제, 그리고 동적 배경에 대한 처리가 가장 대표적인 문제이다. 특히 동적 배경 문제는 나뭇가지가 바람에 움직이거나 호수나 바다에 물결이 일렁이는 등과 같은 상황에서 발생하는데, 전경 객체가 없는데도 불구하고 다수의 오검출(false alarm)이 발생하게 된다. Grimson 등은 하나의 화소의 배경 모델로 여러 개의 가우시안 분포를 사용하는 적응적 가우시안 혼합 모델(Mixture Of Gaussian model)[9]을 제안하였는데, 계산량이 매우 많은데 비해 실제 환경에서의 성능 개선 효과가 많지 않았다. 본 논문에서는 다중 구간 샘플링 알고리즘[6]에서의 동적 배경 문제 개선 방안을 다룬다. 특히 MIS에서 제공하는 배경 신뢰도를 이용해 배경 화소들을 동적 배경과 정적 배경으로 먼저 구분하고, 동적 배경에는 적응적 문턱치를 사용하여 억제하고, 여러 개의 신뢰도 모델을 함께 사용한다. 실험을 통해 제안된 방법은 정적 배경 영역에는 영향이 없으면서 동적 배경 영역에서 오검출을 줄일 수 있음을 알 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 기존의 다중 구간 샘플링(MIS) 알고리즘을 간략히 소개하고 3장에서 동적 배경을 위한 MIS 알고리즘의 개선 방법을 제시한다. 4장에서 실험결과를 보이고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 다중 구간 샘플링 알고리즘

샘플링 기반 배경 제거 알고리즘들[4-7]은 보통 비디오 스트림에서 일정한 주기 마다 프레임들을 추출해 큐(queue)

에 저장한다. 이러한 큐는 크기가 제한되어 있어, 새로운 샘플이 추가될 때에는 항상 가장 오래된 샘플이 삭제된다. 샘플링 주기가 T 이고, 크기가 N 인 큐 Q 에는 가장 최근에 입력된 N 개의 프레임들이 다음과 같이 저장된다.

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

큐에 새로운 샘플이 입력되면 배경 모델을 갱신해야 하는데, 이때 모델의 신뢰도를 함께 계산한다. 화소 x 에 대한 큐 내의 두 샘플 $S_i(x)$ 와 $S_j(x)$ 의 일치도[6] $A_{ij}(x)$ 을 이용하면 다음과 같이 화소 x 에서 i 번째 샘플이 다른 샘플들과 얼마나 비슷한지를 계산할 수 있다.

$$C_i(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{j=N} A_{ij}(x) \quad (2)$$

만약 i 번째 샘플이 큐의 다른 많은 샘플들과 유사하면 이를 화소 x 의 대표(배경) 값으로 사용해도 좋을 것이다. 따라서 큐의 샘플들 중에서 상대적으로 가장 신뢰할 만한 샘플을 다음과 같이 찾아 배경값으로 사용한다.

$$i^* = \arg \max\{C_i(x) \mid i = 1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

이때, i^* 는 최대 신뢰도를 나타내는 샘플의 인덱스이다. 결국 x 에 대한 배경 값을 $BG(x) = S_{i^*}(x)$, 그리고 이 때의 신뢰도를 $CF(x) = C_{i^*}(x)$ 와 같이 정의할 수 있다.

다른 샘플링 기법들과는 달리 MIS[6]에서는 이러한 샘플링 모델을 여러 개 사용한다. 이것은 대부분의 동영상에 빨리 움직이는 객체와 느리게 움직이는 객체가 혼재해 있어 적절한 샘플링 주기를 찾는 것이 쉽지 않기 때문이다. 만약 단일 모델을 사용하더라도 샘플 큐를 매우 크게 만들어 많은 샘플들을 이용하면 이 문제를 처리할 수 있겠지만, 이것은 처리 시간과 메모리의 측면에서 바람직하지 않다. 따라서 MIS에서는 단일 구간 모델을 여러 개 운영하고 이를 통합하여 최종 배경 모델을 구성하는 방법을 사용한다.

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

$$k^* = \arg \max_k \{CF^k(x) \mid k = 1, 2, \dots, K\} \quad (4)$$

결국, 최종적으로 화소 x 를 대표하는 것은 주기가 T_{k^*} 인 모델이 되고, 이 화소의 배경 값과 신뢰도는 다음과 같이 정의된다.

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

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

MIS에서 여러 개의 단일 구간 모델을 사용하더라도 전체 처리 시간은 크게 늘어나지 않는다. 이것은 전체 처리 시간이 가장 짧은 샘플링 주기와 이 때의 샘플 큐의 크기에 주로 영향을 받기 때문이다.

3. 동적 배경에서의 전경 영역 분할

3.1 동적 배경 문제

배경 모델이 만들어지면 마지막으로 이 모델을 이용해 움직이는 객체가 있는 전경 영역을 분할해야 한다. 이 과정을 위해 배경 모델링 기법들을 두 가지로 분류할 수 있는데, 모델이 배경 영상(background image)를 포함하고 있는 경우와 그렇지 않은 경우이다. 예를 들어, SACON[5]이나 ViBe[7] 등에서는 배경 영상이 만들어지지 않고 샘플 큐만 제공된다. 따라서 어떤 화소가 배경인지 전경인지를 구분하기 위해서는 현재 화소의 값을 샘플 큐에 저장된 다수의 샘플들과 비교하는 방법을 사용해야 한다. 만약 배경 영상이 만들어진다면 객체의 분리가 더 단순해진다. 예를 들어, SubSENSE나 MIS와 같이 배경 영상이 만들어지는 모델에서는 현재 프레임과 배경 영상의 차이만을 이용해 다음과 같이 간단히 전경 영역을 분리할 수 있다.

$$FG(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } |I(x) - BG(x)| < T_{seg} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

이때 문턱치 T_{seg} 는 전경 영역 추출을 위한 이진화 문턱치로, 현재 화소 값이 배경 값과 T_{seg} 이상 차이가 나면 전경 화소로 판단하게 된다. 그러나 이러한 방법은 변화가 거의 없는 정적인 배경을 가진 영상에서는 일반적으로 좋은 성능을 나타내지만, 반복적인 움직임 (temporal clutter 또는 motion clutter)을 포함하는 동적인 배경을 가진 상황에서는 문제가 발생한다. 예를 들어, 옥외 감시에서 검사 지역에 나무들이 많이 있고 많은 나뭇잎들이 바람에 움직이는 경우와, 호수 지역을 감시하는데 바람이 불어 물결이 흔들리는 경우가 대표적인 동적 배경이다(Fig. 1의 점선 영역). 실내의 경우 커튼이 바람에 움직이거나, 선풍기가 켜져 있는 경에도 이러한 반복적인 움직임이 발생한다. 이것은 배경제거에서 매우 어렵고 중요한 문제로, 영상에서 실제로 찾고자 하는 수상한 모션(또는 전경 객체)이 없는데도 잘못된 다수의 전경 객체를 발생시키게 된다. 보통 이러한 동적 배경에서의 움직임들은 정확히 주기적이지는 않지만 일정한 영역에서 반복적으로 나타난다. 따라서 오검출을 줄이기 위한 방법이 필요하다.

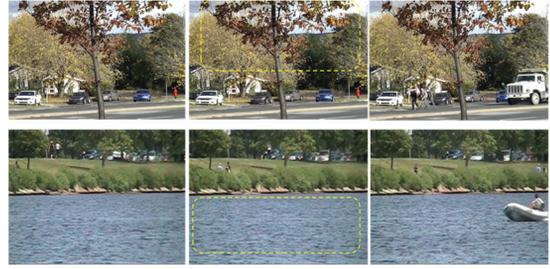


Fig. 1. Example of temporal clutters.

3.2 적응적(adaptive) 전경 분할

동적 배경의 오검출 문제를 보완하기 위해서는 먼저 전체 영상에서 동적 배경이 의심되는 영역을 판단할 수 있어야 한다. SACON이나 ViBe 등과는 달리 MIS에서는 배경의 신뢰도 값인 $CF(x)$ 가 구해진다. 이 값은 샘플링 큐에서 얼마나 샘플들이 비슷한 값을 나타내는지 나타내는데, $CF(x)$ 가 크면 배경 영상의 신뢰도가 높다는 것이다. 동적 배경에서는 반복적으로 다양한 값이 샘플링 큐에 저장되므로 신뢰도가 낮게 나타날 수 밖에 없다. 예를 들어, Fig. 2는 정적인 배경과 동적인 배경을 가진 장면에서의 신뢰도의 차이를 보여준다. 위쪽(fall) 테이터의 경우 의미 있는 전경 객체가 없는데도 나뭇잎과 같은 동적 배경에서 신뢰도가 낮게(어둡게) 나타나고, 따라서 많은 오검출이 많이 발생한다. 이에 아래쪽(parking lot) 과 같이 정적인 영역에서는 신뢰도가 높으며, 실제 객체(움직이는 사람)만 정확히 추출하는 것을 알 수 있다.

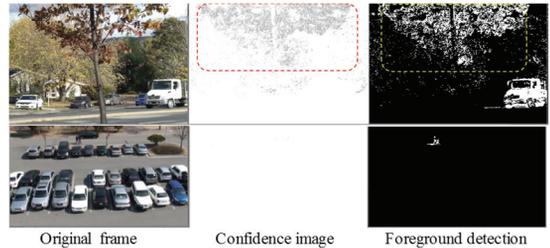


Fig. 2. Comparison of dynamic and static backgrounds.

영상에서 동적 영역을 구분할 수 있으면, 남은 과제는 이들 영역에서의 오검출을 줄이는 것이다. 이를 위해, 식 (7)의 전경 객체 검출을 위한 이진화 문턱치 T_{seg} 을 신뢰도에 따라 적응적으로 대응하도록 할 수 있다. 예를 들어, 신뢰도가 높은 화소는 고정된 문턱치를 사용하고, 그렇지 않은 영역에서는 배경 값과 차이가 더 나야 전경으로 판단하는 것이다. 즉, $CF(x)$ 가 CF_s 이상인 화소에는 고정 문턱치 T_s 을 적용하고, 그렇지 않은 영역은 $CF(x)$ 에 따라 T_{seg} 을 다음과 같이 적응적으로 증가시키는 방법이다.

$$T_{seg}(x) = \begin{cases} T_s & \text{if } CF(x) > CF_s \\ T_s + \alpha(1 - CF(x)) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

이때, α 는 동적 영역의 검출 정도를 조절하는데, 영상의 특징에 따라 적절히 선택한다. 실험에서 대부분의 데이터에 50내외가 적절함을 알 수 있었다.

3.3 다중 모델을 활용한 전경 분할

각 화소마다 배경 모델의 신뢰도를 바탕으로 적응적 이진화 문턱치를 사용하면 동적 배경에서 오검출을 크게 억제할 수 있다. 그러나 문제는 여전히 하나의 배경 값(식(5))을 사용한다는 문제가 있다. 즉, 반복적인 움직임이 발생하는 영역에서는 배경 상태의 화소 값이 여러 개라고 보는 것이 더 바람직하고, 따라서 여러 개의 배경 값을 활용할 수 있도록 하는 것이 자연스럽다. 이를 위해 적응적 가우시안 혼합(MOG) 모델[9]에서는 여러 개의 가우시안 분포를 허용하였다. 그러나 이 방법은 많은 처리 시간이 필요하고, 실제 환경에서의 성능 개선 효과도 크지 않았는데, 실제 환경이 가우시안 모델과 차이가 크기 때문에 분석된다.

MIS에서는 좀 더 간단한 방법으로 혼합 모델을 지원 수 있다. 기본적인 아이디어는 최대 신뢰도 모델뿐만 아니라 신뢰도가 떨어지는 다른 구간 모델들도 함께 사용하는 것이다. 물론 정적 영역에서는 최대 신뢰도 모델만을 사용한다.

샘플링 주기가 T_1 에서 T_k 까지인 K 개의 단일 구간 모델을 사용한다 하자. 이들 중에서 신뢰도가 높은 모델의 인덱스를 순서대로 $k_1^* \sim k_k^*$ 라 하면, 최대 신뢰도 모델의 인덱스는 k_1^* 이다. 어떤 화소 x 에 대한 신뢰도 $CF(x)$ 와 배경 값 $BG(x)$ 은 이제 다음과 같이 최대 신뢰도 모델에 의해 정의된다.

$$BG(x) = BG^{k_1^*}(x) \quad (9)$$

$$CF(x) = CF^{k_1^*}(x) \quad (10)$$

신뢰도가 높은 정적 배경에서는 기존과 같이 k_1^* 번째 모델만을 사용해 전경을 구분하면 된다. 그러나 동적 배경에서는 그 다음 신뢰도를 갖는 k_2^* , k_3^* 등도 순서적으로 적용하여 전경 여부를 판단한다. 즉, 화소 x 에 대해 신뢰도가 높은 모델부터 순서적으로 테스트하여 x 가 그 모델의 배경 값과 유사하면 x 는 배경으로 판단하고, 그렇지 않으면 다음 신뢰도 모델의 배경 값을 연속으로 비교한다. 만약 모든 구간 모델과 일치하지 않으면 x 는 드디어 전경으로 판단된다. 이러한 방법은 정적 배경 영역에는 영향을 주지 않으면서, 반복적인 움직임이 발생하는 동적 배경에 여러 배경 값을 허용하게 되어 오검출을 억제하게 된다.

4. 실험 결과 및 분석

제안된 알고리즘은 Windows-10 운영체제하의 Pentium-PC에서 C++를 이용하여 구현되었고, Visual Studio 2019 환경에서 Release 모드로 컴파일 되었다. 실험에는 기존에 제공되고 있는 데이터 셋과 직접 촬영한 영상들을 사용하였다. 기존 데이터로는 배경 제거 알고리즘 개발을 위해 흔히 사용되는 CDNet[10]의 CDW-2014데이터 셋을 사용하였으며, 직접 촬영한 동영상은 640x360의 컬러 영상으로 다양한 실내외 환경에서 취득하였다. 모든 실험 데이터에는 동일한 파라미터가 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.

동적 배경에서의 오검출을 줄이기 위한 방법들은 자칫 검출해야 하는 객체를 미검출하는 오류를 보일 수 있다. Fig. 3은 제안된 방법이 정적인 배경에 대해서는 MIS와 같은 결과를 나타낸다는 것을 보여준다.

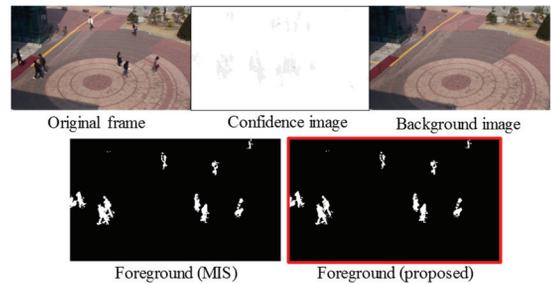


Fig. 3. Segmentation results for static background data.

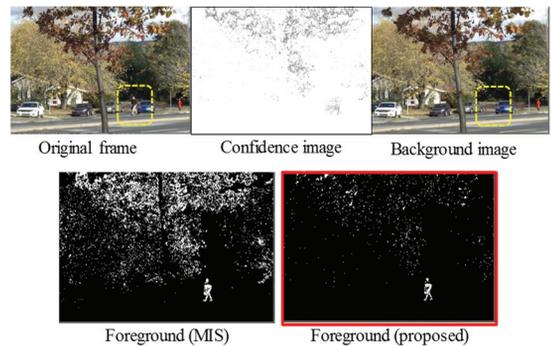


Fig. 4. Segmentation results for dynamic background data.

Fig 4는 동적 배경에서의 결과를 보여주고 있다. 영상은 위쪽 부분의 나뭇잎들이 바람에 흔들리고 있고, 한 사람이 이 걷고 있는 아래쪽은 비교적 정적인 배경을 나타내는

데, 신뢰도 영상을 보면 이러한 정적인 배경과 동적인 배경 영역을 짐작할 수 있다. 좋은 알고리즘은 의미 없는 반복적인 움직임 객체(나무잎)의 추출은 억제하면서 의미 있는 객체(사람)를 검출할 수 있어야 한다. Fig. 4에서 MIS는 이러한 동적 배경에 잘 대응하지 못하는데 비해 제안된 방법은 사람을 정확히 추출하면서도 동적인 배경의 객체 검출을 크게 줄이는 것을 알 수 있다.

Fig. 5는 적응적 이진화 문턱치 만을 사용한 경우(AT)와 신뢰도가 떨어지는 구간 모델을 다중으로 사용한 경우(MM)의 처리 결과를 기존 방법과 비교하고 있는데, MIS에서 발생하는 많은 오검출을 제안된 적응적 문턱치와 다중 모델을 이용해 크게 줄일 수 있음을 확인할 수 있다. 또한 제안된 방법은 훨씬 큰(20) 샘플링 쿼를 사용하는 Vibe 보다 우월한 성능을 보이는 것을 알 수 있다.

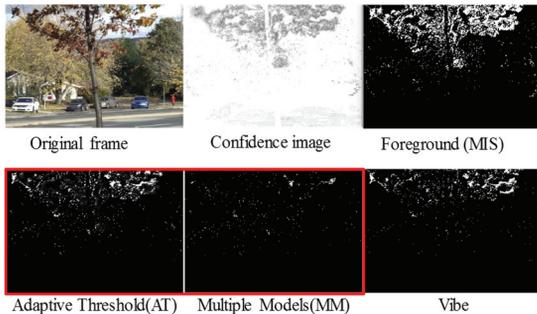


Fig. 5. Comparison of foreground segmentation: MIS, proposed and Vibe algorithm.

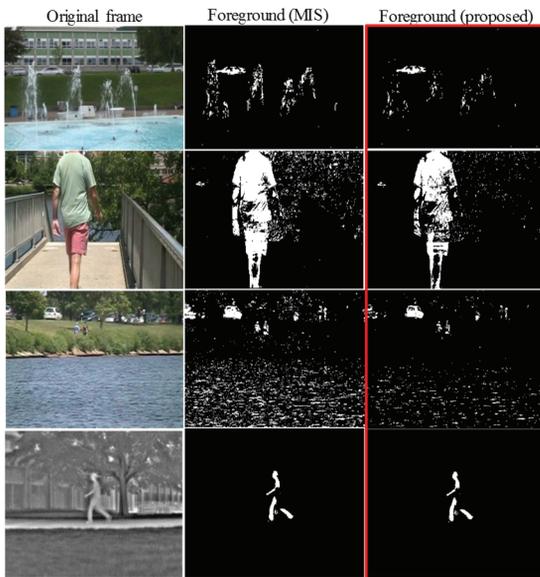


Fig. 6. Typical segmentation results.

Fig. 6은 다양한 영상에 대한 객체 추출 결과를 MIS와 비교하여 보여주고 있는데, CDW-2014 데이터 셋 중에서 위에서부터 fountain02, overpass, boats 및 park 데이터이다. park은 적외선 영상으로 정적인 배경의 경우인데, 제안된 방법이 MIS와 거의 같은 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 다양한 동적인 배경 데이터에 대한 실험을 통해 제안된 방법이 오검출을 잘 억제하는 것을 알 수 있었다. 그렇지만 제안된 방법이 물결이 일렁이는 것과 같이 비교적 밝게 반짝이는 동적인 배경에서 제한된 성능을 나타내는 현상도 확인할 수 있었는데, 그림의 fountain02와 boats 등이 대표적인 데이터이다. 따라서 향후 이 부분에 대한 추가적인 연구가 필요할 것으로 보인다.

5. 결론

본 논문에서는 배경 제거의 난제 중 하나인 동적 배경 처리 방법을 다루었다. 특히 다중 샘플링 구간 배경 제거 알고리즘(MIS)이 동적 배경에 강건하게 동작하도록 개선하는 방법을 제안하였다. 신뢰도를 이용하여 영상을 동적 배경과 정적 배경으로 구분하고, 동적 배경 영역에 대해 적응적 이진화 문턱치와 다중 모델의 배경 값을 이용하여 전경 영역을 분리하였다. 실험을 통해 제안된 방법이 정적 배경에 대해서는 기존과 비슷하게 동작하면서 대부분의 동적인 배경에서의 오검출을 잘 억제할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

감사의 글

이 논문은 2020년도 한국기술교육대학교 교수 교육연구진흥과제 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. C. 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. 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.
4. H. Wang and D. Suter, "A consensus-based method for tracking: Modelling background scenario and fore-

- ground appearance,” *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 3, pp. 1091-1105, 2007.
5. O. Barnich and M. Van Droogenbroeck, “ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences,” *IEEE Trans. on Image Processing*, 20(6):1709-1724, June 2011.
 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. M. Mahmood and Y. Choi, “An improved Multiple Interval pixel Sampling based background subtraction algorithm,” *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 18, No. 3, pp. 1-6, September 2019.
 8. P.-L. St-Charles, G.-A. Bilodeau, and R. Bergevin. Sub-
sense: A universal change detection method with local adaptive sensitivity. *IEEE Trans. on Image Processing*, 24(1):359-373, 2015.
 9. 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.
 10. ChangeDetection.net (CNET) 2012 dataset, A video database for testing change detection algorithms, <http://jacarini.dinf.usherbrooke.ca/>
-
- 접수일: 2020년 5월 27일, 심사일: 2020년 6월 8일,
게재확정일: 2020년 6월 11일