

Adaptive Background Modeling Considering Stationary Object and Object Detection Technique based on Multiple Gaussian Distribution

Jongmyeon Jeong*, Jiyun Choi*

Abstract

In this paper, we studied about the extraction of the parameter and implementation of speechreading system to recognize the Korean 8 vowel. Face features are detected by amplifying, reducing the image value and making a comparison between the image value which is represented for various value in various color space. The eyes position, the nose position, the inner boundary of lip, the outer boundary of upper lip and the outer line of the tooth is found to the feature and using the analysis the area of inner lip, the hight and width of inner lip, the outer line length of the tooth rate about a inner mouth area and the distance between the nose and outer boundary of upper lip are used for the parameter. 2400 data are gathered and analyzed. Based on this analysis, the neural net is constructed and the recognition experiments are performed. In the experiment, 5 normal persons were sampled. The observational error between samples was corrected using normalization method. The experiment show very encouraging result about the usefulness of the parameter.

▶ Keyword: Background Modeling, Gaussian Multiple Model(GMM), Foreground Detection, Video Surveillance System

I. Introduction

CCTV(Closed Circuit Television)라고 불리는 영상 감시 장치는 화상 정보를 특정 목적으로 특정 사용자에게 전달해주는 것으로, 최근에는 빠른 속도로 디지털화, 고화질화, 고성능화, 다채널로 변화하고 있다[1]. 이러한 CCTV설치의 증가 및 발전으로 수많은 카메라로부터 수집되는 대용량 영상 데이터들을 어떻게 분석하고 저장하며, 관리할 것인지에 대한 문제가 CCTV에 의한 영상 감시 분야의 중요한 이슈로 떠오르고 있으며, 이에 따라 지능형 영상 감시 시스템의 필요성이 부각되고 있다.

지능형 영상 감시 시스템은 영상 내에서의 변화의 유무나 센서에 의한 문제점을 검출하는 단순한 내용이 아니라 영상분석, 컴퓨터 비전, 패턴인식 등의 기술을 적용하여 자동으로 목표물 또는 이동물체를 탐지, 추적, 식별 행동분석을 통하여 CCTV에서 관찰된 물체의 정보를 분석하는 것이다. 이를 위해 물체 탐지 및 물체 추적은 기본적으로 이루어져야 할 요소들이다[2]. 이

요소들 중 물체 탐지를 위한 방법으로 배경모델링 기술이 있다. 이는 배경을 추출해 내면 배경을 제외한 나머지 영역이 전경 영역일 것이라는 생각을 바탕으로 물체 영역을 탐지하는 기술이며, 현재까지 배경과 전경을 정확히 분리해 내기 위한 배경모델링 기술이 많이 연구되고 있지만, 복잡한 배경을 가지는 실제 환경에 적용하기에는 아직까지 어려운 과제로 남아있다[3-5].

Haritaoglu 등[6]에 의해 제안된 W4의 통계적 방법(statistical method)은 시간적 윈도우 내의 최대값, 최소값, 연속한 픽셀값의 차이와 같은 몇 가지 통계치를 이용하여 효과적으로 배경을 제거하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 간단한 연산만으로 이루어져 실시간 처리가 가능하지만, 실외 환경의 다양한 변화 속에서 객체를 정확히 추출하기에는 한계를 가지고 있다. Lai 등[7]에 의해 제안된 스코어보드 알고리즘(Scoreboard algorithm)은 러닝 모드(running mode)와 러닝

• First Author: Jongmyeon Jeong, Corresponding Author: Jongmyeon Jeong

*Jongmyeon Jeong (jmjeong@mmu.ac.kr), Professor in Dept. of Computer Engineering at Mokpo National Maritime University

*Jiyun Choi (que1017@naver.com), PhD candidate at Graduate School of Mokpo National Maritime University

• Received: 2018. 01. 31, Revised: 2018. 10. 02, Accepted: 2018. 10. 15.

평균 알고리즘(running average algorithm)에 대한 각각의 장점을 이용하였다. 하지만 이 방법은 학습 속도가 현저히 떨어진다는 단점을 가지고 있다. Kumar 등[8]에 의해 제안된 큐를 기반한 방법(queue-based method)은 큐를 사용한 실시간 배경모델링 방법으로 W4와 마찬가지로 객체가 포함된 영상에서 배경모델링을 수행할 수 있다. 하지만 이는 프레임 갱신 검사 주기를 고정적으로 정하고 있어, 여러 시스템에 적응적으로 적용시키기에 부적합하다. Lee 등[9]과 McFrlane[10]의 평균 및 중간값을 이용한 방법, Zheng 등[11]의 히스토그램 분석을 통한 배경모델링이 있다. 이 방법들은 간단하지만 복잡한 움직임이 포함된 환경에서는 배경을 얻을 수 없다. Rafael 등[12]은 Kalman filter를 이용하여 배경을 모델링하였는데, 이는 인위적인 카메라의 움직임으로 인한 변화에 대응할 수 있지만, 다양한 움직임이 존재하는 환경에 적용하기에는 한계를 가지고 있다. Songtao [13]등은 복잡하고 다양한 움직임을 갖는 환경에 적용 가능하지만, 높은 계산량으로 인해 실시간으로 사용할 수 없다. 가우시안 확률 이론을 이용한 방법에는 단일 가우시안 모델을 이용한 방법과 다중 가우시안을 이용한 방법이 있다. Wern 등[14]이 제안한 배경모델링은 단일 가우시안 모델을 사용하기 때문에 배경의 변화가 잦은 환경에서 적용하기에는 부적합하다. Stauffer 등[15]은 On-line Background Mixture Model이라는 다중 가우시안 모델을 이용하여 배경을 모델링하였는데 실제 동영상에 대해 좋은 결과를 보이지만 배경 분포의 최대 개수에 대한 사전 지식이 필요하고, 초기분포 생성을 위한 클러스터링이 필요하다.

기존의 연구들은 다양한 배경변화를 가지는 환경 속에서 활용하기 어렵고, 계산량이 많고 복잡한 학습 알고리즘을 사용하여야 하며, 배경을 적응적으로 모델링할 수 있는 알고리즘의 경우에는 실시간 처리가 어렵거나 배경 분포에 대한 사전 지식이 요구된다.

본 논문에서는 배경 분포에 대한 사전 지식이 요구되지 않는 적응적 배경모델링을 제안하여 전경을 탐지한다. 또한, 지속적인 전경 탐지를 위하여 정지 물체 영역을 배경 분포로 모델링한다. 본 논문의 이후 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 Stauffer 등이 제안한 다중 가우시안 모델을 개선한 배경 모델링 알고리즘과 전경탐지 알고리즘을 기술한다. 3장에서는 정지 물체를 탐지함으로써 지속적인 배경 갱신을 수행하는 알고리즘을 기술하고 4장에서는 실제 환경에서 취득한 동영상을 이용한 실험을 통해 제안된 알고리즘을 검증한 다음 5장에서 결론을 맺는다.

II. Adaptive Background Modeling Algorithm

Stauffer등은 On-line Background Mixture Model이라는

다중 가우시안 모델을 이용하여 배경을 모델링 하는데, 제안하는 방법은 Stauffer등의 방법을 기반으로 배경분포 개수에 대한 사전지식이 필요하지 않도록 개선한다.

1. On-line Background Mixture Model

연속되는 픽셀 밝기 $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$ 는 K개의 가우시안 분포를 가지며, 현재 픽셀 밝기가 나타날 확률은 식(1)을 통해 계산된다[16].

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

여기에서 K는 가우시안 분포의 개수, $\omega_{i,t}$ 는 t시간에서의 i번째 분포의 가중치, $\mu_{i,t}$ 는 평균, $\sigma_{i,t}$ 는 표준편차이며, η 는 $X_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}$ 를 파라미터로 갖는 가우시안 확률밀도 함수이다.

2. Initialization of distribution

배경분포는 첫 번째 입력되는 프레임의 각 픽셀들을 이용하여 식(2)-(5)에 의해 초기화 된다.

$$K=1 \quad (2)$$

$$\mu_{1,1} = X_1 \quad (3)$$

$$\sigma_{1,1}^2 = \text{Large Value} \quad (4)$$

$$\omega_{1,1} = 1 \quad (5)$$

초기에는 다중 가우시안 분포가 존재하지 않기 때문에 분포의 개수를 하나로 초기화한다. K는 분포의 개수이며, K가 1이라는 것은 분포가 한 개 존재한다는 의미이다. 각 픽셀의 평균 $\mu_{1,1}$ 은 현재 관측된 픽셀 밝기 X_1 로 초기화되며, 분산은 큰 값으로 초기화한다. 초기 분산을 크게 주는 이유는 초기 분포에 대부분의 값이 포함되게 하여, 이후에 입력되는 픽셀이 반영될 확률을 높이기 위해서이다. 만약 초기 분포의 분산이 아주 작은 값을 가지면, 이후에 입력되는 픽셀이 나타날 확률이 낮아져서 분석하기 어려운 분포들을 생성한다. 따라서 분포들을 분석하기 용이한 통계 데이터로 만들기 위하여 초기의 분산을 높게 설정한다. 각 픽셀의 가중치 $\omega_{1,1}$ 은 가장 높은 값인 1로 초기화하며, 이는 가장 초기에 관측된 픽셀은 배경 분포일 확률이 높다는 것을 의미한다. 기존의 Stauffer 등이 제안한 On-line Background Mixture Model은 초기 배경분포 개수를 결정하기 위해 k-means clustering 알고리즘을 이용하여 초기프레임을 k개의 군집으로 나누며, 구해진 k의 값을 배경분포의 개수로 결정한다. 따라서 Stauffer 등의 방법은 초기 배경의 개수 k에 대한 사전 지식을 필요로 한다.

본 논문은 Stauffer등의 방법을 개선하여 초기 배경에 대한 사전 지식 없이 배경을 모델링할 수 있도록 하였다.

3. Foreground detection

참고문헌 [15]와 동일한 방법으로 전경을 탐지한다. 먼저,

기준에 존재하는 분포들 중 현재 픽셀 X_t 가 나타날 확률이 가장 높은 분포를 선택한다. 그런 다음 현재 입력된 픽셀 밝기 X_t 가 선택된 기준 분포의 평균 $\mu_{i,t-1}$ 의 2.5σ 이내에 존재할 경우 X_t 는 선택된 분포와 결합된다. 여기서 결합된 분포가 배경 분포이면 X_t 는 배경으로 분류되고, 결합된 분포가 전경 분포이면 X_t 는 전경으로 분류된다. 그러나 선택된 분포가 존재하지 않거나, 현재 입력된 픽셀 밝기 X_t 가 기존의 어떤 분포와도 결합되지 않으면, 전경픽셀로 분류한다. 식(6)은 전경 픽셀 추출을 위한 수식이다.

$$L = \arg(\max_i \eta(X_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) < |X_t - \mu_{i,t}| \leq 2.5\sigma_{i,t}^2) \quad (6)$$

여기서 L 은 현재 픽셀 밝기 X_t 와 결합된 분포의 번호이다.

4. Modification of distribution

전경 탐지 과정을 통해 L 값이 존재하는 경우 즉, 결합된 경우와 L 값이 존재하지 않는 경우 즉, 결합되지 않은 경우로 분류된다. 따라서 분포를 갱신하는 방법도 결합된 경우와 결합되지 않은 경우로 나뉜다.

먼저, 현재 픽셀 밝기 X_t 가 기존의 분포에 결합된 경우에는 선택된 L 번째 분포와 현재 관측된 픽셀 밝기 X_t 를 결합하기 위해 식(7)–(10)을 통해 분포의 파라미터를 갱신한다.

$$\mu_{L,t} = (1-\rho)\mu_{L,t-1} + \rho X_t \quad (7)$$

$$\sigma_{L,t}^2 = (1-\rho)\sigma_{L,t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_{L,t})^2 \quad (8)$$

$$\rho = \alpha \eta(X_t, \mu_{L,t-1}, \sigma_{L,t-1}^2) \quad (9)$$

$$\omega_{L,t} = (1-\alpha)\omega_{L,t-1} + \alpha \quad (10)$$

위 식에서 $\mu_{L,t}$ 는 선택된 L 번째 분포의 평균 $\mu_{L,t-1}$ 과 현재 입력된 픽셀 밝기 X_t 를 통해 갱신된 평균이다. $\sigma_{L,t}$ 는 선택된 L 번째 분포의 분산 $\sigma_{L,t-1}$ 과 현재 입력된 픽셀 밝기 X_t 와 현재 갱신된 평균 $\mu_{L,t}$ 를 사용하여 갱신된 분산이다. ρ 는 현재 관측된 픽셀 밝기 X_t 와 L 번째 분포의 평균 $\mu_{L,t-1}$ 과 분산 $\sigma_{L,t-1}$ 을 통해 계산된 확률 밀도 함수에 α 를 곱하여 분포의 파라미터들을 확률적으로 갱신한다. α 값은 실험적인 값이며, 분포의 갱신 속도를 조절할 수 있는 파라미터이다. $\omega_{L,t}$ 는 선택된 L 번째 분포의 가중치 $\omega_{L,t-1}$ 와 α 에 의해 갱신된 현재의 가중치이다. L 번째 분포 이외의 나머지 분포들에 대해서는 식(11)과 같이 가중치만 갱신한다.

$$\omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1} \quad (11)$$

한편, 현재 픽셀 밝기 X_t 가 기존의 어느 분포에도 정합되지 않는 경우에는 새로운 분포를 식(12)–(15)을 이용하여 생성한다.

$$K = K + 1 \quad (12)$$

$$\mu_{K,t} = X_t \quad (13)$$

$$\sigma_{K,t}^2 = \text{Largl Value} \quad (14)$$

$$\omega_{K,t} = \alpha \quad (15)$$

여기에서 K 는 분포의 개수이며, 새로운 분포의 생성으로 인하여 분포의 개수가 하나 증가한다. 현재 새롭게 생성된 분포의 평균 $\mu_{K,t}$ 와 분산 $\sigma_{K,t}^2$ 는 초기 분포를 생성 했던 것과 같은 방법으로 값을 초기화하고, $\omega_{K,t}$ 는 갱신률인 α 로 주어 가중치 값을 정규화 한다. 새로 생성된 분포를 제외한 나머지 분포들에 대해서는 위의 식(11)과 같이 가중치만 갱신한다.

매 프레임 입력되는 각 픽셀 밝기 X_t 에 대한 결합 여부에 따라 분포들의 평균, 분산, 가중치를 갱신하였다.

5. Deletion of distribution

전경 탐지 과정에서 기존의 배경 분포와 정합되지 않은 픽셀은 전경으로 분류되고, 이 픽셀들은 계속해서 새로운 분포들을 생성한다. 따라서 시간이 흐름에 따라 분포의 개수가 무한히 늘어나는 문제가 발생한다. 이를 해결하기 위하여 신뢰도가 아주 낮은 분포에 대해서는 삭제하여 분포의 개수를 관리한다.

분포의 개수 관리는 분포의 신뢰도인 $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}^2$ 가 T_ω 보다 작은 분포들 중에서도 $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}^2$ 값이 가장 작은 분포를 선택한다.

$$D = \operatorname{argmin}_i (\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}^2 < T_\omega) \quad (16)$$

여기에서 D 는 위 식에 의해 선택된 분포의 번호이며, T_ω 는 신뢰할 있는 분포의 최소치이다. 따라서 T_ω 이하의 신뢰도를 가지는 분포는 다른 분포로 병합되거나 삭제한다. 이 때 새롭게 생성된 분포가 바로 삭제되는 것을 방지하기 위해서 T_ω 를 초기 가중치 α 와 초기 분산 $\sigma_{2i,t}$ 의 신뢰도 $\alpha/\sigma_{2i,t}$ 보다 크게 조정한다.

만약, D 번째 분포와 평균이 매우 비슷한 분포가 존재하면 하나의 분포로 병합하며, 식(17)–(19)와 같이 파라미터를 조정한다[17].

$$\omega_{i,t} = \omega_{D,t} + \omega_{i,t} \quad (17)$$

$$\mu_{i,t} = \frac{\omega_{D,t} \times \mu_{D,t} + \omega_{i,t} \times \mu_{i,t}}{\omega_{D,t} + \omega_{i,t}} \quad (18)$$

$$\sigma_{i,t} = \frac{\omega_{D,t} \times \sigma_{D,t} + \omega_{i,t} \times \sigma_{i,t}}{\omega_{D,t} + \omega_{i,t}} \quad (19)$$

여기에서 $\omega_{D,t}$, $\mu_{D,t}$, $\sigma_{D,t}$ 는 D 번째 분포의 가중치, 평균, 표준편차이며, $\omega_{i,t}$, $\mu_{i,t}$, $\sigma_{i,t}$ 는 D 번째 분포와 아주 비슷한 분포의 가중치, 평균, 표준편차이다.

만약 D 번째 분포와 매우 비슷한 분포가 없다면, D 번째 분포는 삭제되고, 기존 분포들의 가중치 값을 식(20)과 같이 정규화한다.

$$\omega_{i,t} = \frac{\omega_D \times \omega_{i,t}}{(1 - \omega_D) + \omega_{i,t}} \quad (20)$$

ω_D 는 삭제될 분포의 가중치를 나타낸다.

6. Decision of background distribution

On-line Background Mixture Model과 동일한 방법으로 배경 분포를 결정한다[13]. 먼저, 모든 분포에 대해 분포의 신뢰도인 $\omega_{i,t}/\omega_{i,t}$ 를 기준으로 값이 큰 순서로 분포를 정렬한 다음, 각 분포의 ω 값의 누적 값이 임계치 이하인 분포들을 배경 분포로 결정한다.

III. Detection of Stationary Objects

각 픽셀들은 서로 다른 다중 가우시안 확률 밀도 함수로 모델링되기 때문에 한 물체를 이루는 서로 인접한 여러 픽셀들은 서로 다른 확률 밀도 함수를 갖는다. 물체가 나타나면 전경 탐지 알고리즘에 의해 전경이 탐지되고, 전경 분포를 고려하여 새로운 배경 분포가 만들어진다. 이때 탐지되었던 물체가 정지하면 정지 물체의 픽셀 값들은 배경 분포에서 가중치가 지속적으로 증가하게 되고, 이에 따라 일정 시간이 지난 후에는 정지 물체의 픽셀들은 배경분포가 된다. 그러나 한 물체를 이루는 픽셀들은 서로 다른 가우시안 분포를 갖기 때문에 한 물체를 구성하는 여러 픽셀들이 배경분포로 갱신되는 시간이 서로 다르고, 이에 따라 한 물체를 이루는 픽셀들 중 일부 픽셀은 전경으로, 일부 픽셀은 배경으로 분류되는 문제가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 이런 문제를 해결하기 위하여 서로 인접한 전경 픽셀들을 한 물체로 탐지한 후 물체 단위의 배경 갱신이 이루어 질 수 있도록 하였다.

물체의 정지 여부를 탐지하기 위해서는 물체를 추출해야 하고, 이동하는 물체에 대한 이동성을 알아야 한다. 이동하는 물체에 대한 이동성은 물체 추적을 통해 알 수 있으며, 특징점 추적 알고리즘[18]을 통해 물체를 추적하고, 궤적 관리를 통해 궤적을 생성한다[19]. 그런 다음 물체 의미 분석을 통해 물체의 이상행동을 탐지한다.

1. Object extraction

배경모델링 과정을 통해 추출된 전경은 물체 영역을 완전하게 표현하지 못하는 경우가 많다. 따라서 전경 영상에 대해 가우스 필터를 적용하여 잡음 제거를 수행한 후 Otsu 이진화를 통해 이진화하여 완전한 물체 영역을 추출한다[20-21].

2. Object tracking

물체를 추적하는 것은 연속하여 입력되는 영상 프레임에 존

재하는 물체의 대응 관계를 찾아 궤적으로 표현하는 것이다. 따라서 물체의 궤적은 영상 내에서 이동하는 물체들의 움직임을 표현할 수 있다. 추출한 물체를 추적하기 위해 이전의 프레임과 현재의 프레임에 존재하는 각각의 물체를 비교하여 물체의 위치, 크기, 움직임 정보를 이용하여 가장 대응이 잘 이루어지는 물체끼리 정합한다[18].

3. Creation of trajectory and compensation

물체 정합을 통해 추출된 물체의 궤적은 연속되는 프레임의 중간에 사라지거나 새로운 물체가 나타나 궤적을 새롭게 생성할 수 있다. 따라서 아래와 같은 궤적 관리를 통해 물체의 나타남, 사라짐 또는 물체 탐지 단계의 부정 오류(false negative)와 긍정 오류(false positive)를 해결할 수 있다[19]. 다음과 같은 다섯 단계를 통해 궤적을 생성하고 칼만 필터를 이용하여 이동 물체의 위치를 보정한다[22].

3.1 Extension

이전 프레임의 물체와 현재 프레임의 물체가 정합되는 경우, 이전 프레임에 대한 물체 궤적을 현재 프레임까지 확장한다.

3.2 Prediction

이전 프레임의 물체와 현재 프레임의 물체가 정합되지 않을 경우, 이전 프레임의 물체 궤적을 바탕으로 현재 프레임에서의 위치를 추정하여 궤적을 예측한다.

3.3 Creation

현재 프레임의 물체가 이전 프레임의 물체와 정합되지 못할 경우, 새로운 물체 궤적을 생성한다.

3.4 Deletion

위치를 예측하여 궤적을 확장한 프레임수가 임계치보다 크면 물체의 궤적을 삭제한다.

3.5 Decision

이전 프레임의 물체와 현재 프레임의 물체가 정합되고, 확장된 궤적의 프레임 수가 임계치보다 크면 정상적인 물체의 궤적으로 판단한다.

4. Detection of stationary objects

동영상 내에 존재하는 물체의 정보는 물체 추출 및 추적, 궤적 생성 및 보정을 통해 알아낼 수 있고, 물체의 궤적은 물체의 행동을 탐지하기 위한 중요한 정보로 사용된다.

정지 물체 탐지는 궤적 내의 물체의 움직임 크기가 일정 시간동안 변화가 있는지 여부를 통해 판단한다. 만약 궤적 내의 물체가 일정 프레임동안 움직임이 없다면 정지물체로 결정하고, 이와 동시에 정지물체에 해당하는 영역을 배경으로 갱신한다. 이는 정지 물체를 포함하는 환경에서의 계속적인 감지를 위

해서 뿐만 아니라 물체 영역을 이루는 각 픽셀의 분포들이 배경 분포로 갱신되는 시점이 다르기 때문에 정지 물체 영역이 배경으로 갱신되는 과정에서 전경 영역이 여러 조각으로 분리되어 탐지되는 문제를 해결 할 수 있다. 따라서 정지 물체가 탐지되면, 정지 물체 영역에 해당하는 분포를 일괄적으로 배경 분포로 갱신하는 것이 필요하다. 이를 위하여 식 (15)와 같이 정지 물체로 판단된 픽셀과 평균이 가장 비슷한 분포를 선택한다.

$$S = \arg \min_i (|X_{i,t} - \mu_{i,t}|) \quad (15)$$

여기서 $X_{i,t}$ 는 현재 픽셀 밝기이고 $\mu_{i,t}$ 는 현재 분포들의 평균이다. 그런 다음 식 (16)과 같이 선택된 S번째 분포의 가중치를 높여 준다.

$$\omega_{S,t} = \omega_{S,t} + PRIORITY \quad (16)$$

또한 식 (17)과 같이 S번째 분포가 아닌 다른 분포에 대해 가중치를 정규화 한다.

$$\omega_{i,t} = \frac{\omega_{i,t}}{(PRIORITY+1)} \quad (17)$$

IV. Experimental Results

제안된 알고리즘은 타당성을 검증하기 위하여 Intel(R) Core(TM) 컴퓨터와 Microsoft Visual Studio에서 MFC 및 C++를 이용하여 실험하였다.

Fig. 1은 실험실 환경에서의 배경모델링 결과로써 임의의 물체를 입장시킨 후 정지하는 행동을 취하여 실험하였다. Fig. 1의 (a)는 입력되는 프레임의 영상, (b)는 배경모델링 알고리즘을 통하여 신뢰도 순으로 정렬된 모든 분포 중 첫 번째 분포를 픽셀의 밝기로써 가시화하였고, (c)는 두 번째 분포의 모습을 가시화한 영상이며, 여기서 픽셀의 밝기가 검정인 부분 즉, 밝기가 0인 픽셀의 위치에는 두 번째 분포가 존재하지 않음을 의미한다. (d)는 제안하는 배경모델링 방법을 이용하여 얻은 전경 영상, (e)는 전경 영상에 후처리 작업을 통해 얻은 물체 영상이다. 첫 번째 행부터 마지막 행까지는 시간의 흐름에 따른 실험 결과이며, 총 다섯 개의 물체를 입장 시켜 먼저 나타난 물체 영역의 픽셀들이 두 번째 배경영상 (b)에 머물러 있다가 시간이 흐르면 첫 번째 배경 (a)로 갱신되는 것을 확인할 수 있다. (e)에서와 같이 시간에 따라 입장되는 다섯 개의 물체가 탐지되고 있다.

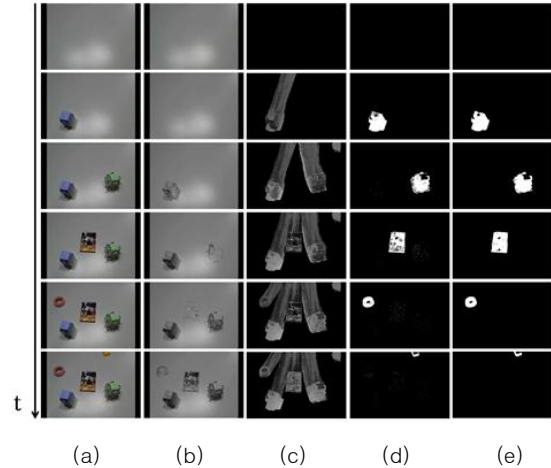


Fig. 1. Background modeling in laboratory environment

Fig. 2는 실제로 설치되어있는 CCTV에서 취득한 영상으로 테스트한 결과이다. (a)는 입력 영상 시퀀스, (b)는 모델링된 첫 번째 배경, (c)는 두 번째 배경분포, (d)는 전경영상, (e)는 탐지 결과를 각각 보이고 있는데, (b)에서와 같이 완전히 멈춰 있는 영역을 신뢰도가 가장 높은 배경으로 모델링 되었고, (c)에서 보이듯이 각 픽셀에 대해 다중 분포가 존재하며, 차도, 인도, 나뭇잎 등 움직임이 잦은 영역에서 두 개 이상의 분포를 만들어 내고 있음을 확인할 수 있다.

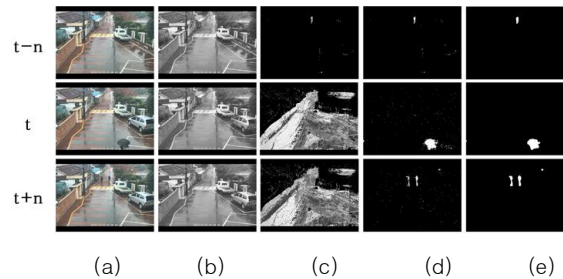


Fig. 2. Background modeling in real CCTV

Fig. 3은 정지 물체 탐지 결과이며, (a)입력영상, (b)배경영상, (c)물체영상, (d)탐지결과 순으로 나열되어 있다. t-n번째 프레임은 정지 물체가 존재하지 않았을 때를 보여주며, t번째 프레임에서 정지 물체가 탐지된 이후에 입력되는 프레임부터는 정지 물체 영역이 배경으로 갱신되었다.

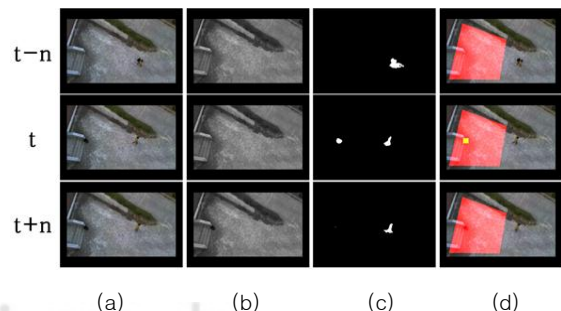


Fig. 3. Background modeling including stationary objects

V. Conclusions

본 논문에서는 배경 분포에 대한 사전 지식이 요구되지 않는 적응적 배경모델링을 제안하고 이를 이용한 전경 탐지 방법을 제안하였다. 배경 분포의 개수 및 초기 분포에 대한 사전 지식이 필요한 기존 Stauffer 등의 배경모델링 기법을 개선하여 더 정확한 통계 정보를 담아 매 프레임 입력되는 각 픽셀의 분포를 모델링하였다. 제안한 배경모델링을 통해 분류된 전경 픽셀을 이용하여 탐지된 물체는 물체 추적 단계에서 궤적을 찾아낸다. 그런 다음 물체의 정지 여부를 탐지하여 이를 배경 분포에 반영 하여, 지속적인 물체 탐지가 이루어지도록 하였다. 제안된 기법을 사용하여 적응적으로 배경이 모델링 되는 모습과 전경 및 물체 영역을 추출해낸 다음 정지 물체 영역이 배경 분포로 반영되는 것을 실험 결과를 통해 확인하였다.

제안된 정지 물체를 고려한 배경모델링 및 전경 탐지 방법을 다수의 카메라에서 입력되는 대용량 영상분석에 적용한다면 영상 감시가 필요한 모든 분야에서 사용되고 있는 기존의 영상 감시 시스템보다 더 고부 가치의 감시 시스템을 구축하는 데에 활용될 수 있을 것이다.

향후 카메라 자체의 흔들림을 보정 및 그림자 제거를 위한 방법에 대해 연구가 필요하고 대량 데이터에 대한 정량적인 평가가 이루어져야한다.

REFERENCES

- [1] IRS Global, Core technology market forecast and domestic and overseas participant business strategies, IRS Global, 2013.
- [2] D. B. Goldgof, D. B. Sapper, R. Kasturi, "Understanding Transit Scenes : A Survey on Human Behavior - Recognition Algorithms", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 11, No. 1, pp. 206-224, 2010.
- [3] T. Bouwmans, "Recent Advanced Statistical Background Modeling for Foreground Detection - A Systematic Survey", Recent Patents on Computer Science, Vol. 4, No. 3, pp. 147-176, 2011.
- [4] S. Y. Elhabian, K. M. El-Sayed, S. H. Ahmed, "Moving Object Detection in Spatial Domain using Background Removal Techniques - State-of-Art", Recent Patents on Computer Science, Vol. 1, pp. 32-54, 2008.
- [5] T. Bouwmans, "Traditional and recent approaches in background modeling for foreground detection : An overview", Computer Science Review, Vol. 11-12, pp. 31-66, 2014.
- [6] I. Haritaoglu, D. Harwood, L. S. Davis, "W4 : Real-Time Surveillance of People and Their Activities", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 8, pp. 809-830, 1998.
- [7] A. H. S. Lai, N. H. C. Yung, "A Fast and Accurate Scoreboard Algorithm for Estimating Stationary Backgrounds in an Image Sequence", IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Vol. 4, pp. 241-224, 1998.
- [8] P. Kumar, S. Ranganath, W. Huang, "Queue based Fast Background Modelling and Fast Hysteresis Thresholding for Better Foreground Segmentation", The 2003 Joint Conference of the Fourth International Conferences on Information, Communications and Signal Processing and PCM, Vol. 2, pp. 743-747, 2003.
- [9] B. Lee, M. Hedley, "Background Estimation for Video Surveillance", New Zealand's premier conference for innovations in computer vision and image processing, pp. 315-320, 2002.
- [10] N. J. B. McFarlane, C. P. Schofield, "Segmentation and Tracking of Piglets in Images", Machine Vision Association, Vol. 8, No. 3, pp. 187-193, 1995.
- [11] J. Zheng, Y. Wang, N. Nihan, "Extracting Roadway Background Image: A mode based approach", Journal of Transportation Research Report, No. 1977, pp. 82-88, 2006.
- [12] M. S. Rafael, A. Eugenio, G. S. Miguel, "People detection and tracking using stereo vision and color", Image and Vision Computing, Vol. 25, pp. 995-1007, 2007.
- [13] H. Songtao, A. Majid, M. A. Sid-Amed, "A Hidden Markov Model-based Character Extraction Method", Pattern Recognition, Vol. 41, pp. 2890-2900, 2008.
- [14] C. R. Wern, A. Azarbayejani, T. Darrell, "Pfinder Real-Time Tracking of the Human Body", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 7, pp. 780-785, 1997.
- [15] C. Stauffer, W. E. L. Grimson, "Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking", International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 23-25, 1999.
- [16] A. Webb, Statistical Pattern Recognition, Wiley, 2002.
- [17] A. Shimada, T. Tanaka, D. Arita, R. Taniguchi, "Spatial-Temporal Integration of Adaptive Gaussian Mixture Background Models", Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, 2008.
- [18] J. Jeong and Y. S. Moon, "A Robust Algorithm for Tracking Feature Points with Incomplete Trajectories," Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 37, pp. 25-37, 2000.
- [19] J. Park and J. Jeong, "Ship Extraction and Tracking Algorithm for Safety Navigation", Proceedings of International Symposium on Advanced Intelligent

Maritime Safety and Technology, Vol 1, pp. 97-101, 2014.

- [20] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, PEARSON, 2010.
- [21] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms", IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66, 1979.
- [22] S. Kim, Understanding of Kalman Filter using MATLAB, Ajin, 2010.

Authors



Jongmyeon Jeong received the BS, MS and PhD degrees in computer science and engineering from Hanyang University, Korea in 1992, 1994 and 2001. After working as a Senior Member of Engineering Staff at ETRI located in Daejeon, Korea between March 2001 and February 2004, he became an Assistant Professor in Division of Marine Electronics and Communication Engineering at Mokpo National Maritime University. He is currently a Full Professor in Department of Computer Engineering at same university. His research interests are computer vision, pattern recognition, multimedia application, and so on.



Jiyun Choi received the BS degree in Division of Marine Electronics and Communication Engineering at Mokpo National Maritime University in 2013 and the MS degree in the Department of Marine Electronics and Communication and Computer Engineering at the Graduate School of Mokpo National Maritime University and 2015. She is currently PhD candidate in the Department of Maritime Transportation System and is interested in computer engineering, image processing and e-navigation, and so on.