



저작자표시 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#) 

工學碩士 學位請求論文

적응형 배경 모델링을 이용한 객체 인식 시스템에
관한 연구

A Study on object recognition system using adaptive background modeling



2015年 2月

韓國海洋大學校 大學院

電氣電子工學科

金 鉉 俊

本 論 文 을 成 周 鉉 의 工 學 碩 士 學 位 論 文 으 로 認 准 함

委 員 長 : 工 學 博 士 李 成 根 印

委 員 : 工 學 博 士 金 潤 植 印

委 員 : 工 學 博 士 朱 良 翊 印



2014年 12月

韓國海洋大學校 大學院

電氣電子工學科

金 鉉 俊

목 차

목 차	i
List of Tables	ii
List of Figures	iii
Abstract	iv
1. 서 론	1
1.1 연구 배경	1
1.2 연구 내용	2
2. 관련 이론 및 연구	3
2.1 차 영상(Background subtraction)	5
2.2 Median Background Model	7
2.3 Running Gaussian Average	8
2.4 Approximated Median Filtering	9
2.5 Eigenbackgrounds	10
2.6 Mixture of Gaussian Model	11
2.7 Cooccurrence	15
2.8 지역 히스토그램	15
3. 제안하는 적응형 배경 모델링	16
4. 실험 및 분석	20
4.1 배경 갱신 알고리즘을 위한 기초 연구	20
4.1.1 실외 환경에서 발생하는 다양한 배경 변화 요소	20
4.1.2 본 실험에 사용된 영상의 분석	22
4.1.3 차영상을 이용한 실외 환경의 배경갱신 기법의 특성	23
4.1.4 RGA를 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성	25
4.1.5 GMM을 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성	27
4.1.6 AMF를 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성	29
4.2 제안한 알고리즘을 이용한 실험 결과	31
5. 결론 및 고찰	33
참고문헌	34

List of Tables

Table 1 A classification of BGS algorithms	4
Table 2 A Performance evaluation of algorithms	33



List of Figures

Fig. 1.1 Intelligent CCTV system	1
Fig. 2.1 Background subtraction	5
Fig. 2.2 The method of detecting motion & background updates	7
Fig. 2.3 The method of making human body's blob	8
Fig. 2.4 The figure of animal segmentation	9
Fig. 2.5 The figure of human segmentation	10
Fig. 2.6.1 Mixture of gaussian model	11
Fig. 2.6.2 The changes of Mixture of gaussian model	13
Fig. 2.6.3 The figure of object tracking system	12
Fig. 3.1 The weight factor α and learning factor ρ	16
Fig. 3.2 The sampling of mixture of Gaussian model	17
Fig. 3.3 The pseudo-code of the proposed method	18
Fig. 3.4 The configuration of the proposed method	19
Fig. 4.1.2.1 The acquired images in this paper	22
Fig. 4.1.3.1 The experiment results of subtraction mehtod	23
Fig. 4.1.4.1 The experiment results of RGA mehtod	25
Fig. 4.1.4.2 The results for operating states of the light source	25
Fig. 4.1.4.3 The experiment results for pedestrian detection	26
Fig. 4.1.5.1 The experiment results of GMM mehtod	27
Fig. 4.1.5.2 The results for operating states of the light source	27
Fig. 4.1.5.3 The experiment results for pedestrian detection	28
Fig. 4.1.6.1 The experiment results of AMF mehtod	29
Fig. 4.1.6.2 The results for operating states of the light source	29
Fig. 4.1.6.3 The experiment results for pedestrian detection	30
Fig. 4.2.1 The experiment results of proposed mehtod	31
Fig. 4.2.2 The results for operating states of the light source	31
Fig. 4.2.3 The experiment results for pedestrian detection	32

A study on background updates of object recognition system outdoors.

Kim, Hyun Jun

Department of Electrical and Electronics Engineering
Graduate School of Korea Maritime and Ocean University

Abstract

Recently, with the rapid advancement in information and computer vision technology, CCTV system using object recognition and tracking has been studied in a variety of fields such as crime prevention, disaster prevention and industrial. However, it is difficult to recognize a precise object outdoors due to varying pixel values by moving background elements such as shadows, lighting changes, and moving elements of the scene.

In order to adapt the background outdoors, this paper presents to analyze a variety of background models and propose background update algorithms based on the score factors.

The proposed algorithm using score factors and the count the number of pixel value's appearance. The pixel value's appearance determined by the increase function or decrease function. If the score of the pixel value are maximum, the background pixel value can estimated by score of pixel value. However, the score of the pixel value are minimum, it can not regard the background pixel value.

The experimental results show that the accuracy of object detection is maintained, and the number of misrecognized objects are reduced compared to previous study by using proposed algorithm.

KEY WORDS: Background subtraction algorithms 배경분리알고리즘; Gaussian Mixture Model Gaussian Mixture Model; outdoors 실외환경; object detection 객체 검출; adaptive background 적응형 배경



제 1 장 서 론

1.1 연구배경

최근 CCTV 시스템을 통해 건물 내외부의 실시간 상황 및 도로의 교통상황 등 무수히 많은 다양한 영상데이터가 수집되고 있다. 이들 영상 데이터는 각종 도시계획 및 운영, 기반시설 관리, 교통 및 운송관리, 비상사태 관리 등 매우 다양한 공공안전 분야에 활용되고 있다. 하지만 폭발적인 CCTV 설치대수에 비해 모니터링 요원의 숫자는 실질적으로 부족하여 CCTV영상을 감시하는데 물리적 한계가 발생하게 되며, 이러한 문제점을 해결하기 위하여 지능적이고 자율적인 상황인지 방식의 영상처리 시스템에 관한 연구 또한 활발히 진행 중이다[1].

이처럼 동영상 또는 실시간 수집되는 영상에서 객체를 인지 및 추적하기 위한 컴퓨터 비전 기술은 컴퓨터 처리속도의 고속화와 다양한 영상 처리 기술의 개발에 의해 지속적인 발전을 이룩하고 있다[2].

또한 최근 정보 유출 및 도난 및 재산·사람을 대상으로 한 범죄의 증가로 인해 공공기관 뿐만 아니라 기업과 개인의 방범, 방재, 보안, 감시를 위한 목적으로 이용됨에 따라 이러한 지능형 영상 감시 시스템의 요구가 크게 증가되고 있는 실정이다[3].



그림 1.1 지능형 CCTV 시스템
Fig. 1.1 Intelligent CCTV system

하지만 인간의 시각과 동일한 성능을 가지는 컴퓨터 비전 시스템을 구성하는 데에는 많은 제약이 있다. 인간의 눈과 달리 컴퓨터가 가지는 영상정보는 깊이 정보가 제공되지 않는 2차원 정보로써, 영상자료에 포함되지 않는 깊이 정보에 대한 적절한 추측 및 가설이 필요로 한다. 또한 실내 및 실외환경에서 다양하게 발생할 수 있는 외란에 의해 영상정보의 명암도에 영향을 주며, 이러한 외란은 곧 객체의 인식 및 추적에 영향을 받게 된다. 마지막으로 실시간으로 입력되는 영상의 사전정보가 요구되며, 사전정보를 이용한 특정 객체의 인식 및 DB를 통한 객체 구분 등에 사용하기 위해 사전에 시스템을 구현해야한다.[2]

따라서 컴퓨터 비전 시스템을 이용하여 객체를 인지하고 이를 추적할 수 있는 방법에 대해 많은 연구가 있으며, 크게는 추적할 물체를 미리 지정하는 방법[4-6], 카메라가 고정된 상태에서 객체와 배경의 분리를 용이하게 하는 방법[7-9]등이 있다.

1.2 연구내용

본 연구에서는 보안 및 감시 시스템 분야에서 사용될 수 있는 지능형 영상처리 시스템에서 객체 검출을 위한 배경 적응형 알고리즘을 제안한다. 실험을 위해 고정된 카메라를 이용하여 배경이미지를 먼저 촬영하고, 실시간으로 변화하는 실외환경을 동영상으로 촬영하여 실험을 진행하였다. 실험의 원활한 진행을 위하여 배경의 변화가 극명하게 드러나는 일출시간의 주차장 및 도로의 영상을 통하여 사람 또는 자동차의 움직임을 검출하였으며, 이때 영상은 320×240 크기의 컬러영상이다. 획득된 동영상은 C++ 및 OPENCV를 이용하여 알고리즘을 구현하고 실험 결과를 획득하였다. 획득된 영상은 1차 저주파필터를 통해 급격히 변화가 발생하는 잡음을 제거하였으며, 획득된 영상과 배경영상의 차를 이용하여 객체의 위치를 탐지한다. 하지만 시간의 흐름에 따라 실외환경에서 발생하는 배경의 변화(나뭇가지의 흔들림, 빛의 변화에 의한 명암도의 변화, 그림자 변화)에 강인한 성능을 지니기 위해서 본 연구에서는 획득된 영상과 배경의 차이에 대한 화소당 검출되는 명암도의 score를 결정하여 반복적이고 주기적인 움직임이 나타나는 배경에 대해서도 강인한 성능을 지니도록 하였다. 이를 통하여 배경의 변화가 자주 발생하는 실외환경에서 영상을 이용한 객체검출 분야에 적용되어질 수 있도록 하는 방법을 제안하고자 한다.

제 2 장 관련 이론 및 연구

지금까지 연구되어 온 영상에서의 움직임 객체 검출 방법은 다양하다. 객체 검출을 위한 배경의 모델링은 무엇보다도 중요한데, 그 이유는 객체의 정확한 검출의 성능은 생성된 배경 모델이 현재 배경을 얼마나 정확하게 나타내느냐에 달려 있기 때문이다. 따라서 객체의 정확한 검출을 위해 배경 영상은 시간에 따라 변화하는 실외의 환경을 잘 반영하여야 하며, 환경의 변화를 실시간으로 적응해야 한다. 이러한 실시간으로 배경을 변화시키기 위해서는 무엇보다도 정확한 모델링이 요구된다.

배경을 기반으로 한 시스템 모델링은 다음과 같은 제약 조건이 있다.

- (1) 정지된 카메라 시스템에서 활용 가능하다.
- (2) 실시간 변화하는 환경의 배경영상에 대한 적응형 모델이 필요하다.
- (3) 변화하는 배경에 적응하는 동시에 정확한 객체 영역 추출이 가능하여야 한다.

배경을 이용한 객체 인식 기법은 비교적 간편한 방법으로 객체의 영역을 추출할 수 있지만, 실제 실외 및 실내환경에서의 성능은 다소 제한적이다. 그 이유는 다음과 같다.

- (1) 배경영상에 대한 임의의 초기 설정이 필요하다.
- (2) 배경의 변화가 실시간으로 일어나는 영역에서 객체의 오검출이 발생한다.

실제 응용에서는 배경에 대한 초기 설정은 객체를 추출하고자 하는 영역에서 어떠한 객체가 없는 상태에서 초기 배경을 설정한다. 하지만 비교적 신뢰할만한 배경을 설정한 경우에도 객체 검출에 대한 정확한 정보를 제공해주지 못한다. 그 이유는 배경에서 발생할 수 있는 다양한 움직임들이 존재하기 때문이다. 예를 들면 일출 또는 일몰에 의한 조명의 변화에 따른 배경의 명도값의 변화, 그림자의 변화 및 대기의 순환에 의한 나뭇가지, 깃발, 수면의 흔들림 등 주기적으로 반복되는 배경의 변화에 대해서 객체의 오검출이 야기된다. 따라서 이러한 배경의 변화에 강인한 성능을 지니는 다양한 배경 모델링 기법에 대한 많은 연구가 있다.

표 1 배경분리 알고리즘의 종류

Table 1 A classification of BGS algorithms[10-11]

배경분리 알고리즘	갱신 요소	갱신 방법
Background subtraction	픽셀기반	비재귀적, 재귀적
Median Background Model[13]	픽셀기반	비재귀적
RGA[14]	픽셀기반	재귀적
AMF[15]	픽셀기반	재귀적
EigBG[16]	영역기반	비재귀적
GMM[17]	픽셀기반	재귀적
Cooccurrence[18]	영역기반	비재귀적
지역 히스토그램[19-20]	영역기반	비재귀적

2.1 차 영상 (Background subtraction)

차 영상(Difference Image)은 한 영상에서 다른 영상의 값을 빼서 두 영상 사이의 차이를 결정한다. 이 방법은 영상의 변화를 검출하는데 효율적으로 사용된다. 즉, 현재 영상과 이전 영상의 화소 밝기 값의 차이를 구해 이 값이 큰 화소를 움직임이 존재하는 화소로 결정하는 방법이다. 이는 고정된 카메라로부터 얻어지는 연속적인 프레임들을 통해 정적인 배경 가운데서 모든 전경 물체를 추출이 가능하다.

t시간에 획득된 영상의 특정 화소의 화소값이 X_t 의 값으로 관측 되었을 경우, 동일한 위치의 배경 화소의 화소값 B 의 차이를 통해서 화소값의 변화 여부를 확인할 수 있다.

$$O_{t,(x,y)} = \begin{cases} 1, & \text{if } |X_{t,(x,y)} - B_{(x,y)}| > \text{Threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.1 - 1)$$

식 (2.1 - 1)에서 $O_{t,(x,y)}$ 는 t시간에 (x,y)에 해당하는 화소의 이전 화소값으로써, 획득된 영상의 특정 픽셀 $X_{t,(x,y)}$ 와 배경 영상의 특정 픽셀 $B_{(x,y)}$ 와의 변화를 구하여 변화가 임계치 보다 높은 경우 1 혹은 255 (흰색), 그렇지 않으면 0(검은색)으로 표현하여 배경과 객체의 유무를 판별한다. 혹은 경우에 따라서 객체를 0, 변하지 않는 배경의 경우를 1로 하는 경우도 있다.

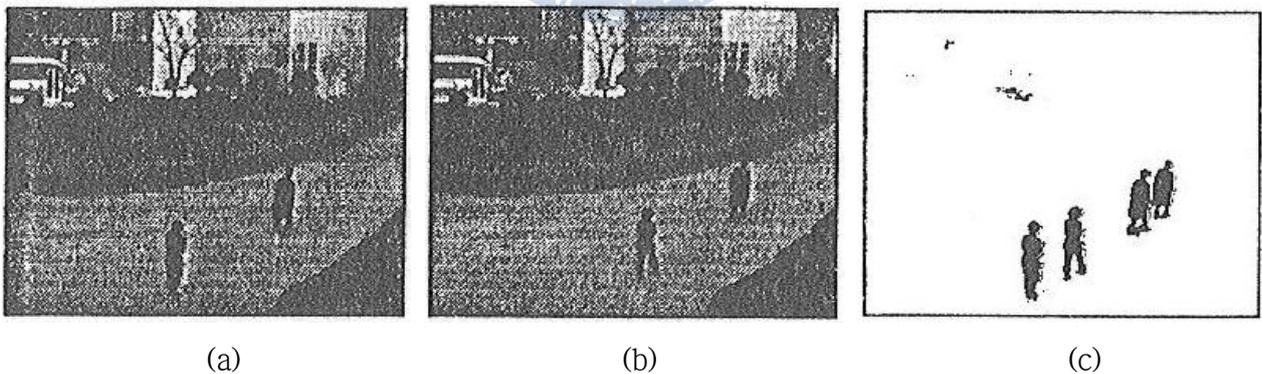


그림 2.1 차영상

Fig. 2.1 Background subtraction

(a) t_1 일때의 획득된 영상

(b) t_2 일때의 획득된 영상

(c) 두 영상의 차영상

하지만 배경 이미지는 여러 요인에 의해 고정되지 않고 조명환경에 따른 음영 및 화소값의 변화, 카메라의 잡음, 혹은 대기의 순환에 의한 실외환경의 수면 및 나뭇가지와 같은 영상에서 배경물체들의 움직임에 발생하여 객체 인식에 대한 문제점이 발생하게 된다.

따라서 단순히 차 영상만을 이용해서 실제의 환경에서의 응용은 사실상 힘들다. 따라서 여러 가지 방법으로써 다음과 같은 누적오차를 줄일 수 있는데, 이전프레임과 현재프레임의 값을 비교하는 방법이다.

$$|frame_i - frame_{i-1}| > T_h \quad (2.1 - 2)$$

이러한 간단한 방법으로 추정된 배경 이미지를 바로 이전 프레임이라 가정하였으며, 특정 카메라 프레임들과 움직이는 오브젝트 속도에 의거해서만 동작하며 임계값 T_h 에 민감하게 반응한다.

또 다른 비교적 간단한 배경 모델은 각 화소마다 가중치 및 학습률을 적용하여 배경을 갱신하는 방식이 있다.

$$B_{i+1} = \alpha F_i + (1 - \alpha) B_i \quad (2.1 - 3)$$

여기서 α 는 학습률이 되며 이전 프레임과 적절한 가중치를 주어 더하여 그 결과를 배경으로 갱신하는 방법이다. 이렇게 배경을 학습하는 구간동안 이 값을 적절한 값으로 피팅한 다음 검출 시에는 적절한 문턱치 값을 적용하는데, RGB 혹은 YUV와 같은 멀티채널의 이미지일 경우 각 채널 당 평균을 적용하거나 Grayscale 이미지로 변환 후 밝기에 관해서만 평균을 적용할 수도 있다. 또는 각 채널당 공분산을 이용하여 좀 더 강건하게 배경을 모델링할 수 있으며, 보통 컬러 성분을 갖는 GB 혹은 UV 도메인에서만 공분산을 구하는 방식도 존재하며, 이는 어떠한 방법보다 계산이 간단하고 빠르다는 장점을 지니고 있지만 조명의 급격한 밝기변화 및 흔들리는 배경 물체들에 대해서 인식률이 현저히 떨어지게 된다.

이밖에 차영상을 보완할 수 있는 방법으로는 히스토그램 평활화와 같은 전처리 방법 또는 잡음제거 필터 등을 사용하는 방법 등이 있다.

2.2 Median Background Model

Herrero-Jaraba[13]등이 제안한 방법은 프레임 영상에서의 연속된 N 프레임을 획득하여 각 화소점에 대하여 median 값을 계산하는 방법이다. 이 방법을 사용하여 시스템에서 Long-term background model을 제안하였다.

$$LTB(x,y) = median I_t(x,y,l), \dots, I_t(x,y,l) \quad (2.2 - 1)$$

식 (2.2 - 1)에서 픽셀의 좌표 (x,y) I_t 는 앞에서 저장된 N 프레임 3차원 데이터로 구성된 배경 영상이라고 하면, 세 번째 자리는 프레임 영상의 번호를 나타낸다. 따라서 $I_t(x,y,l)$ 는 l번째 프레임 영상의 픽셀 (x,y)의 그레이 값을 나타낸다.

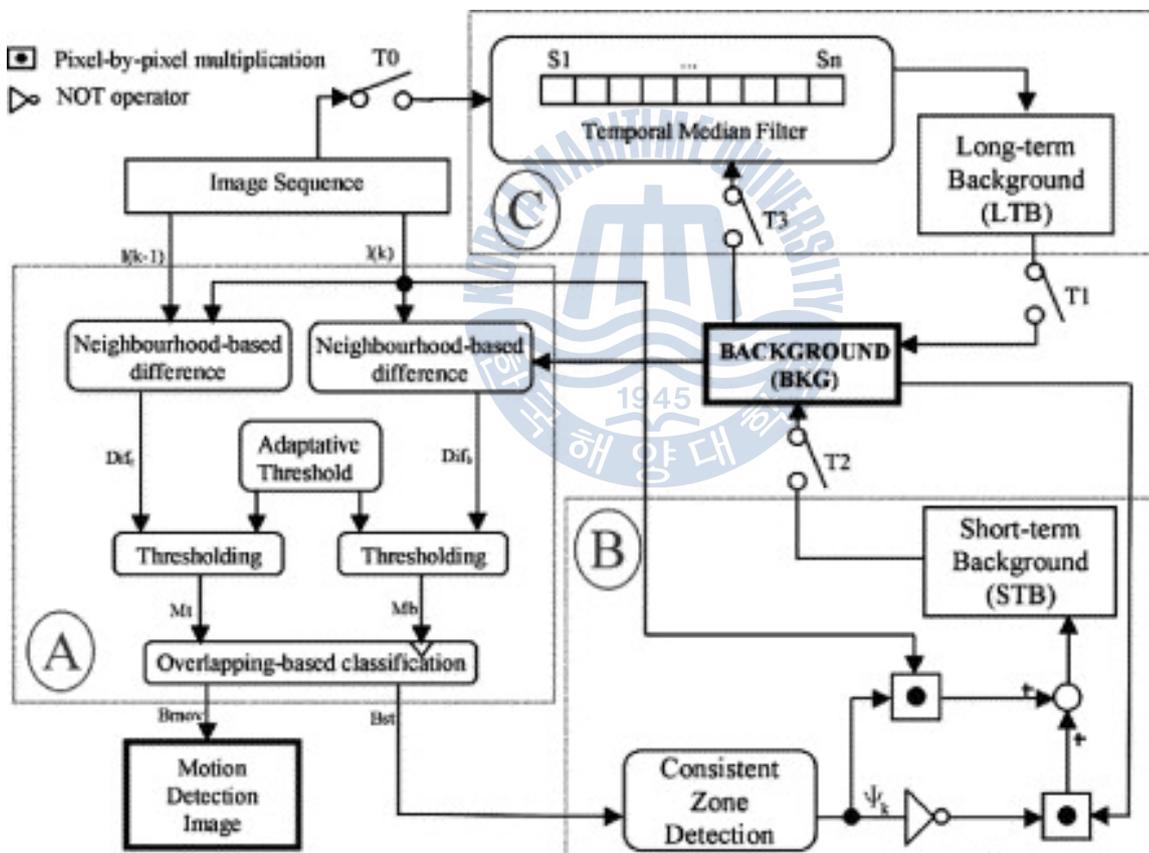


그림 2.2 제시된 움직임 인식 시스템 구성도 및 배경 갱신 방법

Fig. 2.2 The method of detecting motion classification and background updates

2.3 RGA(Running Gaussian Average)

Pfinder[14]등은 객체인 사람을 추출하여 blob으로 지정하는데 Gaussian 모델의 파라미터의 이동평균을 사용하여 배경을 갱신하였다.

방법은 다음과 같다.

- (1) 일정 프레임동안에 각 화소마다 화소값의 분포인 가우시안 분포 파라미터를 히스토그램에 미리 입력 시킨다.
- (2) 입력시킨 각 화소마다의 가우시안 파라미터를 배경 PDF(Probability Density Function)으로 사용하여 매 프레임마다 새롭게 갱신한다.

이때 가우시안 파라미터의 갱신은 다음의 수식에 의해 갱신된다.

$$\mu_{t+1} = \alpha f_t + (1 - \alpha)\mu_t \quad (2.3 - 1)$$

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha (f_t - \mu_t)^2 + (1 - \alpha)\sigma_t^2 \quad (2.3 - 2)$$

식 (2.3 - 1) 및 (2.3 - 2)에서 μ_{t+1} 및 σ_{t+1}^2 는 새롭게 갱신되는 가우시안 분포의 평균 및 분산으로써, 학습률 α 를 통하여 새로 획득된 한 화소의 값 f_t 를 이용하여 가우시안 분포 및 파라미터를 갱신한다.

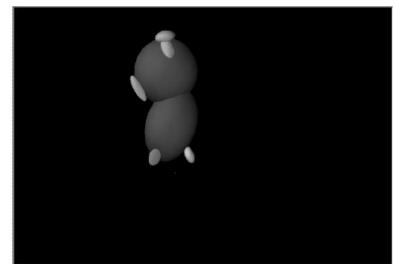
$|F - \mu| > T_h$ 조건을 만족할 경우, 임계값 T_h 를 임의의 상수 C와 분산의 곱으로 이루어진 값으로 적용하여 배경의 전경 편입여부를 적응적으로 고려하였으나 단일 가우시안 분포가 아닌 다중 가우시안 분포의 경우 배경의 변화에 대응하지 못하는 단점을 지니고 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 2.3 Pfinder에 제시된 배경 갱신 기법을 이용하여 사람의 blob을 생성한 모습
Fig. 2.3 The method of making human body's blob using background updates

- (a) 카메라로부터 획득된 영상
- (b) 분할된 영역
- (c) blob의 생성

2.4 AMF(Approximated Median Filtering)

McFarlane와 Schofield에 의해 제안된 AMF[15]는 식 (2.4 - 1)과 같은 갱신 식을 사용하여 중앙값을 추정하고 이를 위해 재귀 필터를 사용한다.

$$B_j = \begin{cases} B_t^c + 1, & \text{if } I_t^c > B_t^c \\ B_t^c - 1, & \text{if } I_t^c < B_t^c \\ B_t^c - 1, & \text{if } I_t^c = B_t^c \end{cases} \quad (2.4 - 1)$$

이때 I 는 획득된 영상, B 는 배경을 의미한다. 그리고 c 는 RGB 혹은 YUV와 같은 색상의 채널을 의미하고 t 는 카메라로부터 획득되는 영상의 임의의 프레임을 획득하는 시간을 나타낸다.

이러한 배경과 객체를 분류하는 기법은 참조 영상과 임의의 시간에 카메라로부터 획득된 영상 한 프레임 사이의 차분영상을 이용하기 때문에 객체와 배경의 변화, 특히 객체의 이동시 배경과 객체 사이 존재하는 오차에 대한 더욱 적응적인 효과를 보인다. 또한 빠른 처리속도를 위한 계산 효율성, 단순한 구조를 가지며, 화소값의 극단치가 배경 모델링에 영향을 받지 않기 때문에 잡음에 어느정도 견고하다는 특성을 지니고 있다.

AMF을 이용하여 모델링된 배경은 그림자의 영역을 객체로 인식하는 오차를 가지지 않고, 움직이는 객체를 비교적 정확하게 찾을 수 있다.



(a)

(b)

그림 2.4 제시된 배경 갱신 기법을 이용하여 동물의 객체 분할 모습

Fig. 2.4 The figure of animal segmentation using background updates

(a) 카메라로부터 획득된 동물과 배경 영상

(b) 제안된 방법을 이용하여 배경과 객체가 분할된 모습

2.5 EigBG(Eigenbackgrounds)

배경과 전경을 추출하는데 있어 계산량을 줄이고 영상의 차원을 줄이기 위한 효과적인 방법으로 Eigenbackground[16] 방법이 제시되었다.

이는 PCA(Principal Component Analysis)를 이용한 방법으로, 제시된 논문에서의 배경 추정 방법은 다음과 같다.

- (1) N개의 이미지 프레임에서 배경의 평균 μ_b 와 공분산 행렬 C_b 계산한다.
- (2) 이러한 N개의 임의의 시간동안 획득된 영상을 A의 벡터로 하여 만든 매트릭스 A를 구하고 이것의 공분산 행렬 C_b 를 계산한다.
- (3) 고유값이 큰 것에 해당하는 고유벡터만 추려낸다.

전경과 배경을 구분짓기 위해서는 임의의 획득된 영상 I 를 eigen sub-space에 다시 이미지로 재구성하여 새롭게 얻어진 변형된 영상 I' 를 구하게 되고 여기서 $I - I'$ 의 차이를 계산하여 임의의 임계값을 적용하면 배경과 획득된 영상을 기반한 객체를 추출할 수 있다. 이는 I' 가 이미지의 정적인 특징을 나타낸 고유벡터로 구성되어 있는 sub-space에 의거하여 변형되었기 때문에 실제 동적인 영역과 정적인 영역의 고유벡터를 기반으로 변형되었으며, 원 이미지와의 차이가 전경이 되는 원리이다. 이러한 방법은 각 벡터의 차원을 줄여 연산량을 줄일 수 있으며, 제시된 논문에서는 GMM이나 Pfunder보다 빠르고 안정적인 객체 추출이 가능하다고 평가하였다.

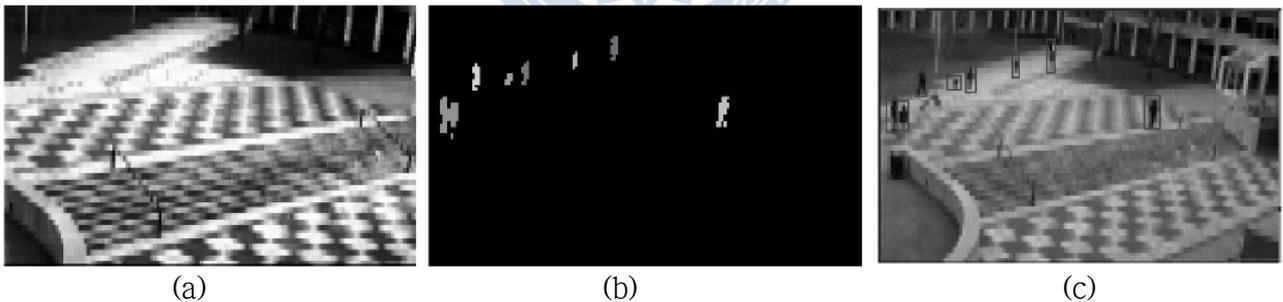


그림 2.5 제시된 배경 갱신 기법을 이용하여 사람의 객체 분할 모습

Fig. 2.5 The figure of human segmentation using background updates

(a) 배경 이미지

(b) 제시한 방법에 의해 사람의 객체를 인식한 모습

(c) 카메라로 획득된 영상으로부터 객체의 blob box를 생성한 모습

2.6 Mixture of Gaussian Model

실외환경에서 다양하게 발생하는 배경의 변화는 하나의 화소마다 조명 변화 혹은 영상 취득 장치의 잡음에 따라 변화를 보인다.

이러한 배경의 한 화소의 변화에 대한 변화를 Stauffer 등은 Adaptive Mixture of Gaussian Model을 제안하였으며[17], 이는 각 화소 점들에 대하여 가우시안 분포로 나타내고, 획득된 한 화소마다 발생하는 명도의 변화에 따라 가우시안 분포를 변화시킨다. Mixture of Gaussian Model은 한 화소의 관측될 확률을 출현을 K개의 가우시안 분포로 나타내어 이전 배경 모델과 비교하여 변화에 대하여 적응적으로 혼합 가우시안 모델을 조정해 나간다.

t시간에 어떤 픽셀 값이 X_t 의 값으로 관측될 확률은 $P(X_t)$ 인 식 (2.6 - 1)로 표현될 수 있다.

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} \cdot \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (2.6 - 1)$$

K는 단일 가우시안의 개수를 나타내며, $w_{i,t}$ 는 t시간에서 i번째 가우시안의 추정된 가중치(0에서 1사이의 값을 가지는 가중변수)를 나타내며, $\mu_{i,t}$ 는 평균값을, $\Sigma_{i,t}$ 는 공분산 행렬(covariance matrix)을, $\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 함수를 나타낸다.

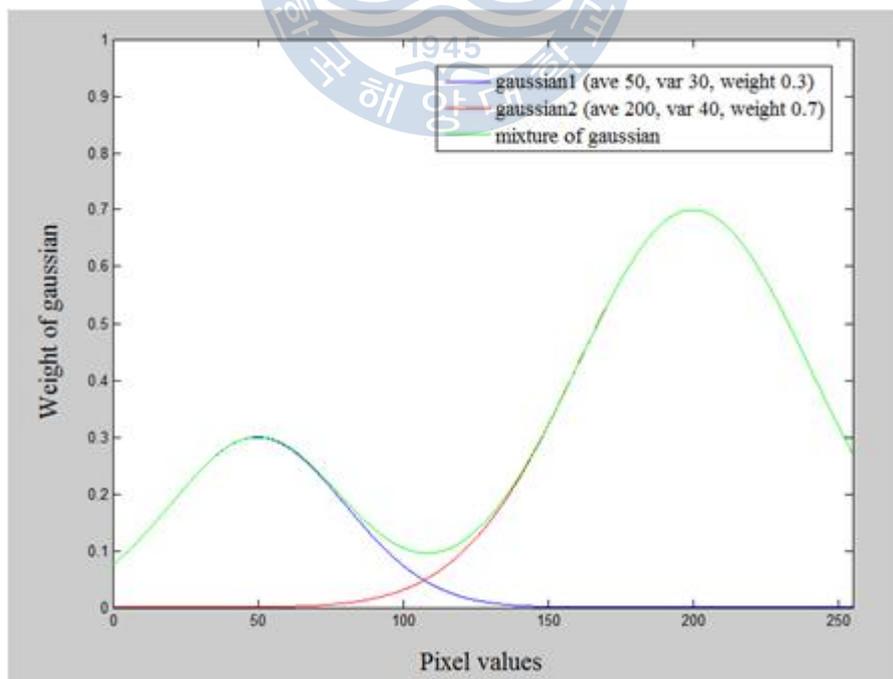


그림 2.6.1 Mixture of gaussian model

Fig. 2.6.1 Mixture of gaussian model

가우시안 분포가 발생하게 되며, 단일 가우시안 분포 가중치의 값은 1에 가까워진다. 반면 2개 혹은 그 이상의 화소값이 한 화소 내에 발견될 경우 2개 혹은 그 이상의 가우시안 확률 밀도 함수를 가지게 되며, 이때 한 가우시안 분포가 가지는 가중치는 또 다른 가우시안 분포의 가중치와 나누어 갖게 된다. 만약 K 값을 너무 작게 적용하였을 경우, 실제 배경 화소의 변화를 정확하게 나타내지 못하게 되는 경우가 발생하며, K 값을 많이 적용하였을 경우, 검출결과에 잡음이 발생하게 된다. 실험결과 K 값은 3-5의 값을 취했을 때 검출효과가 가장 적절하며, 본 논문에서는 K 의 값을 3으로 적용하였다.

배경 추정을 위한 배경 모델링의 파라미터는 K-means 추정 방법을 사용하여 가우시안 분포와 정합되는지를 검사한다. 검사하는 방법은 다음 식 (2.6 - 2)과 같다.

$$\begin{cases} \text{matching} & |(x,y)_t - \mu_{i,t}| < \lambda\sigma_{i,t} \\ \text{unmatching} & |(x,y)_t - \mu_{i,t}| \geq \lambda\sigma_{i,t} \end{cases}, i = 1, 2 \dots K \quad (2.6 - 2)$$

여기서 λ 는 가우시안 분포의 중심에서 범위를 나타내는 상수이며, 참조논문에서는 2.5로 정하였다.

매칭단계에서 K 번째 가우시안 분포에 입력된 화소값이 매칭에 될 경우에 가우시안 분포의 가중치가 다음 식(2.6 - 3), 식(2.6 - 4), 식(2.6 - 5)에 의해 갱신된다.

$$w_{k,t} = (1 - \alpha)w_{k,t-1} + \alpha \quad (2.6 - 3)$$

$$\mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho f_t \quad (2.6 - 4)$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(f_t - \mu_t)^T(f_t - \mu_t) \quad (2.6 - 5)$$

여기서 α 는 가우시안 분포의 신뢰도를 결정하는 가중치의 학습율로, 이전에 적용된 가중치와 현재 매칭되었을 때 적용되는 학습률과의 관계를 나타낸다. f_t 는 t 시간에 입력된 한 화소의 명도값을 나타내며, f_t 가 매칭된 가우시안 분포의 μ_t 와 σ_t^2 는 식(2.6 - 4) 및 식 (2.6 - 5)에 나타난 것처럼 학습률 ρ 에 의해 갱신된다.

만약 새로 입력된 화소 f_t 가 기존에 존재하는 가우시안 분포에 존재하지 않을 경우, 새로운 가우시안 분포를 형성하며, 이때 새로 생성된 가우시안 분포는 매우 낮은 가중치가 적용된다.

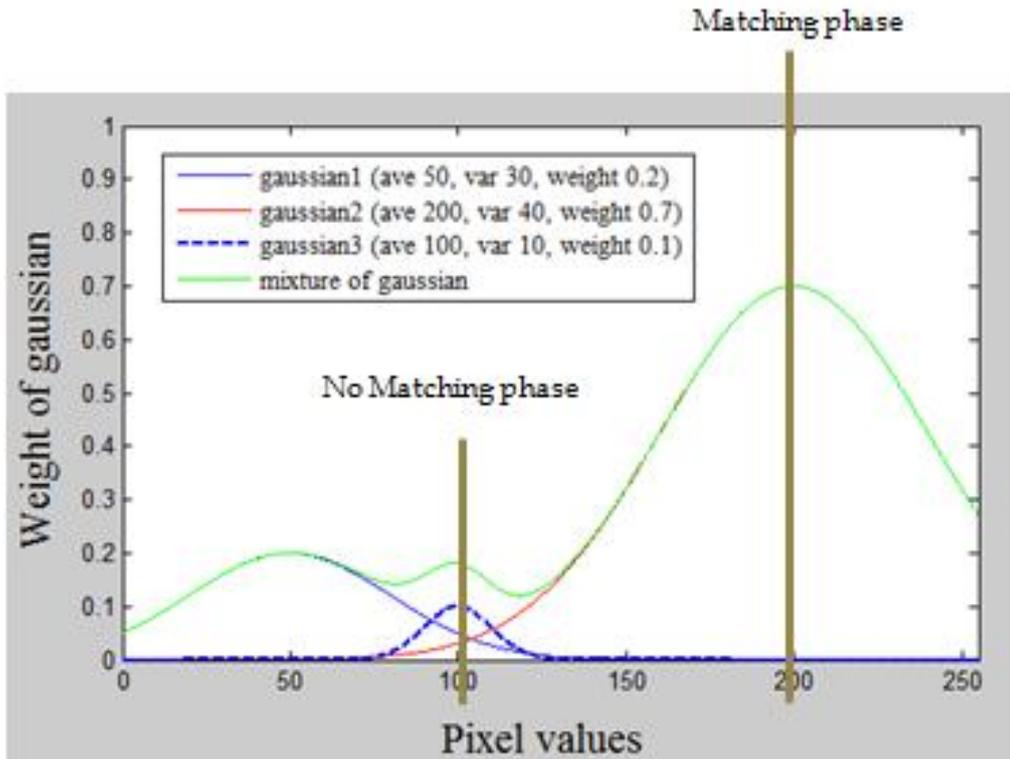


그림 2.6.2 Mixture of gaussian model의 변화
Fig. 2.6.2 The changes of Mixture of gaussian model

$$w_{k,t} = (1 - \alpha)w_{k,t-1} \tag{2.6 - 6}$$

그리고 위의 절차를 수행한 이후에 각 단일 모델의 가중치에 대하여 다음 수식에 균일화 과정을 거친다

$$w_{i,t} = \frac{w_{i,t}}{\sum_{K=1}^K w_{k,t}}, i = 1, 2, \dots, K \tag{2.6 - 7}$$

이때 혼합 가우시안 모델을 가지는 경우, 신뢰도가 높은 분포를 판단하기 위해서 가우시안 분포의 우선순위를 결정하여야 된다. 따라서 분포 σ 및 가중치 w 에 대한 w/σ 에 의해 내림차순으로 정렬한 후에 식 (2.6 - 8)을 만족하는 B 개의 분포를 배경의 분포로 추정한다.

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{K=1}^b w_k > T_{BG} \right) \tag{2.6 - 8}$$



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 2.6.3 제시된 배경 갱신 기법을 이용한 객체 추적 시스템

Fig. 2.6.3 The figure of object tracking system using background updates

- (a) 카메라로부터 획득된 영상
- (b) 가우시안 모델로 추정된 배경 영상
- (c) 배경으로부터 전경을 추출해 낸 영상
- (d) 획득된 영상과 객체의 이동 방향 정보를 나타낸 모습

2.7 Cooccurrence

Eigenbackgrounds 방법에서는 임의의 획득된 영상 I 를 eigen sub-space에 다시 이미지로 재구성하여 새롭게 얻어진 변형된 영상 I' 를 구하게 되고 eigen sub-space에 미리 계산된 고유값을 통한 객체와 배경과의 변화하는 벡터를 미리 알게 된다. 이러한 점을 활용해서 Cooccurrence[18]는 Eigenbackgrounds 방법과 유사하게 이미지 $N \times N$ 의 블록으로 나뉘었을 때 한 블록을 N^2 의 벡터로 보고 배경 이미지의 변화하는 영역을 좁히는 효과를 얻어 객체의 검출 인식률을 높일 수 있게 하였다. 이러한 방법은 주변 이웃정보를 활용함으로써 다른 방법에 비해 강건하나 실시간 처리에 적합하지 못하는 단점을 가지고 있다.

2.8 지역 히스토그램

지역 히스토그램이란 Cooccurrence 방법과 유사하게 $N \times N$ 의 블록으로 나누고 그 영역의 공간적 히스토그램을 통해 전경영역을 추출하는 방법을 말한다. 컬러 히스토그램은 이미지의 일정 영역 안에서 컬러들의 분포를 표현하므로 pixel-wise 방법보다는 오인식율을 감소시킬 수 있으며 주기적으로 흔들리는 나뭇잎의 흔들림과 같은 배경의 변화에 강건한 특징을 지닌다.

Olivier Bernier 등의 연구[19]에서는 UV데이터만으로 2차원 히스토그램을 YUV 컬러 공간에서 구축하였으며, 15개의 bin을 가지는 컬러 히스토그램을 사용하였다. 히스토그램을 계산할 때에 발생하는 양자화 오차를 최소화하기 위한 가우시안 커널을 사용하였고, 이러한 중앙의 값의 가중치가 적용된 가우시안 분포적으로 영향을 줌으로써 양자화 과정에서 발생하는 오차를 최소화 하였다. 배경을 지역 히스토그램들로 모델링 한 후에 현재 프레임에서 한 픽셀의 전경 픽셀이 속하는 모든 히스토그램에 대해 전경과 배경 영역의 히스토그램들의 Bhattacharyya 거리의 합이 전경 확률이 된다.

또한 Duric Z. 등의 연구[20]에서는 24bit RGB 컬러 공간에서 컬러 감소 수식을 통하여 4096 bins을 가지는 히스토그램 시스템을 간소화 하였으며, 계산하는 블록을 서로 겹치게 하여 객체 인식 및 추적에 효과적인 성능이 나타남을 입증하였다.

제 3 장 제안하는 적응형 배경 모델링

이전에 연구된 Mixture of Gaussian 방법은 한 화소가 가지는 혼합 가우시안 모델의 매칭에 따라 그 분포가 실시간으로 달라진다. 이때 획득된 영상의 임의의 화소가 혼합 가우시안 모델에 매칭과 비매칭에 따라서 K값의 변화 발생 및 가우시안 모델의 가중치가 달라지게 된다. 따라서 가우시안 모델 매칭의 분산값에 따라서 성능의 차이가 발생하게 되며, 따라서 한 화소의 가우시안 매칭 허용 범위에 따라 high threshold부터 low threshold까지 다양한 성능차이가 발생하게 된다.

또한 고정된 분산 및 평균의 갱신율에 따라 모델 생성시간 지연 및 성능의 오차가 발생하게 되며, 전경 분할에 오차가 발생하게 된다. 갱신율이 큰 경우 가우시안 모델의 평균 및 분산의 갱신에 크고 작은 오차가 빈번히 발생하게 되며, 전경추출 영상에 잡음이 발생하게 된다. 또한 갱신율이 작은 경우, 주기적으로 반복되는 배경의 변화에 대해 원활한 배경 갱신이 어렵게 된다.

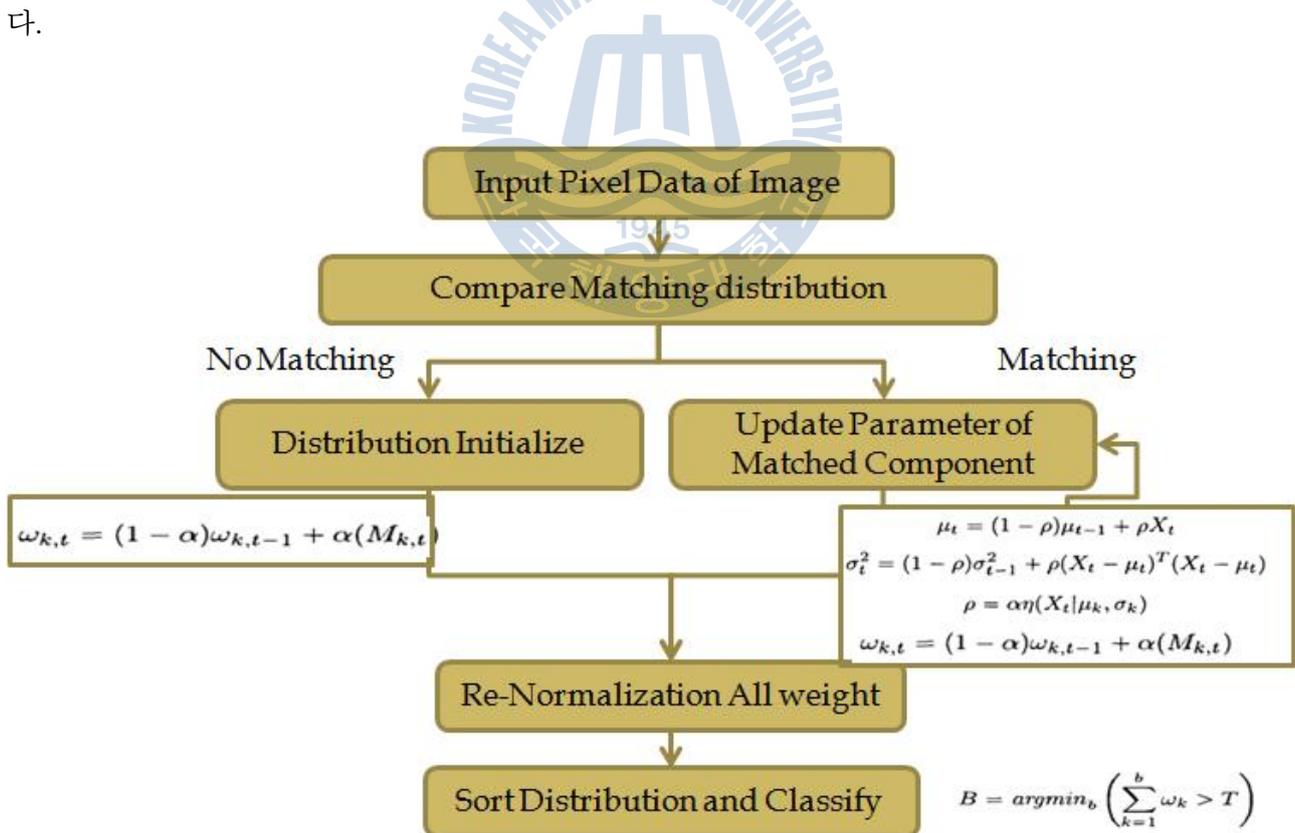


그림 3.1 가우시안 가중치 α 및 갱신율 ρ

Fig. 3.1 The weight factor α and learning factor ρ

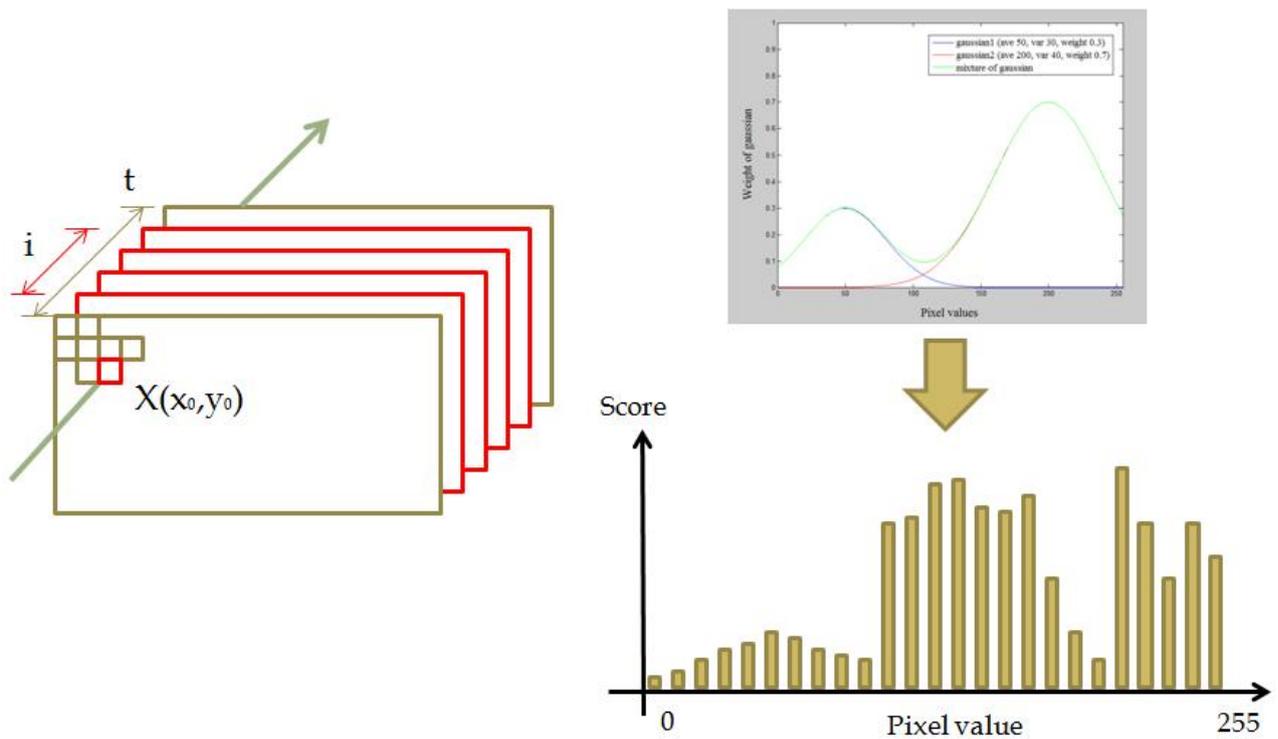


그림 3.2 The sampling of mixture of Gaussian model
Fig. 3.2 The sampling of mixture of Gaussian model

이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 한 화소당 가지는 혼합 가우시안 모델의 갱신이 아닌 임의의 화소에서 가질 수 있는 각 화소값에 대한 score을 계산하여 적합한 배경 화소값을 추정하는 기법을 제안하고자 한다. 제안한 기법은 실내 위치인식 기술의 Wifi fingerprint 기반 Radio map updating 기법을 변형하여 배경 갱신 기법에 적용하였다.[21]

제안하는 배경 갱신 기법은 다음과 같다

- (1) 획득된 영상의 초기 임의의 영상을 이용하여 배경 모델링을 생성한다. 이때 배경 모델링은 각 화소마다 [0,255]사이의 화소값 발견의 횟수를 측정하여 횟수가 가장 높은 화소값을 배경 모델로 선정한다.
- (2) 임의의 시간 t 에 (x,y) 좌표에서 획득된 한 화소값이 배경 갱신을 위한 요소에 포함되어 있는 경우, score을 증가시키기 위한 요소 $Frequency_{in}$ 을 증가시킨다. 이때 score의 감소를 위한 $Frequency_{out}$ 을 0으로 설정하게 되고, 이전 score을 재귀하기 위한 변수 $count$ 에 score을 입력받는다.
- (3) $count$ 의 값에 $e^{Frequency_{in} - 1}$ 을 더하여 새로운 score으로 등록시킨다. 이는 한 화소값이 연속적으로 획득될 경우, $Frequency_{in}$ 이 지속적으로 증가하게 되고, 빠르게 score값을 최대값으로 갱신하기 위함이다. 또한 $e^{Frequency_{in} - 1}$ 에서 -1은 $e^{Frequency_{in}}$ 의 최소값을 적용시키지 않기 위함이다.

- (4) 반대로 동일한 좌표에 동일한 화소값이 획득되지 않은 화소값의 경우에는 $Frequency_{out}$ 을 1로 설정, 이후 지속적으로 화소값이 획득되지 않을 경우 점진적으로 증가한다. 이때 $score$ 의 증가를 위한 요소 $Frequency_{in}$ 을 0으로 설정하게 된다.
- (5) 획득되지 않은 화소값의 경우 $count$ 의 값에 $e^{Frequency_{out}-1}$ 을 빼주어 새로운 $score$ 으로 등록시킨다. 이때는 한 화소값이 연속적으로 획득되지 않은 경우, $Frequency_{out}$ 이 지속적으로 감소하게 되고, 기하급수적으로 $score$ 값을 최소값으로 갱신하기 위함이다. 또한 $e^{Frequency_{out}-1}$ 에서 -1은 $e^{Frequency_{out}}$ 의 최소값을 적용시키지 않기 위함이다.
- (6) $score$ 값은 한 화소의 출현 횟수가 증가 혹은 감소함에 따라 빠르게 변화하므로 일정 $score$ 에 도달하게 되면 max 또는 min 값을 설정하여 지속적인 값의 변화를 방지한다. 이때 $score$ 값이 max 값에 도달하게 되면 $flag$ 값을 1로 설정하게 되고, 반대로 min 값에 도달하게 되면 $flag$ 값을 0으로 설정하게 된다.
- (7) 최종적으로 배경이라고 추정하게 되는 임의의 화소의 화소값은 $flag$ 가 1로 설정된 화소값이며, 이를 획득된 영상의 동일한 좌표의 화소값과의 차를 구하여 객체의 배경을 구분하게 된다.

```

pixel value(x,y) = {pixel value is obtained by the aquired frame (0 to 255)}
background (x,y) = {is includes the pixel value, Frequencyin, Frequencyout, count, score and flag}

For all pixel values(x,y) such that pixel value(x,y) ∈ [0,255] do

    If pixel value(x,y) ∈ pixel value(x,y)background then
        Frequencyin ← 1, Frequencyout ← 0, count ← score

    score ← count + (eFrequencyin++ - 1)

    If score > max then
        score ← max, flag ← 1

    Else if pixel value(x,y) ∉ pixel value(x,y)background then
        Frequencyin ← 0, Frequencyout ← 1, count ← score

    score ← count - (eFrequencyout++ - 1)

    If score < min then
        score ← min, flag ← 0

If flag(x,y)background == 1 then
    pixel value(x,y) - pixel value(x,y)background

```

그림 3.3 제안한 방법의 의사코드

Fig. 3.3 The pseudo-code of the proposed method

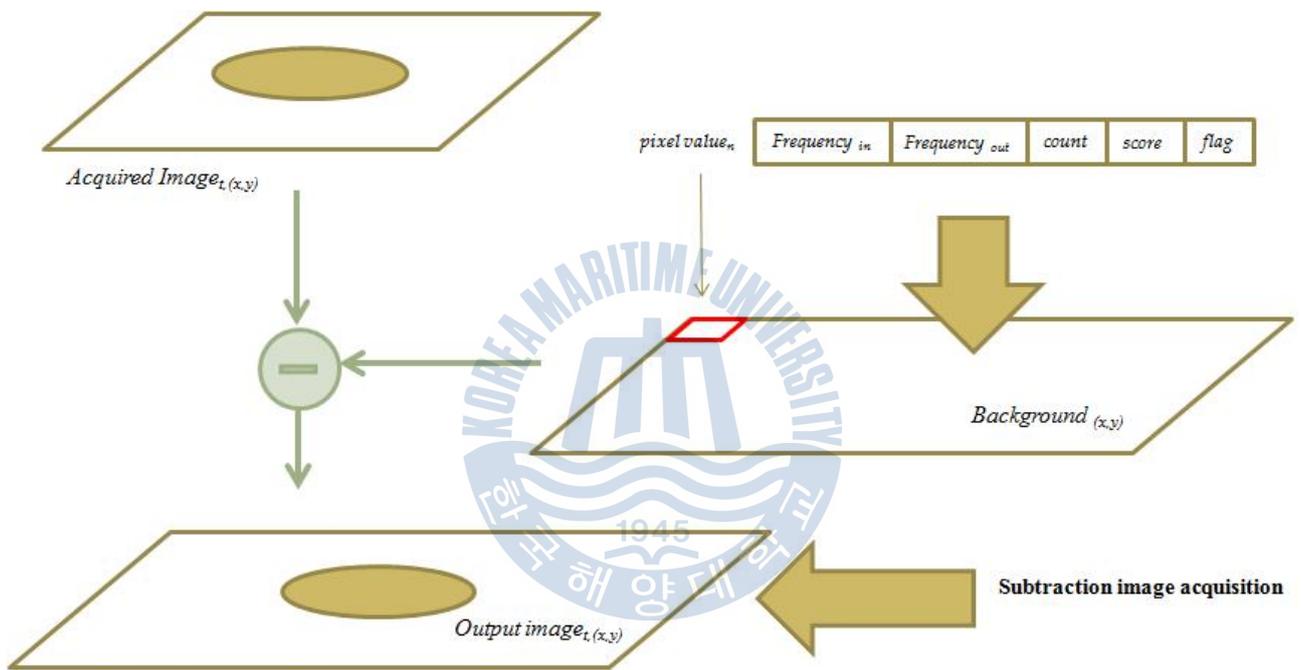


그림 3.4 제안한 방법의 구성도

Fig. 3.4 The configuration of the proposed method

제 4 장 실험 및 분석

4.1 배경 갱신 알고리즘을 위한 기초 연구

기존의 실내의 제한된 공간에서 사용할 수 있는 차영상을 이용한 객체 인식 시스템을 실외 환경에 그대로 적용할 경우, 조명의 변화 및 흔들리는 물체로 인한 배경 변화가 발생하여 배경과 전경을 분리하는 과정에 있어 다양한 오인식 영역이 다수 존재하게 된다. 따라서 이전에 연구된 배경을 기반한 전경 분리 기법인 차영상, GMM, RGA, AMF의 성능실험을 실시하였다. 또한 제안한 방법을 토안 객체 인식 기법을 통하여 동일한 영상을 기준으로 제안한 알고리즘 성능의 유효성을 평가하였다.

4.1.1 실외 환경에서 발생하는 다양한 배경 변화 요소

본 논문에서는 사전에 사용자가 임의로 촬영한 객체가 존재하지 않는 고정된 배경 영상을 이용하여 실시간으로 획득되는 영상에서 정적인 영역(static region) 및 동적인 영역(Dynamic region)을 구분하여 배경과 전경영역을 구분하게 되고, 최종적으로 획득된 영상에서 움직이는 영역 또는 요소만을 추출하는 기법에 관한 연구를 진행하였다. 실험에 있어 가장 구현하기 간편한 차영상을 이용한 객체인식 성능을 실외 환경에 구현하였을 경우 다양한 이유에 의해서 객체의 오인식 혹은 미인식 상황이 발생하였다.

이유는 크게 다음과 같다

(1) 일출 혹은 일몰에 따른 조명의 변화

- 일출 혹은 일몰, 또는 시간이 지남에 따라 실외 환경의 조명 상태는 시시각각 변화하게 되고, 이는 곧 이전에 획득한 배경과 실시간으로 획득되는 영상의 변화가 나타나게 된다. 이 같은 경우, 영상의 전반적인 영역에 있어 오차가 발생하게 되고, 시간이 지남에 따라 더욱 오차는 커지게 된다.

(2) 실외 조명 변화에 따른 물체가 가지는 빛의 반사 영역의 변화

- 상기와 같은 실외 환경의 조명 상태는 곧 카메라에 획득되는 물체의 명도값의 변화로 나타나게 된다. 특히 화소값이 높은 배경화소의 경우 그 오차는 더욱 커지게 되는데, 이는 화소값이 높은 배경이 더욱 조명의 변화에 민감함을 알 수 있다. 예를 들면 흰색과 검은색이 섞여 있는 도로 혹은 주차장의 경우, 도로를 표시한 선을 주변으로 강한 오차를 가짐을 알 수 있는데, 그 이유는 조명의 변화에 따라 흰색 혹은 높은 화소값을 가지는 영역의 경우

카메라에 반사되는 빛의 영향에 많은 오차를 가지고, 반대로 어두운 색의 경우, 카메라에 반사되는 빛의 영향을 덜 미치게 된다. 또한 창문 혹은 문과 같이 강한 빛의 반사가 발생하는 물체의 경우, 그 오차가 매우 도드라지게 나타난다.

(3) 사용자가 임의로 구성한 조명의 작동 상태

- 실외에 설치된 다양한 종류의 가로등의 경우, 배경의 변화의 원인이 될 수 있다. 이는 주변의 조도에 따라 시간에 맞추어 수동 혹은 자동으로 가로등의 동작상태가 변화하게 되며, 카메라에 촬영된 가로등의 광원 및 광원이 비추는 주위의 전반적인 영역에 화소값의 변화가 발생하게 된다.

(4) 대류의 순환에 의한 사물의 반복적인 움직임

- 실외환경에서 빈번히 발생하는 대류의 순환은 사물을 주기적인 혹은 비주기적으로 사물들을 흔들리게 한다. 실외 환경에서 빈번히 촬영되는 나무의 나뭇가지, 깃발, 와이어 등은 이러한 대류의 순환에 의해 빈번히 움직임이 발생하게 되고, 이는 곧 배경의 변화로 나타나게 된다. 뿐만 아니라 물의 수면의 경우, 수면의 영역 뿐만 아니라 수면에 의해 반사되는 빛이 비추는 영역과 함께 복합적인 오차가 발생한다.

(5) 비, 눈과 같은 기후적 변화에 의한 조명 및 배경의 복합적인 변화

- 실외환경의 경우 비 혹은 눈, 안개와 같은 다양한 기후적 변화가 발생하며, 이는 배경에 영향을 미치게 된다. 특히 비와 같은 경우, 빛의 반사가 발생하는 지역에 의해 부분적으로 넓은 영역에 걸쳐 오차가 발생함을 알 수 있다.

4.1.2 본 실험에 사용된 영상의 분석

실험을 위해 본 연구에서는 고정된 카메라를 이용하여 한국해양대 후생복지관 앞 주차장 및 도로의 영상을 2014년 6월경 4시 30분부터 5시 30분까지 촬영하였다. 이유는 조도의 변화가 극명하게 드러나는 일출시간에 맞추어 실험하고자 하는 배경의 갱신을 실험하기 위함이다. 또한 대기의 순환에 의한 배경의 변화 및 인위적으로 설치된 광원의 작동여부에 따른 광원 및 그 주변의 명암도 변화에 따른 성능시험을 위함이다. 이러한 동영상을 통하여 전경과 배경을 구분하여 보행자의 영역을 추출하였으며, 이때 영상은 320×240 크기의 컬러영상이다. 획득된 동영상은 C++ 및 OPENCV를 이용하여 알고리즘을 구현하고 실험결과를 획득하였다.



그림 4.1.2.1. 본 논문에서 사용된 영상
Fig. 4.1.2.1 The acquired images in this paper

- (1) 조도에 따른 화소값의 변화가 발생하는 지역
- (2) 대기의 순환에 의한 배경의 발생하는 지역
- (3) 사람이 인위적으로 설치한 광원에 의해 배경의 변화가 발생하는 지역

4.1.3 차영상을 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성

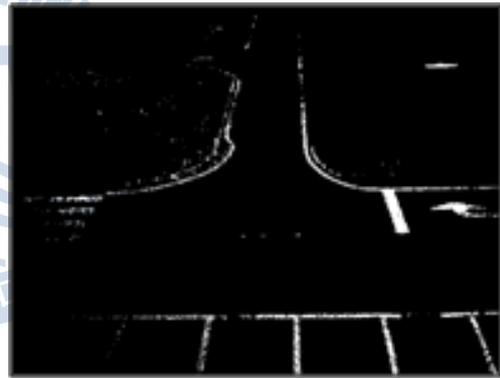
차영상을 이용한 배경 갱신 기법의 실험은 고정된 배경영상과 실시간마다 변화하는 배경의 차이를 보여주는 요소로써, 오차가 발생하는 원인에 절대적으로 영향을 미치는 화소값으로 인한 오인식 영역의 정도를 이진 영상을 통해 나타내었다.



(a)



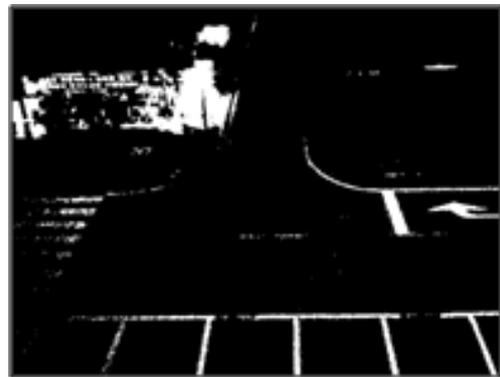
(b)



(c)



(d)



(e)



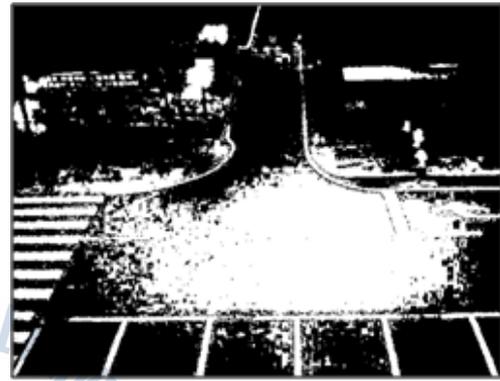
(f)



(g)



(h)



(i)

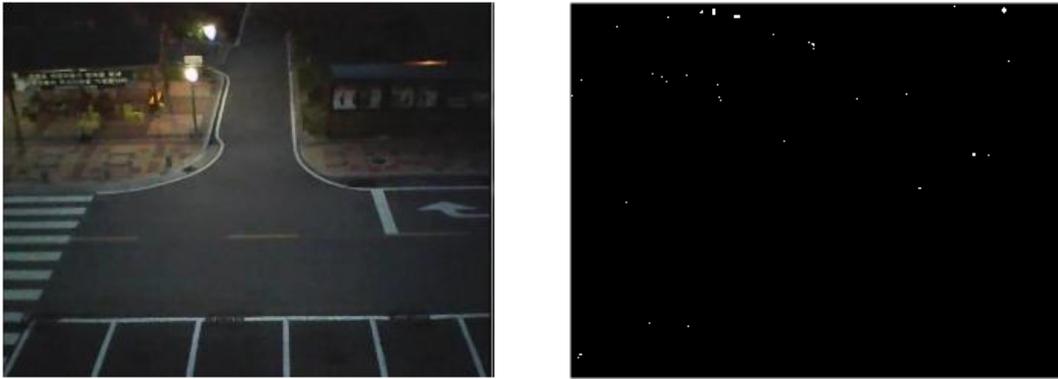
그림 4.1.3.1 차영상을 이용한 전경 추출 실험 결과 영상
Fig. 4.1.3.1 The experiment results of subtraction method

- (a) 4시 30분경 촬영된 배경 영상
- (b) 4시 35분경 카메라로부터 획득된 영상
- (c) 4시 35분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상
- (d) 5시경 카메라로부터 획득된 영상
- (e) 5시경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상
- (f) 5시 15분경 카메라로부터 획득된 영상
- (g) 5시 15분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상
- (h) 5시 30분경 카메라로부터 획득된 영상
- (i) 5시 30분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

실험에 필요한 배경영상, 획득된 영상, 실험을 통해 획득된 결과영상은 그림 4.1.3.1과 같다. 조도의 변화에 따라 주차선과 같은 화소값이 큰 배경영역에서 오차가 상당수 발생함을 알 수 있다. 또한 움직이는 배경요소에 대한 전경 추출에 있어서도 상당부분 오차가 발생함을 확인하였다. 보행자 영역보다 오차로 인한 영역이 더욱 커 실제 전경 추출에 많은 어려움이 있다.

4.1.4 RGA를 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성

RGA를 이용한 배경 갱신 기법의 실험 또한 차영상의 실험과 마찬가지로 진행되었다. 아래의 그림은 카메라로부터 획득된 영상 및 RGA를 통해 얻어진 이진 영상의 그림이다.



(a)

(b)

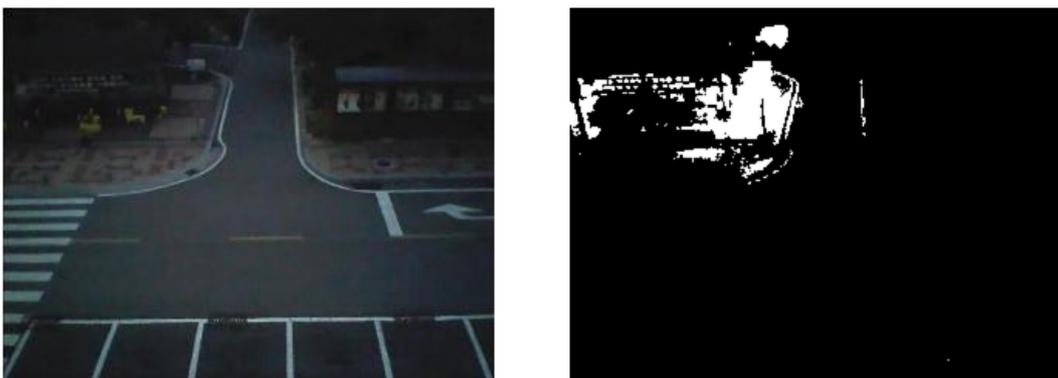
그림 4.1.4.1 RGA를 이용한 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.4.1 The experiment results of RGA method

(a) 4시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

(b) 4시 35분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

획득된 영상을 통한 실험결과, 차영상을 이용한 전경 분리 방식에 비해 RGA를 이용한 방법의 정확성이 매우 높게 나타났다. 실시간으로 조금씩 변화하는 요소마다 전체에 대한 잡음의 비율이 평균 0.13% 발생하였으며, 형태학적 처리를 통해 잡음을 매우 줄일 수 있음을 확인하였다.



(c)

(d)

그림 4.1.4.2 광원의 작동상태에 따른 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.4.2 The experiment results for operating states of the light source

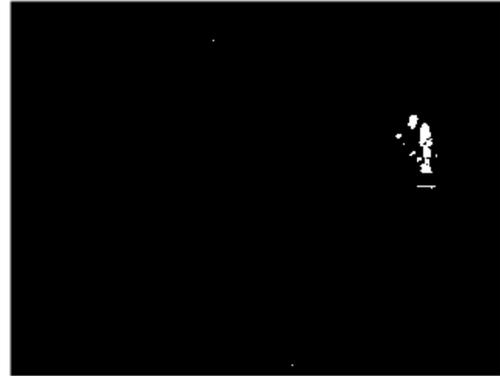
(c) 5시 15분경 카메라로부터 획득된 영상

(d) 5시 15분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

조도의 변화에는 비교적 강인한 모습을 보이나, 가로등에 의해 광원과 주변의 영역의 급작스러운 변화 발생 시 광원 및 광원이 비추는 영역에 오차가 발생하였으며, 비교적 빠르게 배경을 갱신하는 성능을 보였다.



(e)



(f)

그림 4.1.4.3 보행자 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.4.3 The experiment results for pedestrian detection

(e) 5시 30분경 촬영된 배경 영상

(f) 5시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

실험을 통하여 조명의 변화가 서서히 변화하는 경우, 조명의 변화에 따라 발생하는 화소값의 차이를 지속적으로 갱신함을 확인하였다. 부분적으로 발생하는 화소단위의 오차를 제외하고는 비교적 원만하게 전경추출이 가능함을 확인할 수 있다. 하지만 지속적으로 움직이는 배경의 경우, 단일 가우시안 분포의 형태를 가지고 있는 화소에 따라 부분적으로 배경의 변화에 잡음이 발생함을 실험을 통해 확인하였다.

4.1.5 GMM을 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성

GMM의 실험결과는 다음과 같다.

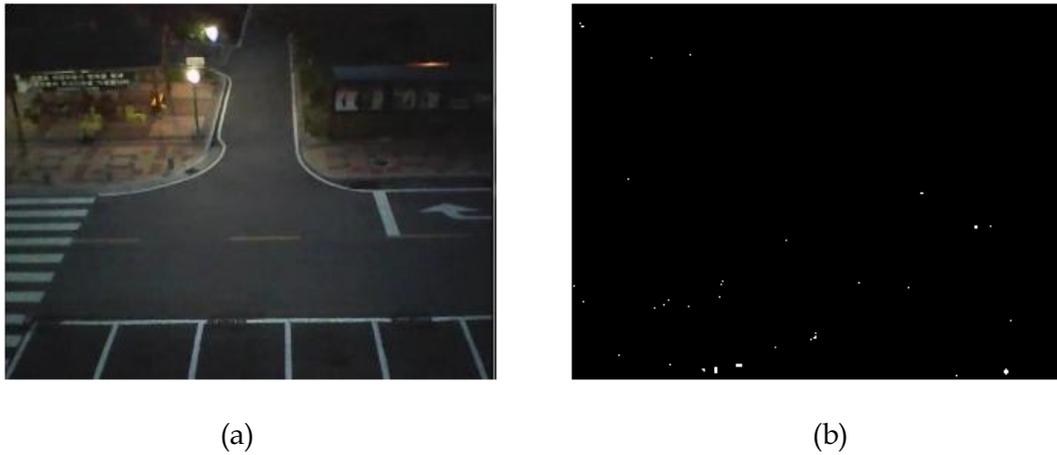


그림 4.1.5.1 GMM을 이용한 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.5.1 The experiment results of GMM method

(a) 4시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

(b) 4시 35분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

실험결과, RGA를 이용한 방법에 비해 잡음비율이 0.15%로 다소 빈번히 발생함을 알 수 있다. 따라서 GMM의 경우, 전경 추출을 위한 전처리 또는 알고리즘 적용 이후에 형태학적인 처리 및 레이블링을 통한 잡음의 소거가 병행되어야 함을 실험을 통해 확인하였다.

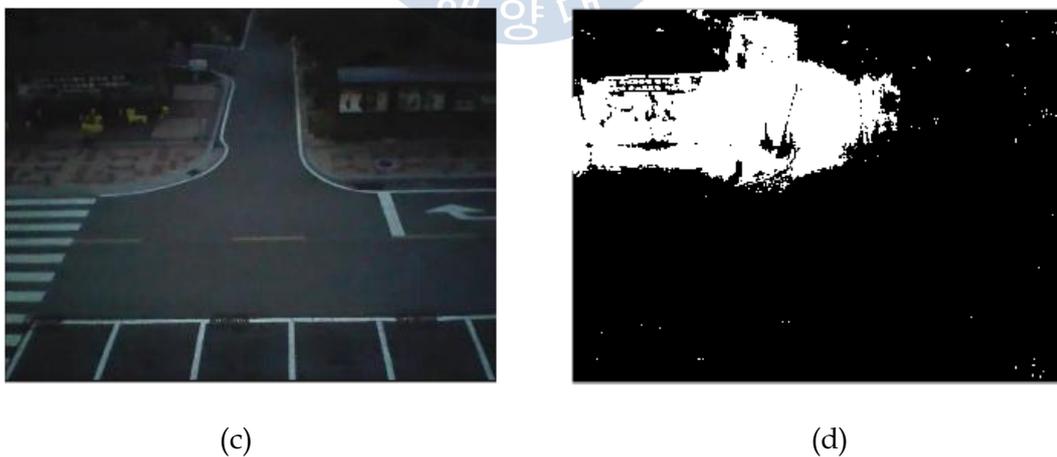


그림 4.1.5.2 광원의 작동상태에 따른 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.5.2 The experiment results for operating states of the light source

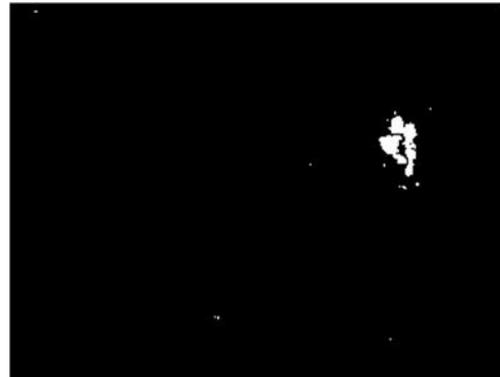
(c) 5시 15분경 카메라로부터 획득된 영상

(d) 5시 15분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

조도의 변화에는 다소 잡음이 발생하였으나, 갑작스러운 광원의 작동상태가 달라짐에 따른 그 주변의 영역의 경우 빠르게 배경을 갱신하는 성능을 보였다.



(e)



(f)

그림 4.1.5.3 보행자 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.5.3 The experiment results for pedestrian detection

(e) 5시 30분경 촬영된 배경 영상

(f) 5시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

실험을 통하여 GMM의 경우, 조도의 변화 및 움직이는 배경에 대해 비교적 빠른 시간 내에 오차를 보정하는 특성을 가짐을 알 수 있다. 하지만 지속적으로 부분적인 잡음이 발생함에 따라 전처리 또는 후처리가 필요함을 실험 결과를 확인하였다.

4.1.6 AMF를 이용한 실외 환경의 배경 갱신 기법의 특성

AMF의 실험결과는 다음과 같다.

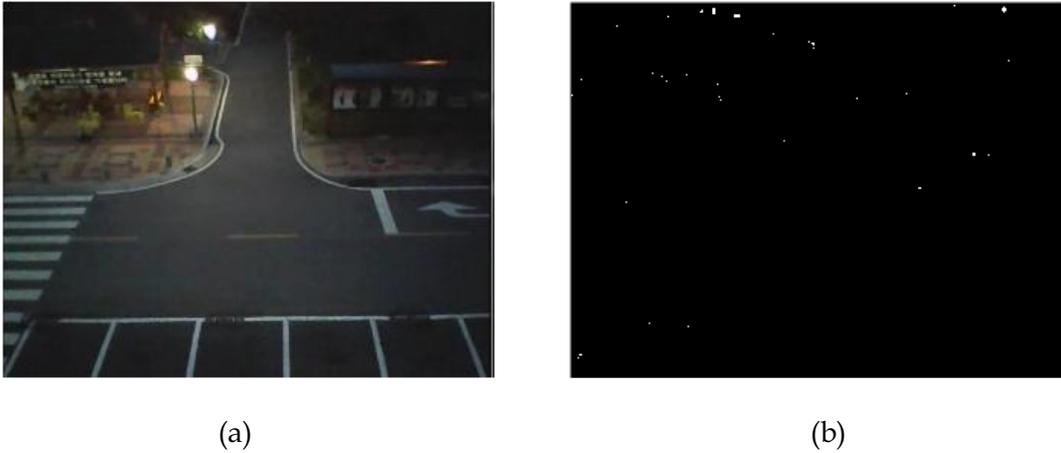


그림 4.1.6.1 AMF를 이용한 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.6.1 The experiment results of AMF method

(a) 4시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

(b) 4시 35분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

실험결과, AMF의 경우 전체에 대한 잡음의 비율이 평균 0.14% 발생하였으며, 빠른 갱신을 통하여 잡음 또한 빠르게 제거됨을 실험을 통해 확인할 수 있다. 따라서 AMF 또한 GMM과 마찬가지로, 전경 추출을 위한 전처리 또는 알고리즘 적용 이후에 형태학적인 처리 및 레이블링을 통한 잡음의 소거가 요구됨을 실험을 통해 확인하였다.



그림 4.1.6.2 광원의 작동상태에 따른 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.6.2 The experiment results for operating states of the light source

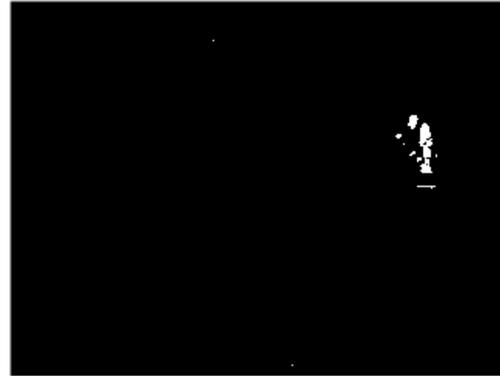
(c) 5시 15분경 카메라로부터 획득된 영상

(d) 5시 15분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

AMF의 경우 조도의 변화에는 빠른 적응 특성을 지녔으나, 갑작스러운 광원의 작동상태가 달라짐에 따른 그 주변의 영역의 경우 광원의 영역까지 적응하는 시간은 GMM 및 RGA에 비해 다소 늦음을 실험을 통해 확인할 수 있다.



(e)



(f)

그림 4.1.6.3 보행자 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.1.6.3 The experiment results for pedestrian detection

(e) 5시 30분경 촬영된 배경 영상

(f) 5시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

실험을 통하여 AMF의 경우, 다소 잡음이 발생하나, 빠르게 조도의 변화에 적응하는 특성을 확인할 수 있다. 하지만 갑작스러운 변화가 발생할 경우에 이를 적응하는 속도는 타 알고리즘보다 다소 느린 특성을 지녔다.

4.2 제안한 알고리즘을 이용한 실험 결과

제안한 알고리즘을 이용한 실험은 다음과 같다.

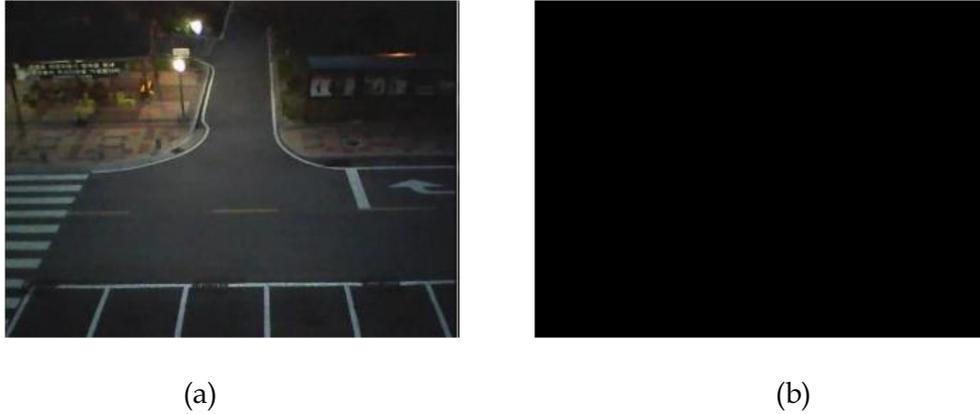


그림 4.2.1 제안한 방법을 이용한 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.2.1 The experiment results of proposed method

(a) 4시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

(b) 4시 35분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

실험결과, GMM을 이용한 방법에 비해 잡음이 사라진 모습을 육안을 통해 확인이 가능하다. 따라서 GMM의 경우 전처리 혹은 후처리가 필요로 하지만 제안한 방법을 이용한 경우 잡음이 거의 사라진 모습을 확인할 수 있으며, 전처리 혹은 후처리에 필요한 연산을 불필요하여 연산량의 감소에 크게 영향을 미친다.

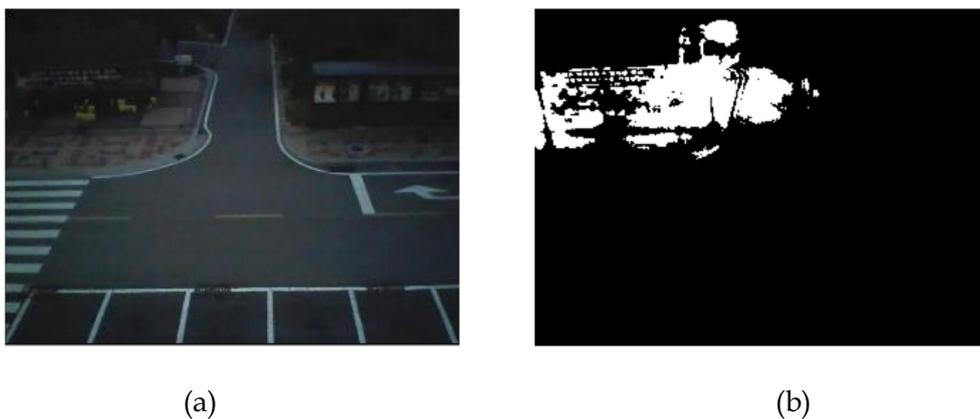


그림 4.2.2 광원의 작동상태에 따른 전경 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.2.2 The experiment results for operating states of the light source

(c) 5시 15분경 카메라로부터 획득된 영상

(d) 5시 15분경 배경과 획득된 영상을 이용한 전경추출 영상

GMM의 경우 광원의 작동상태가 달라짐에 따른 그 주변의 영역의 경우 GMM보다 더 빠른 배경 갱신을 통해 높은 적응 능력을 보임을 실험을 통해 확인할 수 있다.

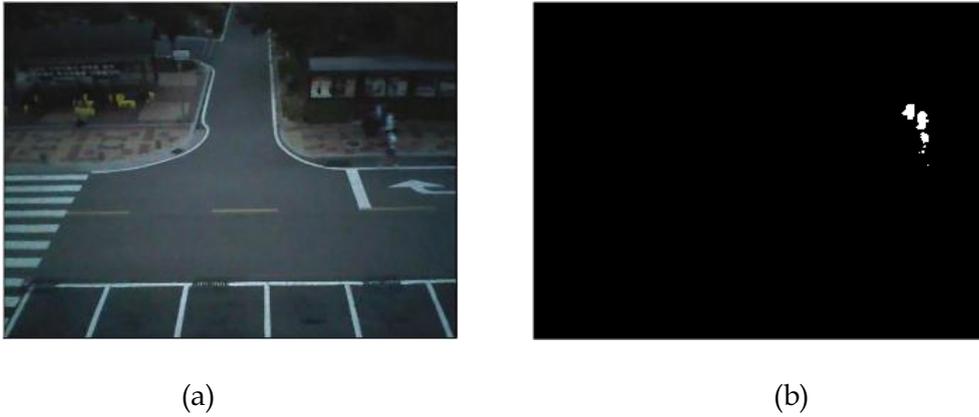


그림 4.2.3 보행자 추출 실험 결과 영상

Fig. 4.2.3 The experiment results for pedestrian detection

(e) 5시 30분경 촬영된 배경 영상

(f) 5시 35분경 카메라로부터 획득된 영상

실험을 통하여 제안한 알고리즘의 경우, GMM에 비해 한 화소에 출현되는 화소값에 대한 DB를 구축하기 때문에 그 만큼 연산량도 늘어났다. 하지만 배경에 대한 적응능력을 통하여 전처리 또는 후처리에 대한 추가적인 알고리즘을 필요로 하지 않는다는 장점을 지니고 있다. 또한 갑작스러운 배경 변화가 발생할 경우, 제안한 알고리즘이 GMM보다 더 빠른 배경 적응 속도를 보임을 확인하였다.

표 2 알고리즘의 성능 평가

Table 2 Performance evaluation of algorithms

배경분리 알고리즘	잡음 (잡음/전체, 평균)	처리속도 (평균)	비고
Background subtraction	-	-	- 잡음으로 인한 객체 인식 불가
RGA	0.13%	57fps	- 비교적 빠른 배경 적응 속도 - 잡음으로 인한 전처리 및 후처리가 요구됨
GMM	0.15%	56fps	- 빠른 배경 적응 속도 - 잡음으로 인한 전처리 및 후처리가 요구됨
AMF	0.14%	123fps	- 느린 배경 적응 속도 - 흔들리는 배경에 대한 지속적인 잡음이 발생함
Proposed algorithm	0.05% 미만	44fps	- 빠른 적응 속도 - 연산량이 다소 많으나 전처리 및 후처리가 불필요

제 5 장 결론 및 고찰

본 논문에서는 배경을 기반으로 한 객체 인식 시스템을 위하여 대표적인 전경 추출 알고리즘에 대한 특성을 분석하고 GMM의 특성을 더욱 세분화한 배경을 이용한 전경 추출 알고리즘을 제안하였다.

차영상을 이용한 경우, 실외에서 발생하는 조도의 변화에 따라 주차선과 같은 화소값이 큰 배경영역에서 오차가 상당수 발생함을 알 수 있다. 또한 움직이는 배경요소에 대한 전경 추출에 있어서도 상당부분 오차가 발생함을 확인하였다. 보행자 영역보다 오차로 인한 영역이 더욱 커 실제 전경 추출에 많은 어려움이 있으며, 실외 환경에서의 사용에 부적합하다는 것을 알 수 있다.

RGA의 경우 조도의 변화에 따라 발생하는 화소값의 차이를 비교적 빠르게 갱신함을 확인하였다. 부분적으로 발생하는 화소단위의 오차를 제외하고는 비교적 원만하게 전경추출이 가능함을 확인할 수 있다. 하지만 지속적으로 움직이는 배경의 경우, 단일 가우시안 분포의 형태를 가지고 있는 화소에 따라 부분적으로 배경의 변화에 잡음이 발생함을 실험을 통해 확인하였다.

GMM의 경우 조도의 변화 및 움직이는 배경에 대해 비교적 빠른 시간 내에 오차를 보정하는 특성을 가짐을 알 수 있다. 하지만 지속적으로 부분적인 잡음이 발생함에 따라 전처리 또는 후처리가 필요함을 알 수 있다.

AMF의 경우, 다소 잡음이 발생하나, 빠르게 조도의 변화에 적응하는 특성을 확인할 수 있다. 하지만 갑작스러운 변화가 발생할 경우에 이를 적응하는 속도는 타 알고리즘보다 다소 느린 특성을 지녔다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 한 화소당 가지는 혼합 가우시안 모델의 갱신이 아닌 임의의 화소에서 가질 수 있는 각 화소값에 대한 score을 계산하여 적합한 배경 화소값을 추정하는 기법을 제안하였다.

실험결과, GMM에 비해 배경에 대한 잡음의 감소를 통하여 전처리 또는 후처리에 대한 추가적인 알고리즘을 필요로 하지 않는다는 장점을 지니고 있다. 또한 갑작스러운 배경 변화가 발생할 경우, GMM에 비해 제안한 알고리즘은 보다 빠른 배경 적응 속도를 보임을 확인하였다.

이 연구를 통하여 향후 실외환경에서 영상정보를 획득하여 객체를 인식해야 할 경우 유용하게 쓰일 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] 박세환, 2014. 상황인지 방식의 지능형 CCTV 시스템 기술개발 동향. CCTV Journal, http://cctvnews.co.kr/atl/view.asp?a_id=7583
- [2] 구명섭, 2004. Color와 배경 영상을 이용한 실시간 다중 물체 추적. 한신대학교 대학원
- [3] 류성필, 2014. 지능형 실시간 객체 인식 시스템을 위한 카메라 능동 제어. 충북대학교 대학원
- [4] 유제혁, 김대훈, 황인준, 2013. 적응형 임계값과 허프 변환 기반의 교통 표지판 형상 인식 기법, 한국정보과학회 학술발표논문집, pp. 1429-1431
- [5] 이세진, 오인권, 남궁재찬, 2010. PCA&LDA-SHIF 알고리즘을 이용한 얼굴인식 성능의 향상. 한국정보기술학회 논문지, 8(6), pp. 9-20
- [6] 김진호, 2011. 왜곡 불변 차량 번호판 검출 및 인식 알고리즘, 한국콘텐츠학회논문지 11(3), pp. 1-8
- [7] 최내원, 지정규, 2003. 동영상에서 적응형 배경영상을 이용한 실시간 객체 추적, 멀티미디어 학회논문지, 6(3), pp. 409-418
- [8] 김정태, 도용태, 2012. 배경영상의 패턴을 이용한 그림자 화소의 검출. 정보 및 제어 심포지엄 논문집(2012), pp. 111-112
- [9] 임준식, 김수형, 이철우, 이명은, 2010. 다층 차량 연관 추적을 위한 겹침 제거 및 배경영상 갱신. 정보과학회논문지 16(1), pp. 90-94
- [10] 장동현, 2008. 인테그럴 히스토그램을 이용한 고속 배경 차영상에 관한 연구. 중앙대학교 대학원
- [11] 박종대, 강대성, 2012. 객체 검출 및 인식 알고리즘을 이용한 효과적인 상황 인지 시스템 구현. 한국정보기술학회논문지 10(2), pp191-197
- [12] 김계영, 이은주, 최형일, 1994. 차영상 분석에 의한 동작 정보 추출. 한국정보과학회논문지 21(8), pp.1480-1489
- [13] Herrero-Jaraba E. et al., 2003. Detected motion classification with a double-background and a neighborhood-based difference, Pattern Recognition Letters 24(12), pp.2079-2092

- [14] Wren C. R. et al., 1997. Pfunder: Real-time tracking of the human body. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), pp.780-785
- [15] McFarlane et al., 1995. Segmentation and tracking of piglets in images. *Machine Vision and Applications*, 8(3), pp.187-193
- [16] Oliver et al., 2000. A bayesian computer vision system for modeling human interactions. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8), pp.831-843
- [17] Stauffer et al., 1999. Adaptive background mixture models for real-time tracking. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2
- [18] Seki et al., 2003. Background detection based on the cooccurrence of image variations. *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2
- [19] Noriega et al., 2006. Local kernel color histograms for background subtraction. *VISAPP(1)*, pp.213-219
- [20] Mason et al., 2001. Using histograms to detect and track objects in color video. *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, AIPR 2001 30th, IEEE*, pp154-159
- [21] Lim Jung sung et al, 2013. Radio map update automation for WiFi positioning systems. *Communications Letters, IEEE*, 17(4), pp.693-696