

# 효과적인 전경객체 검출을 위한 배경분리기법과 후처리 방법

김영섭\*, 박종대\*, 이광석\*\*, 고시영\*\*\*, 허강인\*

요약

본 논문은 배경분리기법을 이용한 객체검출과 검출된 객체에 대한 효과적인 후처리기술에 관한 연구이다. 대표적인 배경분리기법으로서 AMF(Approximated Median Filtering)는 재귀적 방법으로 처리속도와 메모리 사용에서 효율적이다. 하지만 긍정곡선영역(Positively curved region)에 대한 처리 때문에 객체내부의 손실을 발생시키고 처리속도가 느리다. 이를 극복하기 위해 본 논문에서는 수정된 AMF방법을 제안하고, 적응적 가우시안 혼합 모델(Adaptive Gaussian Mixture Model)과 고유배경모델(Eigen-background)의 성능평가를 통해 수정된 AMF의 우수성을 증명한다. 또한 정확하고 빠른 객체검출을 위해서 제안된 배경분리기법을 통해 얻은 이진 전경 분할 마스크(Binary Foreground Segmentation Mask)에 대해 효과적인 후처리 방법을 제안하고, 실험을 통해 증명한다.

## A Background Subtraction and Post-Processing for Effective Foreground Object Detection

Young-Sub Kim\*, Jong-Dea Park\*, Kwang-Seok Lee\*\*, Si-Young Koh\*\*\*, Kang-In Hur\*

ABSTRACT

This paper is studies on object detection using background subtraction techniques and effective post-processing technique on detected objects. AMF(Approximated Median Filtering) as a typical background subtraction technique is effective to processing time and memory use by recursive technique. But it generates loss on the interior of object and processing time slow because of process of positively curved region. To overcome problems, this paper is proposed to modified AMF and we prove a superiority of modified AMF by performance evaluations of adaptive Gaussian mixture model and Eigen-background. Also, to precisely rapidly detect objects, we propose a effective post-processing method on a binary foreground segmentation mask acquired through a proposed background subtraction techniques and prove through experiments.

Key Words : Background Subtraction, Post-processing, Approximated Median Filtering, Recursive Technique

---

\* 동아대학교 전자공학과 (✉yskim770202@gmail.com)

\*\* 국립경남과학기술대학교 전자공학과

\*\*\* 경일대학교 전자공학과

· 제1저자(First Author) : 김영섭 · 교신저자(Correspondent Author) : 허강인

· 접수일(2011년 11월 2일), 수정일(1차 : 2011년 12월 2일), 게재확정일(2011년 12월 5일)

## 1. 서론

배경분리는 비디오 영상에서 실시간으로 움직이는 객체를 검출하고 추적하기 위해 널리 사용되는 방법이다. 배경분리를 수행하기 위한 일반적인 패러다임은 배경의 명시적 모델을 만드는 것이며, 이것은 배경 모델 정의 및 갱신방법에 따라 재귀적 방법과 비재귀적 방법으로 나눌 수 있다.

대표적인 재귀적 방법으로는 가우시안혼합모델이 있고, 비재귀적 방법으로는 고유배경이 있다. 하지만 가우시안 혼합모델[1]의 경우에는 알고리즘의 복잡한 구조 때문에 배경모델을 만드는 속도가 느리고, 고유배경[2]의 경우에는 배경모델을 만들기 위해 N개의 이전 프레임을 유지 하고, 이들 프레임의 통계적 특성에 의존한 배경모델을 추정함으로써 계산량이 많은 단점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 효과적인 배경분리 기법으로 수정된 AMF를 제안한다. 또한 배경분리과정에서 사용된 알고리즘의 종류에 종속적이고, 사용목적에 따라 제한적인 후처리방법에 대해 본 논문에서는 실험결과를 바탕으로 배경분리 알고리즘의 하위 단계에서 적용이 가능하고 이진 전경 분할 마스크의 성능을 크게 향상시킬 수 있는 후처리 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 기존의 배경분리 알고리즘과 수정된 AMF에 대해 기술하고 3장에서는 이진 전경 마스크의 성능을 개선시킬 수 있는 제안된 후처리 기술에 대해 설명한 뒤 4장에서는 기존의 배경분리 기법과 제안된 방법의 성능 평가실험을 통해 우수성을 증명하고 이를 통해 추출된 이진전경 마스크에 대해 후처리가 미치는 영향에 대해서 평가한다. 끝으로 5장에서 제안된 기술에 대해 결론을 맺는다.

## II. 배경분리

### 2.1 기존의 배경모델링 알고리즘

배경분리 알고리즘은 크게 전처리, 배경모델링, 전경 검출, 후처리로 구성된다. 이때 배경모델링 알고리즘의 특성은 배경모델을 정의하고 갱신하는 방법에 따라 재귀적 방법과 비재귀적 방법으로 나눌 수 있고 배경모델의 픽셀을 분류하는 방법에 따라 통계적 구조를 가지는 방법과 결핍된 방법으로 나눌 수 있다. 표 1에서는 방법과 구조에 따른 알고리즘의 분류를 나타낸다.

표 1. 배경분리알고리즘의 분류  
Table 1. A classification of BGS algorithms

| 분류      | 배경분리(BGS) 알고리즘         |
|---------|------------------------|
| 재귀적 방법  | RGA, GMM, AGMM, AMF    |
| 비재귀적 방법 | Median, EigBg, Mediod  |
| 통계적 구조  | Median, AGMM, RGA, GMM |
| 비통계적 구조 | EigBg, Mediod, AMF     |

Running Gaussian Average(RGA)[3],  
Gaussian Mixture Model(GMM),  
GMM with adaptive number of Gaussians(AGMM)[4],  
Approximated Median Filtering(AMF)[5],  
Median filter[6], Eigenbackgrounds(EigBG), Mdeiod filter[7]

재귀적 방법은 비디오의 매 프레임에 대해 하나의 배경 모델을 만들고 갱신하는 방법을 이용하므로 빠른 계산 속도와 적은 메모리를 요구한다. 반면에 비재귀적 방법은 현재 비디오 프레임에 대한 N개의 이전 프레임을 유지 하면서, 이들 프레임들의 통계적 특성에 의존한 배경모델을 추정하는 방법을 이용한다. 때문에 일반적으로 재귀적 방법보다 더 많은 메모리를 요구하지만 최신의 N개 비디오 프레임들에 대한 명시적 접근을 가지고 있으므로 재귀적 방법으로 가능하지 않은 데이터의 상황을 모델링 할 수 있는 장점을 가지고 있다.

### 2.2 수정된 AMF 알고리즘

재귀적인 방법인 RGA, GMM, AGMM는 가우시안 분포를 이용하여 픽셀을 모델링한다. 하지만 McFarlane와 Schofield 에 의해 제안된 AMF는 식 (1) 과 같은 갱신 식을 이용하여 중앙값을 추정하고 이를 위해 재귀필터를 사용한다[5].

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

여기서  $B$ 는 배경이고  $I$ 는 현재프레임이다. 그리고  $c$ 는 채널을 의미하고  $t$ 는 그때의 시간, 즉 현재 프레임 을 의미한다.

이와 같은 배경분리기법의 장점은 계산효율성, 단순한 구조를 통한 빠른 처리속도와 픽셀값의 분포에서 중앙값이 평균값보다 극단치의 영향을 받지 않기 때문에 잡음에 견고하다. 뿐만 아니라 최근 프레임과 참조 프레임 사이의 차분영상을 이용하기 때문에 더욱 세분화된 결과를 가지고 온다. 다시말해 AMF을 이용하여 생성된 명시적 배경은 검은 그림자로 인한 잘못된 전경검출을 억제하고 일시적으로 정지한 후 다시 움직이는 객체를 정확하게 찾아낼 수 있다[5].

그림 1은 본 논문에서 사용된 수정된 AMF의 흐름도이다. 명시적 배경을 만드는 과정은 기존의 AMF와 동일하지만 라플라시안 연산자를 사용하여 만들어지는 긍정곡선영역(Positively Curved Region)에 대한 처리가 배제되었다. 여기서 긍정곡선영역이란 매우 밀집되어있는 객체들 사이에서 객체라인(객체와 객체 사이의 라인)이 배경보다 더욱 밝게 되는 특성을 이용하여 생성된 영역으로 밀집된 객체의 구별을 위하여 사용된다. 하지만 긍정곡선영역은 객체의 전체 색상이 동일할 시에만 적용할 수 있고 만약 객체의 내부가 복잡하고 색상의 변화가 심하면 긍정곡선영역은 추출된 이진 전경 분할 마스크의 손상을 일으킨다. 이와 같

은 긍정 곡선 영역의 단점 때문에 본 논문에서는 그림 1과 같이 기존의 AMF에서 이 기술에 대해서 배제하고 AMF알고리즘을 수정하여 이진 전경 분할 마스크를 추출하였다. 그리고 나서 추출된 마스크는 체인코딩을 통해 객체 내부의 빈 공간들에 대해 처리하고 움직이는 객체의 영역을 배경으로부터 분할한다.

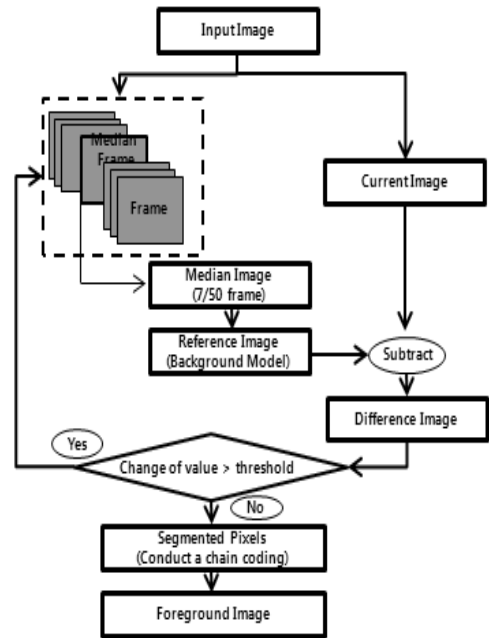


그림 1. 수정된 AMF흐름도

Fig 1. The processing flowchart of modified AMF

### III. 후처리 기술

본 논문에서는 영상신호처리와 패턴이식에 관련된 수많은 후처리기술 중에서 배경분리의 결과인 이진 전경 마스크를 개선시키기 위해 사용될 수 있는 후기술들과 이들의 성능을 최대한 향상 시킬 수 있는 구조를 제안한다. 그림 2는 본 논문에서 제안하는 배경분리 알고리즘의 후처리기술 종류와 구조를 보여준다.

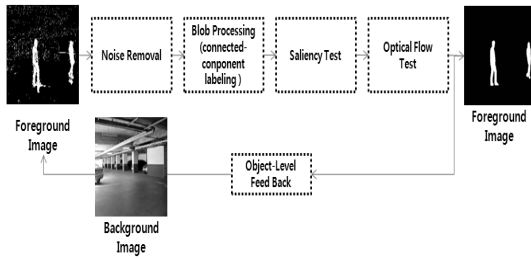


그림 2. 후처리 순서도

Fig 2. The flowchart of post-processing

### 3.1 잡음 제거와 블롭처리(Blob processing)

카메라 잡음 및 배경모델의 제약으로 인해 이진 전경 마스크는 그림 2와 같이 다수의 작은 블롭을 포함한다. 이러한 잘못된 블롭은 잡음 필터링 알고리즘을 전경 마스크에 적용함으로써 제거시킬 수 있으며 그런 다음 움직이는 객체를 확인하기 위해서 연결-구성 성분 라벨링을 수행한다. 이것은 일정크기 이상의 블롭들을 확인하기 위해 반드시 수행되어야 하며 그림 3은 블롭처리의 수행결과를 보여준다.

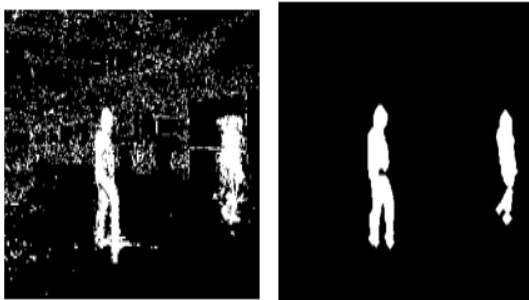


그림 3. 블롭 처리 결과

Fig 3. The result of blobs processing

### 3.2 중요도 지도 실험(Saliency map test)

중요도 지도 실험은 움직이는 객체일부가 배경모델에 의해 실제크기보다 작거나 또는 특정부분이 인식되지 않을 것이라는 가정 하에 이루어진다. 따라서 블롭과 해당위치의 배경을 비교해 매우 두드러지는 부

분의 픽셀수가 일정비율을 포함하는 지를 확인해서 움직이는 객체에 대한 블롭인지 아닌지를 확인할 수 있다. 두드러진 영역 검출을 위해 우선 입력 이미지를 Lab 색상 공간으로 변환하고, 각 색상별 평균값을 구한다. 이를 가우시안 필터링된 영상과의 유클리언 차이로 특징 지도를 생성하고, 선형 조합하여 만들어지는 영역을 중요도 지도라 정의한다.

중요도 지도 실험은 움직이는 객체일부가 배경모델에 의해 실제크기보다 작거나 또는 특정부분이 인식되지 않을 것이라고 가정한다. 따라서 식 (2)을 통해 블롭과 해당위치의 배경을 비교해 매우 두드러지는 부분의 픽셀수가 일정비율을 포함하는 지를 확인해서 움직이는 객체에 대한 블롭인지 아닌지를 확인할 수 있다[8].

$$T_a = \frac{2}{W \times H} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} S(x,y) \quad (2)$$

여기서  $W$ 와  $H$ 는 각각 Saliency Map 안에 있는 화소의 너비와 높이를 의미하고  $S(x,y)$ 는 위치  $(x,y)$ 에 있는 화소의 중요값이다. 계수  $a$ 는 휴리스틱 방법으로 찾아내며, 배경후보를 객체후보로 분류하는 경우의 비율을 감소시킨다. 그러나 동시에 중요한 객체의 일부를 제거하는 경우도 있다.

### 3.3 옵티컬 플로우(Optical flow test)

배경모델로 포함된 특정위치에서 갑작스런 움직임이 발생해서 화면에서 사라지게 되면, 일정 프레임 동안 그 부분에 움직임이 없음에도 불구하고 움직이는 객체에 대한 블롭으로 잘못 인식될 수 있다. 이러한 것을 잔상이라고 하며, 객체에 의해서 가려졌다가 새롭게 화면에 나타난 배경이 배경모델로 적용할 때까지 지속될 것이다. 이러한 문제는 잔상에 의한 블롭이 움직임을 가지고 있지 않기 때문에 옵티컬 플로우를 구하여 완화시킬 수 있다.

본 논문에서는 옵티컬 플로우의 속도와 방향 벡터 성분인  $u, v$ 을 계산하기 위해 Lucas and Kanade가 제안한 알고리즘을 사용한다. 그림 4는 Lucas and Kanade's Algorithm의 블록 다이어그램이다[9].

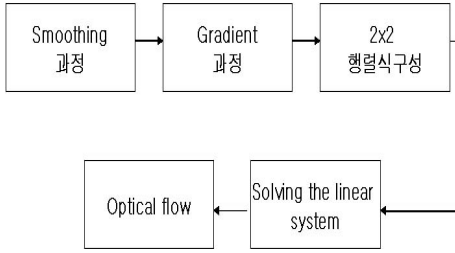


그림 4. Lucas와 Kanade의 옵티컬 플로우 모델  
Fig 4. Lucas and Kanade's optical flow model

Lucas and Kanade가 제안한 옵티컬 플로우 모델은 입력 비디오 영상에 관하여 차후 미분과정 시에 발생할 수 있는 에러를 줄이기 위해 전처리 과정으로 입력 영상에 관해서 가우시안 필터를 사용하여 스무딩 전처리를 하였다. 이를 통해 스무딩된 입력영상은 시간과 공간 축에 대하여 3차원으로 공간 확장하여 식 (3)과 같이 미분연산을 실시한다.

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{dI}{dt} = 0 \quad (3)$$

미분처리 시에  $1 \times 5$ 크기의 kernel  $= \{-1 \ 8 \ 0 \ -8 \ 1\}$ 을 사용한다. 입력 프레임의 중간 프레임을 설정하여 이전 프레임과 이후 프레임에 관한 웨이트값으로 Lucas와 Kanade가 제안한 0.75를 사용하였다.  $I_x, I_y, I_t$ 의 3차원 미분을 계산하므로써  $I_x, I_y, I_x^2, I_y^2, I_x I_y, t$ 와  $I_y I_t$ 을 구하게 된다.

미분과정에서  $2 \times 2$  행렬식으로 구성하는 단계는 시간  $t$ 에 대한 영상에서 점  $(x, y)$ 의 크기를  $I(x, y, t)$ 라고 하고, 연속 영상에서 객체의 움직임이 작다고 가정하

면, 옵티컬 플로우 방정식은 식 (4)과 같다.

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (4)$$

이때,  $u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}, I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{dI}{dt}$  이며  $u, v$ 는 속도 벡터를 이루는 구성 성분들이고 식 (5)을 통해  $u, v$ 을 구할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} \sum w I_x^2 & \sum w I_x I_y \\ \sum w I_x I_y & \sum w I_y^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_x \\ u_y \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \sum w I_x I_t \\ \sum w I_y I_t \end{pmatrix} \quad (5)$$

식 (5)의  $2 \times 2$  행렬식을 선형시스템으로 해석하면 움직이는 픽셀에 대해서 속도 벡터  $u, v$ 을  $x, y$ 축에 나타낼 수 있다.

#### IV. 제안된 시스템 및 실험 결과

그림 5와 그림 6은 적용가우시안혼합모델과 고유배경 그리고 본 논문에서 제안하는 수정된 AMF에 대한 성능평가곡선이다. 픽셀정확도면에서 수정된 AMF는 조명변화로 인해 발생하는 작은 움직임과 같은 잡음에 강인하고 단순한 처리과정 때문에 처리속도측면에서 우수했다..

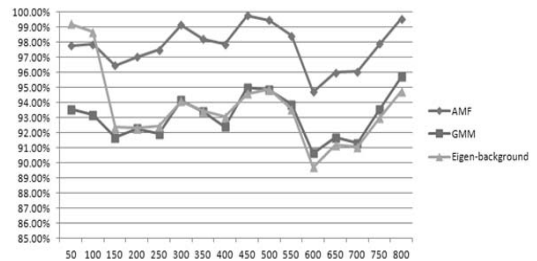


그림 5. 배경분리기법에 따른 픽셀정확도  
Fig 5. A pixel accuracy in BGS techniques

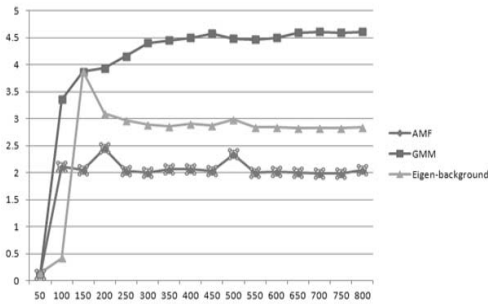


그림 6. 배경분리기법에 따른 처리시간  
Fig 6. Processing time in BGS techniques

그림 7은 배경분리기법에 대한 수행결과화면으로, 추출된 이진 전경 분할 마스크를 보여주고 있다.

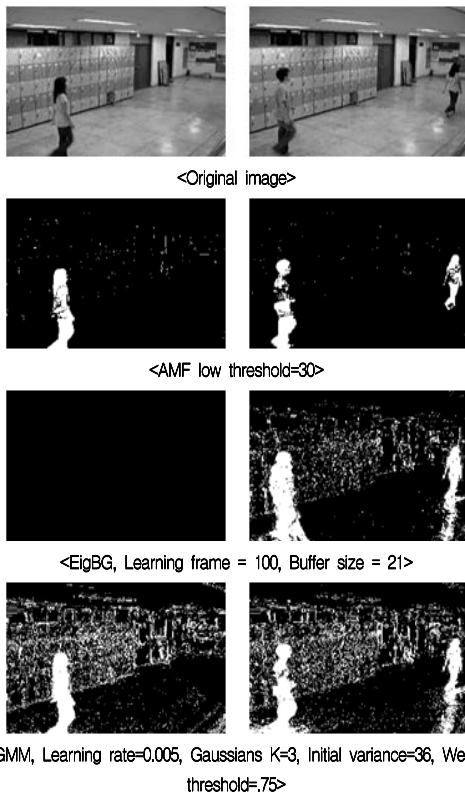


그림 7. 이진 전경 분할 마스크 실험 결과  
Fig 7. Experiment results of Binary Foreground Segmentation Mask

이때, 고유배경(EigBG)의 경우에는 초기 일정 프레임을 학습에 사용하기 때문에 전경이미지를 추출해 내지 못한다.

그리고 고유배경과 적응가우시안혼합모델은 흔들리는 조명과 같은 잡음성분에 대해서 무시하지 못하고 움직이는 전경으로 추출해내므로 수정된 AMF에 비하여 성능이 떨어짐을 확인할 수 있다. 다른 배경분리기법과 비교하면 AMF를 통해서 정확도가 높은 이진 전경 분할 마스크를 추출할 수 있지만, 그림 7에서 볼 수 있듯이 추출된 이진 전경 분할 마스크 내부의 손상이 발생하기 때문에 적절한 후처리 기술이 필요하다. 이를 위해 추출된 이진 전경 분할 마스크에 대해서 제안된 후처리기술을 적용한 결과 그림 8에서 성능향상을 확인할 수 있다. 그리고 제안된 후처리기술은 이진 전경 마스크에 대한 일반적인 후처리기술이기 때문에 실험에서 사용된 나머지 배경분리기법들에 동일하게 적용했을 시에도 성능향상을 확인할 수 있다.

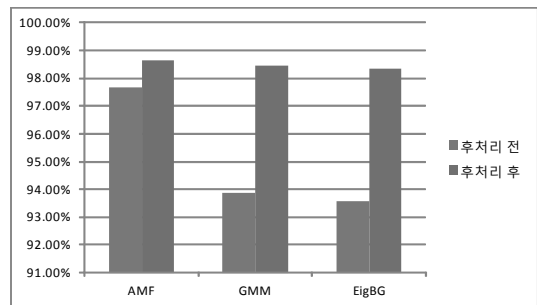


그림 8. 실험결과 그래프  
Fig 8. A graph of experiment results

## V. 결론

본 논문에서는 제안된 배경분리기법을 이용하여 입력영상으로부터 명시적인 배경이미지를 만들고 이를 통해서 움직이는 이진 전경 분할 마스크를 효과적으

로 추출하는 방법을 제안하고 기존의 제안된 배경분리기법들과의 처리속도 및 정확도비교실험을 통해 제안된 기법의 우수성을 증명하였다. 그리고 추출된 이진 전경 분할 마스크에 대해서 효과적인 후처리기술을 제시함으로써 마스크의 품질을 크게 향상시켰다. 이를 통해 다양한 영상시스템에 적용 시에 배경분리 과정을 통한 처리속도저하와 불확실한 이진 전경 분할 마스크의 추출로 인한 시스템의 성능저하와 같은 문제를 해결할 수 있다.

### 참고문헌

[1] C. Stauffer and W. Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In CVPR99, volume 2, page 252, 1999.

[2] N. Oliver, B. Rosario, and A. Pentland. A bayesian computer vision system for modeling human interactions. IEEE PAMI, 22:831 - 843, 2000.

[3] C. R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. P. Pentland. Pfunder: real-time tracking of the human body. IEEE PAMI, 19(7):780 - 785, 1997.

[4] Z. Zivkovic and F. van der Heijden. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction. Pattern Recognition Letters, 27(7):773 - 780, 2006.

[5] N. McFarlane and C. Schofield. Segmentation and tracking of piglets in images. MVA, 8:187 - 193, 1995.

[6] S. Calderara, R. Melli, A. Prati, and R. Cucchiara. Reliable background suppression for complex scenes. In VSSN06, pages 211 - 214, 2006.

[7] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams. IEEE PAMI, 25(10):1337 - 1342, 2003.

[8] R. Achanta, S. Hemami, F. Estrada, and S. Susstrunk. "Frequency-tuned salient region detection," In Proceedings of IEEE Conference on, Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2009), Miami, pp.1597-1604, 2009.

[9] Carman Neustaedter, "An Evaluation of Optical Flow using Lucas and Kanade's Algorithm", Neustaedter 2002.

### 감사의 글

본 논문은 동아대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

### 저자소개

#### 김영섭(Young-Sub Kim)



2005년 동명정보대학교 컴퓨터공학과 (공학사)  
2007년 동아대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

2009년~현재 동아대학교 대학원 전자공학과(박사과정)  
※ 관심분야: 음성/영상신호처리, 패턴인식

#### 박종대(Jong-Dea Park)



2010년 동아대학교 전자공학과(공학사)

2010년~현재 동아대학교 대학원 전자공학과(석사과정)  
※ 관심분야: 영상신호처리, DSP Application

#### 이광석(Gwang-Seok Lee)



1983년 동아대학교 전자공학과(공학사)  
1985년 동아대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)  
1992년 동아대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1995년~현재 국립경남과학기술대학교 전자공학과 교수  
※ 관심분야: 음성신호처리 및 인식, 퍼지 및 신경회로망, Biometrics, 지능화 기술

**고시영(Si-Young Koh)**



1979년 영남대학교 전자공학과(공학사)  
1983년 영남대학교 대학원 전자공학과(공학석사)  
1992년 동아대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1986년~현재 경일대학교 전자공학과 교수

※ 관심분야: 음성신호처리 및 인식, 지능화 기술

**허강인(Kang-In Hur)**



1998년~1989년 일본 쓰쿠바대학 객원 연구원  
1992년~1993년 일본 도요하시대학 객원 연구원

1989년~현재 동아대학교 전자공학과 교수

※ 관심분야: 음성/영상신호처리, 패턴인식