

Eigen-background와 Clustering을 이용한 객체 검출 시스템

전재덕[†], 이미정^{**}, 김종호^{***}, 김상균^{****}, 강병두^{*****}

요 약

객체 검출은 영상에서 객체의 식별, 위치정보, 상황인식 등을 위해서 필수적이다. 본 논문에서는 강인한 객체 검출 시스템을 제안한다. Principal Component Analysis (PCA)를 이용하여 배경 영상에서 수집한 학습데이터를 주성분으로 선형변환 한다. 객체와 배경에 대하여 판별 능력이 우수한 주성분을 선별하여 Eigen-background를 구성한다. Fuzzy-C-Means (FCM)은 Eigen-background의 정보를 입력 차원으로 하여 영상을 Clustering하고 객체와 배경으로 분류한다. 고정된 카메라에서 배경변화에 적용 가능한 시스템을 구현하기 위해 동일한 시점에서 움직이는 객체가 포함된 영상을 학습데이터로 사용하였다. 제안하는 시스템은 인위적인 한 프레임을 배경으로 정의하여 사용하는 과정이 필요 없이 입력 영상에서 잡음이 제거된 객체와 배경으로 분류하였고, 또한 객체의 부분적인 움직임도 효과적으로 검출하였다.

An Object Detection System using Eigen-background and Clustering

Jae-Deok Jeon[†], Mi-Jeong Lee^{**}, Jong-Ho Kim^{***},
Sang-Kyoon Kim^{****}, Byoung-Doo Kang^{*****}

ABSTRACT

The object detection is essential for identifying objects, location information, and user context-aware in the image. In this paper, we propose a robust object detection system. The system linearly transforms learning data obtained from the background images to Principal components. It organizes the Eigen-background with the selected Principal components which are able to discriminate between foreground and background. The Fuzzy-C-means (FCM) carries out clustering for images with inputs from the Eigen-background information and classifies them into objects and backgrounds. It used various patterns of backgrounds as learning data in order to implement a system applicable even to the changing environments. Our system was able to effectively detect partial movements of a human body, as well as to discriminate between objects and backgrounds removing noises and shadows without any one frame image for fixed background.

Key words: Object Detection(객체검출), Eigen-background, PCA(주성분 분석), Clustering, FCM

※ 교신저자(Corresponding Author): 강병두, 주소: 경남 김해시 어방동 607번지(621-749), 전화: 055)320-3269, FAX: 055)322-3107, E-mail: deweyman@netsgo.com
접수일: 2009년 1월 12일, 수정일: 2009년 8월 22일
완료일: 2009년 9월 9일

[†] 정회원 (주)지노시스템 다차원공간기술연구소 연구원
(E-mail: zeuspc80@nate.com)

^{**} 준회원, (주)BIOSPACE
(E-mail: wwsfubu@naver.com)

^{***} 정회원, 인제대학교 전산학과 대학원

(E-mail: luckykjh@daum.net)

^{****} 종신회원, 인제대학교 컴퓨터공학과 부교수

(E-mail: skkim@cs.inje.ac.kr)

^{*****} 정회원, 인제대학교 컴퓨터공학부

※ “이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임.” (기초과학 분야: KRF-2007-357-D00237)

1. 서 론

객체를 검출하는 시스템은 객체의 출현여부, 방향 인식, 식별 등 다양한 분야에 걸쳐 응용 되고 있다. 이러한 객체 검출 시스템은 영상 내에 배경과 객체를 분리하는 과정이 선행되어야한다. 그리고 검출된 객체 중 신체만을 검출해내는 과정이 필요하다. 최근 효과적으로 신체를 검출하기 위한 다양한 방법론이 활발히 연구되고 있다.

기존의 검출 방법으로는 센싱 장비와 같은 기계장치를 이용한 방법, 형태정보를 이용한 방법, 특징 기반 방법이 있다. 기계 장비를 사용한 방법으로 신체에 부착하는 센싱 기술을 이용하는 방법이다[1-4]. 이 방법들은 신체의 정보를 기계 장비를 통해 직접적으로 측정하여 데이터를 쉽고 정확하게 획득할 수 있다. 그러나 이런 기계 장비를 이용한 시스템들은 사용자의 신체에 장비를 부착해야하므로 거부감을 일으킬 수 있고 장비를 부착하고 있는 특정 대상만 적용이 가능하다.

기계적인 장비를 사용하지 않고 신체 정보를 획득하는 방법으로 마커프리 모션캡처가 있다[5-7]. 이 방법은 카메라를 통해 사용자의 신체 정보를 얻는 방법이다. 이러한 카메라를 기반으로 하는 시스템은 기계 장비를 사용하는 방법보다 데이터의 정확도는 떨어지지만 사용자가 기계적인 장비 착용으로 인한 거부감이 없고 자유로운 행동의 정보를 얻을 수 있는 장점이 있다. 일반적인 마커프리 모션캡처는 영상의 색상을 데이터로 사용하여 연산을 줄이고 신체의 외곽을 검색한다. 그리고 정확한 신체를 얻기 위하여 추출된 외곽의 정보를 사용하여 관절의 정보를 추정하여 획득한다. 그러나 배경을 미리 촬영하여 사용해야하고 사용자가 초기모습을 취하여 정보를 획득해야 한다[6,7]. 이러한 방법은 사용자의 자연스러운 행동을 얻지 못하므로 실생활 환경에 적용하기는 어렵다. Li가 제안한 방법은 이런 초기의 부자연스러운 자세가 필요하지 않지만 복잡한 배경에서는 적용이 힘들기 때문에 블루 스크린과 같은 단순한 배경의 공간이 필요하다[5].

기계적인 장비의 사용이 없고 초기화 과정이 필요하지 않은 방법으로 형태 정보를 이용하는 방법 중 하나로 차영상을 이용한 검출 방법이 있다. 차영상에서 획득한 객체를 판단하는 경계값을 동적으로

수정하여 객체를 검출하거나[8] 차영상과 입력영상의 edge를 사용하여 검출하는 방법[9]이 있다. 이러한 차영상을 이용한 방법은 연산량이 적다는 장점을 가지고 있다. 그러나 차영상을 이용하기 때문에 영상 내에 움직임이 없을 경우 또는 조명 변화에 취약하다.

위 단점들을 극복하기 위한 방법으로 Eigen-space 모델을 이용한 방법이 있다[10,11]. 이 방법은 영상에서 배경의 정보를 분석하고 Eigen-background를 구성하여 배경으로 사용한다. Eigen-background는 배경과 객체를 구분하고 움직임이 없는 신체도 검출이 가능하게 된다. Eigen-space모델을 개선한 방법으로 Eigen-background를 갱신하여 배경을 재구성하는 방법이 있다[12,13]. 이 모델은 새로운 입력 영상을 학습데이터로 추가하여 Eigen-background를 갱신하는 방법이다. 그러나 Eigen-space를 사용하는 방법은 배경에 대한 잡음이 객체로 잘못 검출되는 경우가 생긴다.

따라서 객체 전체를 검출하지 못하고 움직임이 있는 객체의 일부만이 검출되는 문제를 해결해야 한다. 뿐만 아니라 인위적으로 정의한 한 프레임을 배경으로 사용하는 문제를 해결하고 잡음에 강인한 객체를 검출하는 방법이 필요하다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 영상에서 효과적인 정보를 얻을 수 있는 개선된 Eigen-background를 구성하여 강인한 객체 검출시스템을 제안한다. 먼저 일상생활에서 사람의 이동과 배경 내에서 의자와 같은 객체의 움직임 정보가 있는 영상을 학습 데이터로 사용하여 배경의 변화에도 적응적이도록 구성한다. PCA[14-22]를 이용하여 배경의 정보를 분석하고 Eigen-background를 구성한다. 일반적인 설명비율을 사용하는 방법으로는 그림자와 같은 잡음의 오검출이 심하다. 제안하는 시스템은 PCA를 통해 구해지는 주성분을 Clustering 알고리즘을 이용하여 해석하고 신체를 효과적으로 검출하는 고유값을 선별한다. 검출방법으로는 사용자의 인위적인 목표값설정이 필요하지 않고 비교사 학습(Unsupervised Learning)방법인 Clustering을 사용한다[23,24]. Clustering 알고리즘으로 초기값의 영향이 적은 FCM을 이용한다[25]. 선별된 고유벡터를 입력 영상의 가중치로 사용하고 FCM을 통해 Clustering하여 잡음에 강인한 객체를 검출한다.

2. 시스템 구조

본 논문에서 제안하는 시스템의 전체 구조는 그림 1과 같다. 먼저 다양한 배경 영상들을 학습 데이터로 하여 PCA의 입력으로 사용한다. PCA를 통해 학습 데이터 집합의 정보를 해석하고 배경과 움직이는 객체를 잘 구분하는 고유값을 선별한다. 선별된 값을 통해 Eigen-background를 구성하고 Clustering의 입력 차원으로 사용한다. 입력 영상과 구성된 Eigen-background를 픽셀단위로 각각 곱하고 이 결과를 FCM을 통해 Clustering 하여 영상 내에서 움직이는 객체를 검출한다. 그림 1은 학습 데이터 구성, 주성분 분석 및 선별, 그리고 검출에 대한 전체 과정을 나타낸다.

3. Eigen-background

3.1 PCA(Principal Component Analysis)

본 논문에서는 영상에서 배경과 움직이는 객체를 구분하기 위해서 PCA를 이용한 Eigen-Background를 구성한다. Eigen-background는 움직임이 있는 객체를 효율적으로 검출 할 수 있고, 인위적으로 정의한 프레임을 배경으로 사용하는 경우 매번 관리자에 의한 배경 설정과 갱신을 해야 하는 문제를 해결할 수 있다. 또한 움직임이 없을 때 객체를 찾지 못하는 문제도 보완한다.

Eigen-background를 구성하기 위하여 학습 데이터로 사용될 배경의 샘플을 획득한다. 자연 영상에서 배경을 정의하는데 있어서 인위적으로 위치가 변경된 후 움직임이 없는 의자와 같은 가구는 배경에 포

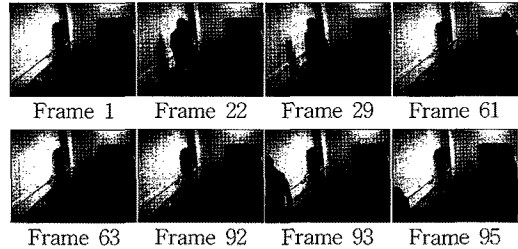


그림 2. Eigen-background를 구성하기 위해 사용된 학습 데이터의 일부

함 되어야 하고 지나가는 행인과 같은 경우에는 움직이는 객체로 인식 되어야 한다. 따라서 배경 변화에 따른 검출률을 높이기 위하여 그림 2와 같이 고정된 시점에서 움직이는 객체가 포함된 영상을 학습 데이터로 사용하였다.

첫 번째로 PCA를 통해 학습데이터를 분석하고 배경의 주성분을 추출하여 Eigen-background를 생성한다. 학습 데이터를 PCA의 입력으로 사용하기 위하여 2차원 영상을 일차원 열벡터 I_j 로 구성한다.

$$I_j = \begin{bmatrix} x_{1j} \\ x_{2j} \\ \vdots \\ x_{Nj} \end{bmatrix}, \quad (1 \leq j \leq M) \quad (1)$$

$$S = [I_1, I_2, \dots, I_M] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} \end{bmatrix} \quad (2)$$

S 는 학습데이터 전체이고, j 는 전체 학습 영상 집합에서 이미지의 인덱스이다. M 은 학습 데이터의 개수이고, N 은 특징의 수이다. 본 논문에서는 240×320 영상을 사용하고 있으므로 총 특징의 개수 N 은 76,800개이다. 학습 데이터에 대한 평균은 식 (3)과 같다.

$$\Psi_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_{ij}, \quad (1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M) \quad (3)$$

$$\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]^T$$

x_{ij} 는 I_j 에서 i 번째의 픽셀 값이다. 본 논문에서는 100개의 학습데이터를 사용한다. 편차는 행렬식 (4)를 통해 식 (5)로 표현된다.

$$\Phi_j = I_j - \Psi \quad (4)$$

$$A = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1M} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \dots & \Phi_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{N1} & \Phi_{N2} & \dots & \Phi_{NM} \end{bmatrix} = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M] \quad (5)$$

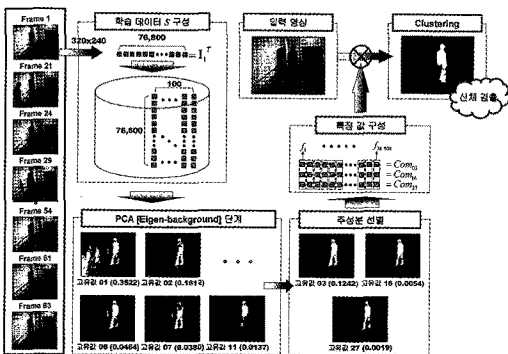


그림 1. 객체 검출 구조

고유값과 고유벡터를 계산하기 위하여 공분산 행렬을 만든다. 공분산 행렬 C는 식 (6)을 통해 구해진다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \phi_j \phi_j^T \quad (6)$$

$$= AA^T$$

공분산 행렬 C는 $N \times N$ 차원의 행렬인데, 240×320 영상에서 이 행렬의 특징 차원의 수 N 은 76,800이다. $76,800 \times 76,800$ 차원의 공분산 행렬을 이용하여 76,800개의 고유값과 이에 따른 고유벡터를 계산하기란 현실적으로 어렵다. 따라서 $A^T A$ 에 대한 고유벡터 v_j 를 고려하여 $M \times M$ 차원에서 고유값과 고유벡터를 구한다.

$$AA^T v_j = \lambda_j v_j \quad (7)$$

양변에 A^T 를 곱하면

$$A^T AA^T v_j = \lambda_j (A^T v_j) \quad (8)$$

$A^T v_j$ 는 $A^T A$ 에 대한 고유 벡터 v'_j 가 된다. 이 행렬은 $M \times M$ 행렬이다.

$$A^T v_j = v'_j, \quad v_j = A v'_j \quad (9)$$

최종적으로 식(9)를 통해 $M \times N$ 행렬의 고유 벡터 v_j 를 구할 수 있다.

공분산 행렬 C로부터 M 개의 고유값 λ_j 와 각 고유값에 대응하는 N 개의 고유벡터 v_j 를 계산한다.

$$B_j = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M v_j \phi_k^T \quad (j=1,2,\dots,M) \quad (10)$$

B_j 은 고유값 j 번째에 해당하는 Eigen-background이고 v_j 은 j 번째 고유값에 해당하는 고유벡터이다. 고유값 j 번째에 해당하는 고유벡터 v_j 와 편차 벡터 ϕ^T 를 통하여 B_j 을 구한다.

3.2 일반적인 Eigen-background 방식

일반적인 Eigen-background 방식은 고유값을 내림차순으로 정렬한 후 식(11)을 만족하는 고유값만을 선택하여 사용한다.

$$\frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j}{\sum_{j=1}^T \lambda_j} \geq th (=0.9) \quad (11)$$

T 는 고유값 전체의 개수이고, 경계값을 $th(0.9)$ 로 설정하여 설명비율이 90%까지 반영되는 고유값 m 개를 사용하여 Eigen-background를 만든다. 가장 높은 설명비율을 가지는 고유값은 객체와 배경을 구분하기에 적합하지 않고 잡음 성분을 많이 가지고 있다. th 를 0.9이상으로 설정을 하더라도 첫 번째 고유값은 포함되기 때문에 객체와 배경의 구분이 명확하지 않다. Eigen-background B는 식 (12)를 이용하여 생성한다.

$$B = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m B_j, \quad (1 \leq l \leq m) \quad (12)$$

$$D_j = |I_j - B| > t \quad (13)$$

입력영상 I에서 식 (13)을 통하여 경계값 t 보다 크면 객체이고 그렇지 않으면 배경을 나타낸다. Eigen-Background를 구성하기 위하여 PCA를 통해 학습데이터의 성분을 분석한다.

그림 3은 입력 영상과 그에 따른 명암도 성분을 나타낸 그림이다. 한 가지의 특징으로 나타나는 영상을 PCA를 이용하여 여러 가지의 성분으로 나누어 나타낼 수 있다.

그림 4는 PCA를 통해 분석된 성분들을 나타낸 것이다. (a)~(d)는 구해지는 고유값에 대한 고유벡터를 이분화하여 표현한 것이고 (e)~(h)는 고유값의

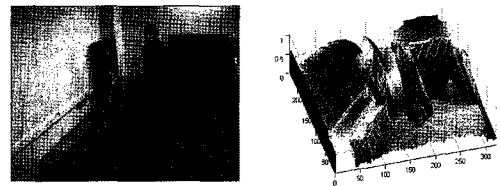


그림 3. 입력 영상과 명암도 그래프

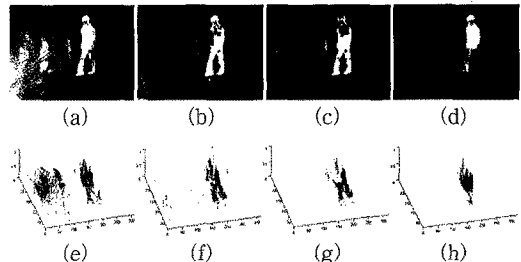


그림 4. 분석된 성분들과 그에 따른 그래프 (a) 고유값 1 (0.3522) (b) 고유값 2(0.1612) (c) 고유값 7(0.0380) (d) 고유값 11(0.0137)

성분을 3차원 그래프로 표현한 것이다. (a)는 설명비율이 가장 높은 고유값이다. 이 고유값은 배경과 빛에 의한 반사광과 잡음 성분이 객체와 유사한 성분으로 해석되고 있다. (b)는 객체의 일부와 잡음이 같은 성분으로 해석되어 나타나고 있다. (c)는 객체의 상반신이 배경과 같은 성분으로 해석되고 (d)는 하반신이 배경 성분에 포함된 고유값이다. 그림 4와 같이 PCA를 통해 나누어지는 고유값들은 각기 다른 성분을 포함하는 특성을 가지고 있다. 본 논문에서는 이 고유값들 중 객체와 배경을 분류하는데 유용한 것을 선별하여 사용한다.

그림 5는 일반적인 Eigen-background 방식 [10,11]을 이용하여 누적 설명 비율이 90%일 때 객체를 검출한 영상이다.

일반적인 Eigen-background를 생성하는 방법은 설명 비율이 높은 값을 가지는 고유값들을 선택하여 학습 데이터를 해석한다. (c)와 (d)는 누적 설명 비율이 90%까지 반영되는 고유값들을 적용한 것이다. 일반적으로 고유값의 설명 비율이 높은 값은 학습 데이터에서 많은 부분의 정보를 가지고 해석한다. 그러므로 형광등과 같은 미세한 조명에 반응하는 배경의 픽셀변화, 그림자 등에 크게 반응하는 특징을 가진다. 이런 성분들을 가지고 있으므로 배경의 질감으로 인한 잡음과 객체에 의해 발생한 그림자를 객체로 잘못 검출하는 것을 볼 수 있다. 본 논문에서는 Clustering 알고리즘을 사용하여 이러한 문제점을

보완할 수 있는 고유 값을 선별하여 개선된 Eigen-background를 생성한다.

4. Clustering

4.1 FCM(Fuzzy-C-Means)

일반적인 Eigen-background 문제를 해결하기 위해서 Clustering을 사용한다. 제안하는 방법은 고유값의 설명 비율이 큰 것을 기준으로 선택하지 않고 배경과 객체를 잘 구분하는 성분을 가지고 있는 고유값을 선별한다. Clustering 과정을 통해 고유 값을 선별하고 이 고유값에 해당하는 벡터들로 Eigen-background를 구성한다. Clustering은 데이터를 배경과 객체를 나타내는 성분으로 분석하여 나눌 수 있다. Clustering 방법으로 Nearest Neighbor(이하 NN)[18], K-Means[19], FCM[20] 등이 있다. FCM 알고리즘은 fuzzy 집합에 근거하여 Clustering하는 방법이다[20]. 이 알고리즘은 k-means와 유사한데 입력 데이터가 각 cluster에 속할 확률과 거리를 근거로 Clustering하는 방법이다. 본 논문에서는 Clustering 방법으로 기준이 되는 데이터의 선별이 필요 없고, 초기데이터의 영향이 적은 FCM을 사용한다.

입력 영상 I 와 식(9)의 고유벡터 v 를 사용하여 FCM의 입력으로 사용될 데이터 E 를 식(14)와 같이 생성한다.

$$E_s = v_s \cdot I_{diag}, \quad I_{diag} = \begin{bmatrix} x_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & x_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (14)$$

행렬 연산을 위하여 I 를 대각행렬 I_{diag} 으로 변환한다. s 는 선별된 고유값의 인덱스이다. 본 논문에서는 3개의 고유 값에 해당하는 고유벡터를 선별하여 사용한다. 식(15)를 최소화에 기반을 두어 Clustering한다.

$$J_r = \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q u_{pq}^r \|e_p - c_q\|^2 \quad (15)$$

여기서 e_p 는 Clustering 하고자하는 입력 데이터이고, P 는 그 입력데이터의 총 개수, Q 는 cluster의 개수이다. u_{pq} 는 e_p 가 cluster q 에 속하는 확률을 나타낸다. c_q 는 q 번째 cluster의 중심이고, $\|\cdot\|$ 는 norm 이다.

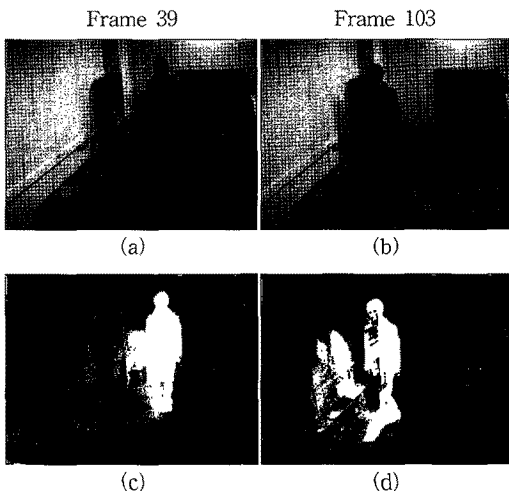


그림 5. 입력 영상에 따른 객체 검출 영상 모습

$$u_{pq} = \frac{1}{\sum_{q=1}^Q \left(\frac{\|e_p - c_q\|}{\|e_p - c_1\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, (z = 1, 2, \dots, Q) \quad (16)$$

$$c_q = \frac{\sum_{p=1}^P u_{pq}^m \cdot e_p}{\sum_{p=1}^P u_{pq}^m} \quad (17)$$

식(16)과 (17)를 통해 u_{pq} 와 c_q 를 갱신하면서 식(18)이 만족할 때까지 반복한다.

$$\|u_{pq}^{(t+1)} - u_{pq}^{(t)}\| < \delta \quad (18)$$

t 는 반복 횟수이며, δ 는 0과 1 사이의 확률 값이다. 입력 데이터 e_p 와 클러스터 중심 c_q 사이 거리 정보에 확률 u_{pq} 를 곱하여 가중치를 준다. 즉 J_c 은 거리와 확률에 의해서 구해지는 특징이다. 이 과정을 통해 거리가 최소화된 J_c 을 찾아 Clustering하여 배경과 객체를 분류할 수 있다.

4.2 Eigen-background 구성

그림 7과 같이 객체와 배경의 분리가 잘 이루어지

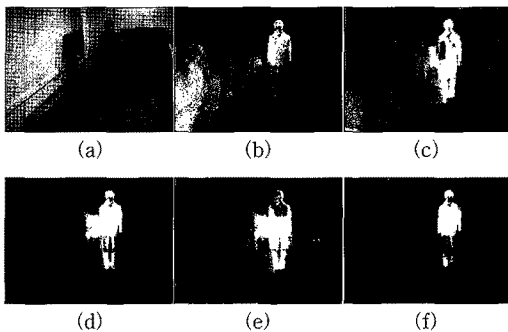


그림 6. 고유값에 따른 분석 결과 (a) Frame 39 (b) 고유값 1 (0.3522) (c) 고유값 3 (0.1612) (d) 고유값 6 (0.0464) (e) 고유값 7 (0.0380) (f) 고유값 11 (0.0137)

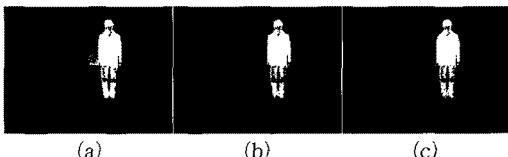
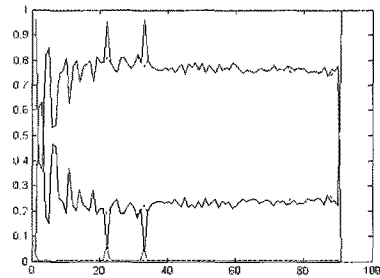


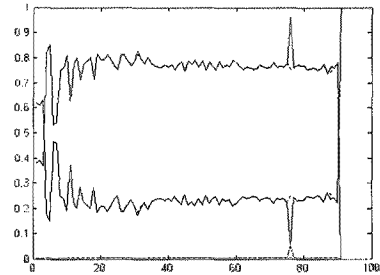
그림 7. 객체와 배경의 분리가 잘 이루어지는 고유값의 예 (a) 고유값 3 (0.1242) (b) 고유값 16 (0.0054) (c) 고유값 27 (0.0019)

는 고유값들을 선별하기 위하여 FCM의 경계값 (Threshold)에 따른 검출률과 오검출률에 따른 실험을 하였다. 그림 8에서 고유값이 높은 값들은 객체를 찾는 검출률이 일정하지 않다. 고유값이 0에 가까운 값들은 고유벡터 값들도 0에 가까운 값을 가지므로 배경과 객체를 분류하지 못한다. 그림 8의 (a)에서 객체의 검출률은 높고 객체를 배경으로 오검출(false negative)하는 비율은 0에 가까운 두 개의 고유값이 있으나 상대적으로 배경을 객체로 잘못 검출(false

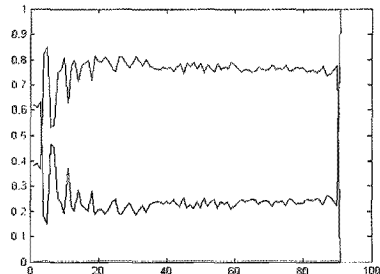
— 검출률, — 오검출률(객체를 배경으로 오검출)
— 오검출률(배경을 객체로 오검출), - - - 경계값 0.1



(a)



(b)



(c)

그림 8. FCM의 경계값(Threshold)에 따른 검출률과 객체를 배경으로 오검출한 과 배경을 객체로 오검출한 비교실험 결과 (a) 경계값 10 (b) 경계값 5 (c) 경계값 0.1 (실험에서 사용된 100개의 고유값들은 설명 비율이 높은 값에서 낮은 값으로 내림차순 정렬하여 번호를 1번부터 100번까지 식별 번호를 부여한다.)

positive)하는 오류가 발생한다. (b)에서도 고유값 번호 76번에서 같은 현상이 발생한다. (c)에서는 배경을 객체로 오검출하는 오류는 발생하지 않으면서 고른 검출률을 나타내고 있다. 본 논문에서는 이러한 실험 결과에 따라 고유값에서 중앙값을 기준으로 고유값을 선별한다.

식 (19)를 이용하여 고유값들에 따른 고유벡터를 배열함으로써 Eigen-background B_{new} 을 형성한다.

$$B_{new} = \frac{1}{k} \sum_{g=1}^k v_{selected} \quad (19)$$

여기서 k 는 선별되는 고유값의 개수이다. $v_{selected}$ 는 선별된 고유값에 해당하는 고유벡터를 나타낸다.

4.3 Clustering을 이용한 객체 검출

Clustering의 입력으로 사용될 특징 값 F 는 식 (20)을 이용하여 구성한다.

$$F = I * B_{new} \quad (20)$$

입력 영상 I 와 형성된 Eigen-background B_{new} 의 convolution 연산 결과 F 를 Clustering의 입력으로 사용한다. 식 (15),(16),(17)을 통해 FCM을 수행하고 배경과 객체 2개의 cluster로 구분한다.

선별된 고유 값을 입력영상에 적용하여 구해진 특징 값들을 Clustering 한다. 입력 영상에서 각각의 특징들은 선별된 고유값에 대응하는 새로운 특징 값으로 구성된다. 이 새로운 특징 값은 FCM을 이용하여 Clustering되고 객체와 배경을 나타내는 2개의 cluster로 나누어진다.

5. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안하는 신체 검출 시스템은 2.6GHz, Windows OS 환경에서 Visual C++로 구현 및 테스트하였다. 입력 영상은 HVR-2030C 카메라로 240×320 의 해상도 영상을 획득하였다. 제안한 시스템과 다른 시스템간의 차이점을 분석하기 위해 다음과 같은 실험을 하였다.

그림자 제거와 잡음에 대하여 일반적인 Eigen-background 방법과 차이점을 알아보기 위한 실험을 하였다. 최초 입력 영상에서 객체가 있을 경우의 검출을 분석하기 위해 인위적으로 정의한 배경을 사용하는 방법과 비교 실험하였다.

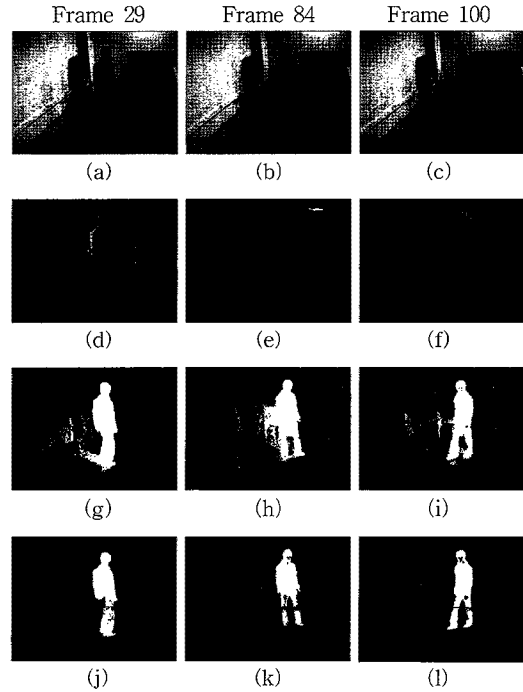


그림 9. (a)~(c) 입력 영상 (d)~(f) 차영상을 이용한 방법 (g)~(i) 일반적인 Eigen-background 방법 (j)~(l) 제안하는 개선된 Eigen-background 방법

5.1 일반적인 Eigen-background 방법과 비교 실험

그림 9는 영상 내에 사람이 나타났을 때 검출된 프레임의 일부이다. (a)~(c)는 입력영상의 이미지이고 (d)~(f)는 전 프레임과의 비교를 통한 차이를 나타내는 차영상을 이용한 방법의 결과이다. (g)~(i)는 일반적인 Eigen-background 방법을 이용한 검출 결과이다. (j)~(l)은 본 논문에서 제안하는 clustering을 통해 개선된 Eigen-background를 사용한 방법이다. (d)~(f)는 현재 프레임과 이전 프레임간의 차이에 의해 객체의 움직임이 잔상으로 남고 (g)~(i)는 설명 비율이 높은 주성분들이 잡음과 그림자의 성분을 많이 가지고 있어 배경에서 잡음과 그림자가 오검출되고 있다. 제안하는 방법은 배경과 객체를 잘 분류하는 주성분을 선별하기 때문에 잔상을 남기지 않고 잡음 및 그림자가 제거되어 강인하게 객체를 검출하고 있다.

5.2 인위적으로 정의한 배경을 사용하는 방법과 비교 실험

인위적으로 정의한 한 프레임을 배경으로 사용하

여 이 배경과 입력 영상을 비교해서 객체를 검출하는 방법은 정의한 배경이 잘못 선택되면 검출을 제대로 하지 못한다. 본 논문에서는 학습데이터에 나타나는 출현빈도에 의해 객체와 배경으로 구분되어 지기 때문에 한 개 혹은 두개의 프레임에 나타나는 객체의 경우에도 배경으로 판단하지 않는다. 객체의 출현빈도가 20%이하인 경우에는 배경이 아닌 객체로 판단하는 것을 실험을 통해 알 수 있었다.

그림 10은 인위적으로 정의한 한 개의 프레임을 배경으로 사용하는 방법에서 좋지 못한 영상이 배경으로 정의되어 사용되는 경우의 예이다. 이 방법의 경우 의자가 나타나고 있는 프레임을 배경으로 설정하여 사용하기 때문에 의자의 검출이 제대로 이루어지지 않는다. (a)의 그림이 초기화 배경으로 사용된 경우 (f)와 같이 초기모습에서 객체를 검출하지 못한다. (g)의 경우는 또 다른 객체가 영상에 나타났을 때 새로운 객체는 검출하나 기존의 객체는 검출하지 못하는 것을 나타낸다. (h)는 두 개의 객체가 겹쳤을 때 기존에

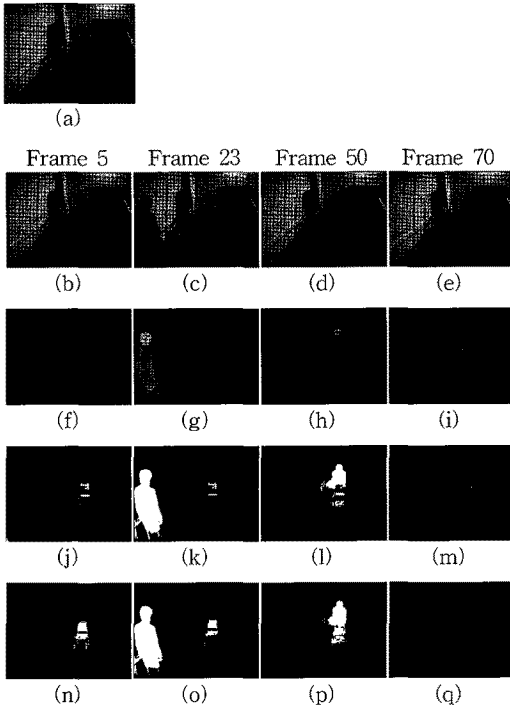


그림 10. (a) 인위적으로 정의한 배경 (b)~(e) 입력 이미지 (f)~(i) 인위적으로 정의한 한 프레임을 배경으로 이용한 방법 (j)~(m) 객체가 학습데이터에 40% 나타나는 경우 (n)~(q) 객체가 학습데이터에 20% 나타나는 경우

검출되지 않았던 객체가 희미하게 검출이 되고 있는 모습이다. (i)는 기존의 객체가 사라졌는데도 불구하고 객체가 남아있는 것처럼 잘못 판단하게 된다. (j)~(m)의 영상은 학습데이터의 영상들 중 의자가 나타나는 경우가 40%인 경우이다. 학습데이터에 의자의 출현 빈도가 높기 때문에 의자를 배경으로 판단하여 해석되므로 객체가 명확하게 검출되지 않고 있다.

(n)~(q)는 본 논문에서 제안하는 방법으로 학습데이터에 의자의 출현빈도가 20%인 경우이다. 그림에서 보는 것과 같이 영상에서 의자는 배경이 아닌 객체로 인식을 한다. (n)의 경우 배경 초기화 방법과는 다르게 객체를 검출하고 있다. (o)와 (p)도 기존의 객체와 새로운 객체 둘 모두 검출하는 모습이다. (q)는 객체가 사라진 후 배경만이 남아 있어 아무것도 검출이 되지 않는다. 제안하는 방법은 PCA를 통해 구성된 Eigen-background를 사용하므로 인위적인 배경의 설정 과정이 필요하지 않다. 이 Eigen-background는 학습데이터 영상에서 의자가 배경정보에 포함되지 않는다고 판단한다. 그러므로 의자를 배경으로 분류하지 않고 객체로 검출한다.

5.3 다양한 배경 및 조명과 객체 수의 변화에 대한 실험

제안한 시스템의 성능을 분석하기 위하여 다양한 배경 및 조명과 객체 수의 변화에 대한 실험을 하였다. 그림 11의 (a),(d)는 실외 자연광 조건에서 지나가는 두 명의 행인을 검출한 결과를 나타낸다. (b),(e)는 일부 자연광과 실내조명이 혼합된 복도에서 실험한 결과이고 (c),(f)는 완전한 실내조명과 복잡한 배경에서 실험한 결과이다.

그림 11의 (d)에서 보는 바와 같이 자연광 환경에서

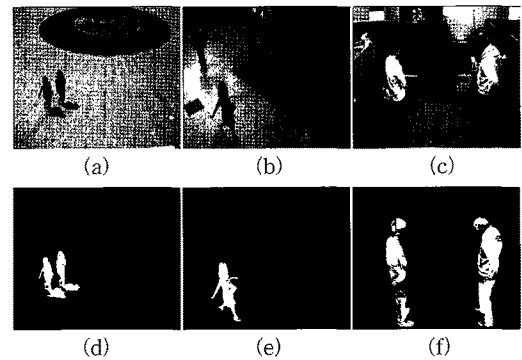


그림 11. 다양한 배경과 객체 수에 대한 실험 결과

는 객체검출은 잘 되었으나 강한 빛으로 인해 생기는 그림자를 객체로 오인식 하였다. 자연광과 실내조명이 혼합된 (e)의 경우에는 그림자 없이 객체를 잘 검출하였다. (f)는 복잡한 배경의 다수 객체에서 객체를 추출한 결과이다. (c)의 오른쪽 객체의 경우 객체 상단부분이 배경영역과 유사하지만 객체영역을 검출하였다.

그림 12는 다양한 객체와 자연광의 변화 속에서의 검출 결과를 나타낸다. 그림 12(a)의 경우 구름으로 인해 자연광이 차단된 상태에서의 검출 결과를 나타낸다. 자연광이 차단되고 아스팔트 색과 객체의 색이 유사함에도 불구하고 객체가 정확하게 검출된다. 그림 12(b)의 경우 밝은 자연광으로 인해 차량과 도로의 색이 구분되지 않는 상황에서의 객체 검출 결과이다. 그림 12(c)의 경우 반사광으로 인해 객체의 색과 배경의 색이 유사함에도 불구하고 객체를 정확하게 검출할 수 있다.

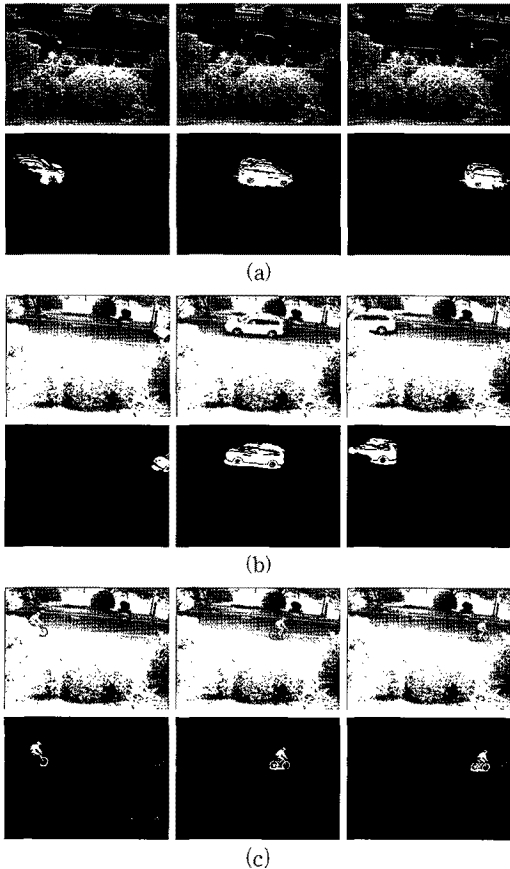


그림 12. 다양한 객체와 자연광의 변화 속에서의 검출 결과

실험 결과에 따르면, 본 논문에서 제안한 개선된 Eigen-background는 조명과 환경에 의한 잡음, 빛에 의해 생기는 그림자, 움직임이 없는 객체 등을 효과적으로 배경과 객체로 분리하였다. 제안하는 방법은 차영상을 이용한 방법에서 나타나는 잔상이 생기는 문제점과 움직이지 않는 객체를 검출하지 못하는 문제를 해결하였다. 그리고 배경을 초기화 방법에서 생기는 인위적인 배경의 초기화가 필요한 문제를 해결하였고 일반적인 Eigen-background를 이용한 방법보다 잡음 및 그림자에도 강인하게 객체를 검출하였다.

6. 결론 및 향후 연구

본 논문은 배경과 객체를 효율적으로 분류하기 위하여 개선된 Eigen-background를 구성하고 Clustering을 통한 강인한 객체 검출 시스템을 제안하였다. 먼저 환경변화에도 적용적으로 객체를 검출할 수 있도록 다양한 종류의 배경 영상을 학습데이터로 구성하였다. PCA를 이용하여 학습 데이터를 분석하고 배경과 객체를 잘 분류하는 주성분을 선별하였다. 선별된 주성분으로 Eigen-background를 구성하고 Clustering의 입력 차원으로 사용하였다. Clustering은 데이터간의 거리와 확률을 기반으로 하는 FCM을 사용하여 수행하였다. 그 결과 잡음에 강인하게 객체를 검출하였고 움직임이 없는 객체도 효과적으로 분류하였다. 또한 PCA는 다양한 배경 데이터를 해석하여 관리자가 인위적으로 배경을 정의해야 하는 번거로운 문제점을 보완하였다. 제안하는 시스템을 보완하기 위해서는 극심한 조명의 변화에도 적용적으로 객체를 검출하기 위한 연구가 이루어져야 할 것이다. 뿐만 아니라, 서버-클라이언트 구조의 시스템을 설계하여 배경을 실시간으로 서버로 업데이트하고 학습하는 방식의 연구가 필요하다. 그리고 다중 카메라를 이용하여 더 많은 정보를 바탕으로 3차원으로 신체를 모델링하고 동작인식 과정을 추가하면 CCTV를 통하여 스마트 홈과 같은 응용 분야에 적용이 가능 하다.

참고 문헌

- [1] H. Tanie, K. Yamane and Y. Nakamura, "High Marker Density Motion Capture by Retroreflective Mesh Suit," International

- Conference on Robotics and Automation, pp. 2884-2889, 2005.
- [2] S. Hashi, Y. Tokunaga, S. Yabukami, M. Toyoda, K. Ishiyama, Y. Okazaki, and K.I. Arai, "Development of realtime and highly accurate wireless capture system utilizing soft magnetic core," *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol.41, pp. 4191-4193, 2005.
- [3] N. Miller, O.C. Jenkin, M. Kallmann, and M.J. Mataric, "Motion capture from inertial sensing for untethered humanoid teleoperation," *IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, Vol.2, pp. 547-562, 2004.
- [4] S. Yabukami, H. Kikuchi, and M. Yamaguchi, "Motion Capture System of Magnetic Makers Using Three-Axial Magnetic Field Sensor," *IEEE Transactions on magnetics*, Vol.36, pp. 3646-3648, 2000.
- [5] L. Li, A Hilton, and J. Illingworth, "A relaxation algorithm for real-time multiple view 3D-tracking," *Image and vision computing*, Vol.20, pp. 841-859, 2002.
- [6] A. Sundaresan, and R. Chellappa, "Markerless Motion Capture using Multiple Cameras," *Computer Vision for Interactive and Intelligent Environment*, pp. 15-26, 2005.
- [7] K.M. Cheung, S. Baker, and T. Kanade, "Shape-From-Silhouette Across Time Part II: Applications to Human Modeling and Markerless Motion Tracking," *International Journal of Computer Vision*, Vol.63, pp. 225-245, 2005.
- [8] G. Jing, D. Rajan, and C.H. Siong, "Motion Detection with Adaptive Background and Dynamic Thresholds," *Information, Communications and Signal Processing*, 2005 Fifth International Conference on 06-09, pp. 41-45, 2005.
- [9] Z. Chaohui, D. Xiaohui, X. Shuoyu, S. Zheng, and L. Min, "An Improved Moving Object Detection Algorithm Based on Frame Difference and Edge Detection," *Image and Graphics Fourth International Conference on(ICIG)*, pp. 519-523, 2007.
- [10] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, "Pfinder: real-time tracking of the human body," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.7, pp. 780-758, 1997.
- [11] N.M. Oliver, B. Rosario, and A. Pentland, "A Bayesian computer vision system for modeling human interactions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.8, pp. 831-843, 2000.
- [12] J. Yumel, J. Renno, D. Greenhill, J. Orwell, and G.A. Jones, "Adaptive Eigen-Backgrounds for object detection," *International Conference on Image Processing*, 2004.
- [13] J. Zhang, and Y. Zhuang, "Adaptive Weight Selection for Incremental Eigen-Background Modeling," *Multimedia and Expo, 2007 IEEE International Conference on*, pp. 851-854, 2007.
- [14] R.A. Johnson, and D.W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice Hall, pp. 356-395, 2002.
- [15] M. Turk, and A. Pentland, "Face Recognition Using EigenFaces," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-591, 1991.
- [16] 강병두, 권오화, 성치영 등, "주성분 분석과 서포트 벡터 머신을 이용한 효과적인 얼굴 검출 시스템," *한국멀티미디어학회논문지*, 제9권, 제11호, pp. 1435-1444, 2006.
- [17] 성치영, 강병두, 전재덕 등, "효과적인 검출기와 칼만 필터를 이용한 강인한 얼굴 추적 시스템," *한국멀티미디어학회논문지*, 제10권, 제1호, pp. 26-35, 2007.
- [18] B.D. Kang, J.S. Eom, J.H. Kim, C.S. Kim, S.H. Ahn, B.J. Shin, and S.K. Kim, "Human Motion Modeling Using Multivision," *LNCS 4552, Human-Computer Interaction, Part III, HCI 2007*, pp. 659-668, 2007.
- [19] J.H. Kim, B.D. Kang, J.S. Eom, C.S. Kim, S.H. Ahn, B.J. Shin, and S.K. Kim, "Real-Time Face Tracking System Using Adaptive Face

Detector and Kalman Filter,” LNCS 4552, Human-Computer Interaction, Part III, HCII 2007, pp. 669-678, 2007.

[20] C.Y. Seong, B.D. Kang, J.H. Kim and S.K. Kim, “Effective Detector and Kalman Filter Based Robust Face Tracking System,” LNCS 4319, Advances in Image and Video Technology, PSIVT’06, pp. 453-462, 2006.

[21] J.H. Kim, J.W. Lee, B.D. Kang, O.H. Kwon, C.Y. Seong, S.K. Kim, and S.M. Park, “Hierarchical Classification of Object Images Using Neural Networks,” LNCS 3972, International Symposium on Neural Networks, pp. 320-330, 2006.

[22] B.D. Kang, J.H. Kim, C.Y. Seong, and S.K. Kim “Effective Face Detection using a Small Quantity of Training Data,” LNCS 4319, Advances in Image and Video Technology, PSIVT’06, pp. 553-562, 2006.

[23] T. Cover, “Estimation by the nearest neighbor rule,” *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol.14, No.1, pp. 50-55, 1968.

[24] M.C. Su, and C.H. Chou, “A modified version of the K-means algorithm with a distance based on cluster symmetry,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, No.6, pp. 674-680, 2001.

[25] M.S. Yang, K.L. Wu, J.N. Hsieh, et al. “Alpha-Cut Implemented Fuzzy Clustering Algorithms and Switching Regressions,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol.18, No.12, pp. 1117-1128, 1999.



전 재 덕

2007년 인제대학교 정보컴퓨터학부 졸업(정보컴퓨터학사)
 2009년 인제대학교 대학원 전산학과 졸업(전산학석사)
 2010년~현재 (주)지노시스템 다차원공간기술연구소 연구원

관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전



이 미 정

2007년 인제대학교 정보컴퓨터학부 졸업(정보컴퓨터학사)
 2009년 인제대학교 대학원 전산학과 졸업(전산학석사)
 2009년~현재 (주)BIOSPACE
 관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전



김 종 호

2002년 인제대학교 정보컴퓨터학부 졸업(정보컴퓨터학사)
 2004년 인제대학교 대학원 전산학과 졸업(전산학석사)
 2004년~현재 인제대학교 대학원 전산학과 박사수료

관심분야 : 정보검색, 패턴인식, 컴퓨터비전



김 상 군

1991년 경북대학교 통계학과 졸업(이학사)
 1994년 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
 1996년 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)
 1996년~현재 인제대학교 컴퓨터공학과 부교수

관심분야 : 패턴인식, 정보검색, 정보보호



강 병 두

2001년 인제대학교 정보컴퓨터학부 졸업(정보컴퓨터학사)
 2003년 인제대학교 대학원 전산학과 졸업(전산학석사)
 2007년 인제대학교 대학원 전산학과 졸업(전산학박사)

2007년 12월~2008년 12월 Postdoc, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Missouri-Columbia, U.S.

2009년 12월~현재 성균관대학교 지능시스템연구센터 연구교수

관심분야 : 정보검색, 정보보호, 패턴인식, 컴퓨터비전