

바이모달 정보를 이용한 기절상황인식 시스템에 관한 연구

소인미[†], 정성태^{**}

요 약

본 논문은 카메라 영상 정보와 기울기 센서 정보를 통합한 바이모달 응급상황 인식방법을 제안한다. 제안된 방법은 어느 한 센서가 오작동 하거나 사용자가 착용형 기울기 센서를 착용하지 않거나, 영상 획득의 어려움이 있는 욕실과 같은 곳에 있는 경우에도 응급 상황을 감지하여 센서 간에 상호 협력과 보완을 함으로써 응급 상황을 인식할 수 있다. 본 논문에서는 HMM 학습 및 인식을 통해 걷는 동작, 바닥에 앉는 동작, 소파에 앉는 동작, 눕는 동작, 기절 동작을 판단할 수 있도록 하였다. 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터를 결합하여 학습하고 인식했을 때, 인식률의 향상을 가져올 수 있었다. 또한 다양한 조명의 변화에도 적응적 배경 모델을 통해 움직이는 객체를 강건하게 검출할 수 있어서 높은 인식률을 유지할 수 있었다.

A Study on the Recognition System of Faint Situation based on Bimodal Information

In-Mi So[†], Sung-Tae Jung^{**}

ABSTRACT

This study proposes a method for the recognition of emergency situation according to the bimodal information of camera image sensor and gravity sensor. This method can recognize emergency condition by mutual cooperation and compensation between sensors even when one of the sensors malfunction, the user does not carry gravity sensor, or in the place like bathroom where it is hard to acquire camera images. This paper implemented HMM(Hidden Markov Model) based learning and recognition algorithm to recognize actions such as walking, sitting on floor, sitting at sofa, lying and fainting motions. Recognition rate was enhanced when image feature vectors and gravity feature vectors are combined in learning and recognition process. Also, this method maintains high recognition rate by detecting moving object through adaptive background model even in various illumination changes.

Key words: Emergency Recognition(응급상황인식), Bibmodal Information(바이모달정보), Gravity Sensor(중력센서), Faint Recognition(기절인식)

1. 서 론

핵가족화와 고령사회의 진입으로 인하여 독거인의 수가 증가함으로써 개인 중심의 예방 의료가 필요하게 되었고 언제 어디서나 서비스를 받을 수 있는 건강관리기술이 필요하게 되었다. 이를 위하여, 최근

에 들어서는 대내 거주하는 사람의 기절 동작을 자동으로 인지하는 기술에 대한 연구가 수행되고 있다. 기절은 고령자들에게서 흔히 일어날 수 있고 부상이나 사망으로 이어질 수 있어서, 독거인의 건강을 위협하는 중요한 요소로 지적되고 있다. 기절에 대한 의료 처리 결과는 기절을 감지하여 구조 요청을 하고

* 교신저자(Corresponding Author): 정성태, 주소: 전북 익산시 신용동 344-2(570-749), 전화: 063)850-6886, FAX: 063-856-8009, E-mail: stjung@wku.ac.kr

접수일: 2009년 8월 26일, 수정일: 2009년 9월 29일

완료일: 2009년 9월 29일

[†] 준회원, 원광대학교 컴퓨터공학과

(E-mail: s0301@wku.ac.kr)

^{**} 종신회원, 원광대학교 컴퓨터공학과교수

* 이 논문은 2008학년도 원광대학교 교비 지원에 의해서 연구되었음

응급 처치를 받기까지의 시간에 큰 영향을 받는다. 이러한 이유로 가속도 센서와 기울기 센서 등을 이용하여 기절 동작을 자동으로 감지하여 응급 호출을 해주는 기절 동작 감지기들이 제안되었다. 그러나 이 장치들도 사용자가 장치를 항상 휴대하고 다녀야 한다는 문제점을 가지고 있다. 사람이 장치를 항상 휴대해야 하는 문제를 해결하기 위한 방법으로 카메라 영상으로부터 실시간으로 사람을 검출하고 추적하여 기절동작을 감지하는 방법이 제안되었다[1-5]. 이들 방법에서는 카메라 영상으로부터 실시간으로 사람을 검출하고 추적하여 기절동작을 감지한다. 일반적으로 사용되는 카메라의 시야각은 90도 내외이기 이기 때문에 실내의 모든 영역을 촬영하기 위해서는 여러 대의 카메라가 사용되어야 한다. 카메라의 수를 줄여서 간편화하기 위한 방법으로 시야각이 큰 어안 렌즈(fish-eye lens) 카메라 또는 전방향(omni-directional) 카메라를 사용하는 방법이 제안되었다 [6-8].

기절 동작 인식에 있어서 잘못된 인식은 아주 중대한 문제를 일으킬 수 있는데, 센서 기반 방법이나 카메라 기반 방법 모두 오류를 완전히 없게 하는 데에는 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 기울기 센서, 영상 센서를 함께 사용함으로써 인식 오류를 줄일 수 있는 바이모달 기반 기절 동작 인식 시스템을 제안한다.

제안된 시스템에서는 카메라 영상 정보와 기울기 센서 정보를 통합한 바이모달 정보에 의해 인식된 결과에 따라 응급상황을 인식할 수 있도록 하였다. 어느 한 센서가 오작동 하거나 사용자가 착용형 기울기 센서를 착용하지 않거나, 영상 획득의 어려움이 있는 욕실과 같은 곳에 있는 경우에도 응급 상황을 감지하여 센서 간에 상호 협력과 보완을 함으로써 거주 환경내의 다양한 움직임에도 강건하게 인식할 수 있는 장점을 가진다.

2. 특징 벡터 추출

본 논문에서 제안하는 기절동작 인식의 과정과 절차는 크게 두 단계로 나눌 수 있다. 첫 번째 과정은 입력 영상으로부터 사람의 움직임을 검출하고 움직이는 객체에 매핑 된 타원의 정보와 기울기 센서의 정규화 된 기울기값을 이용하여 HMM을 통한 학습

데이터의 학습이다. 두 번째 과정은 실험 데이터의 움직임 객체 검출과 기울기 센서 데이터의 획득에 따른 실험데이터의 인식이다.

기절 동작 인식은 다음 그림 1과 같이 크게 학습 단계와 인식 단계로 나눌 수 있다.

기절 동작 인식을 수행하기 위해서는 먼저 학습 단계를 거쳐야 하는데 학습용 입력영상에서 움직이는 객체 영역을 검출하고, 검출된 객체 영역에서 타원 정보를 검출하고 기울기 센서 정보로부터 3축의 기울기 값을 획득하게 된다. 검출된 객체 영역에서는 학습 모델을 만드는데 필요한 움직이는 객체를 감싸는 외곽선을 추적하여 간략화 시킨 타원의 크기를 추출한다. 이 타원의 너비와 높이를 갖는 특징 벡터와 기울기 센서의 3축 값을 특징 벡터로 하여 학습 알고리즘을 통해 각 동작에 맞는 학습 모델을 만들게 된다.

인식 단계에서도 학습 단계와 유사한 과정을 거치게 된다. 인식을 위해 입력되는 영상과 기울기 센서로부터 객체 검출과 타원 정보의 획득 및 3축의 기울기 값을 획득한다. 획득된 타원의 크기와 기울기 값인 특징 벡터들을 이용하여 학습 단계에서 만들어진 동작별 학습 모델과 비교하여 최대의 유사도를 갖는 동작 모델을 동작으로 인식하게 된다.

영상을 통한 동작 인식을 수행하기 위해서는 입력 영상으로부터 배경모델의 생성, 전경 영상 생성, 타원의 매핑, 투시 영상으로의 변환 등을 수행하는 영상 처리 과정과 허리에 착용한 기울기 센서로부터 3축의 값을 획득하고 정규화 하는 과정이 있다. 영상 정보와 기울기 센서 정보를 통해 실제 인식 알고리즘을 수행하는 과정으로 나눌 수 있다.

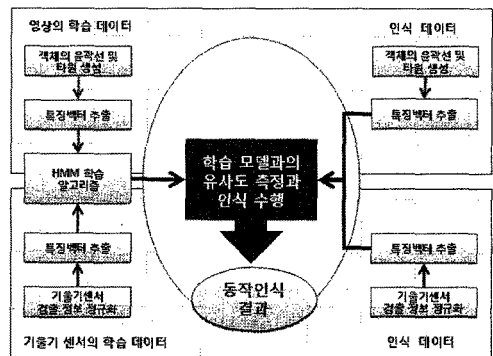


그림 1. 동작의 학습 단계와 인식 단계의 구성

다음은 영상 정보와 기술기 센서 정보의 획득과 전처리 과정에 대해 기술한다.

2.1 영상의 특징 벡터

본 논문의 영상 처리부는 참고문헌[9-10]의 방법을 사용하였다. 화각이 170도인 어안렌즈가 부착된 카메라로부터 영상을 입력 받아 가우시안 혼합 모델 기반의 적응적 배경 모델링 방법[11]을 이용해 동적으로 배경 영상을 갱신한다. 배경 모델 영상을 생성하기 위해 시스템 동작 초기에는 입력 영상 내의 움직이는 객체가 없을 때로 제한하며, 적어도 300 프레임의 영상을 입력 받도록 하였다.

2.1.1 영상의 획득과 전처리

그림 2에는 어안렌즈 카메라로부터 영상을 입력 받아 사람을 검출 및 추적하고 기질동작을 판별 하는 과정이 나타나 있다. 먼저 영상의 잡음 영향을 제거한 안정적인 영상을 얻을 수 있는 전처리 과정이 필요하다. 영상의 전처리에는 영상의 컬러 모델을 변환하여 조명 변화로 인한 영상의 변화를 감소시키도록 하고, 평균 밝기가 급격하게 변하지 않도록 하기 위해 최근 10 프레임에 대한 평균 밝기를 기준으로 영상 픽셀 값을 보정하는 과정을 수행한다.

2.2.2 배경 영상 생성

전처리된 영상과 배경모델을 이용해 움직이는 객

체에 대한 전경영상을 생성 한다. 초기의 배경영상은 시간이 지남에 따라 조명 효과나 잡음에 의해서 이미 지 자체가 변화하게 된다. 끊임없이 변화하는 영상에서 배경을 완벽하게 분리하기 위해서 다양한 조명의 변화와 잡음에 강건한 가우시안 혼합모델 기반의 적응적 배경 모델링 방법을 이용하여 동적으로 배경 영상을 갱신할 수 있도록 하였다.

2.2.3 전경 영상 생성과 그림자 제거

연속된 입력 영상 내에 움직이는 객체가 나타나면 해당 픽셀은 배경과 차이가 나게 되어 전경 픽셀로 분류될 수 있다. 배경영상에서 추출된 각 픽셀 값과 전 처리된 입력 영상의 픽셀 값을 이용해 움직이는 객체 영역을 분리해 낸다. 이를 위해 먼저 식(1)과 같이 움직이는 객체 영상을 생성한다.

$$G(x,y) = \begin{cases} 255, & \text{if } |Background(x,y) - Object(x,y)| > TH \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{식(1)}$$

배경영상의 각 픽셀의 평균값에서 입력 영상의 각 픽셀 값을 뺀 후 기준 값 보다 크면 흰색(255)으로, 반대로 작거나 같으면 검정색(0)으로 설정한다. 이런 처리를 거쳐 두개의 값으로 배경인 검정색(0), 객체인 흰색(255)을 가진 이진 데이터 결과를 획득 하게 된다.

그림자 영역에서는 밝기가 어두워지고 원래의 색상은 유지되는 성질이 있다. 색상 정보를 이용하여 그림자를 제거하는 방법은 배경 모델과 색상은 동일 하지만 명도가 일정 밝기 차이만큼 어두워지는 영역을 그림자 영역으로 판단하여 제거한다. 이 방법은 비교적 간단한 연산만으로도 그림자를 제거하는 것이 가능하기 때문에 실시간 영상 감시 시스템에서 적용이 용이한 장점을 가지고 있다.

2.2.4 영상의 잡음 제거

움직이는 객체에 포함되지 않는 영역에서도 잡음에 의하여 픽셀들이 전경 픽셀로 분류될 수 있는데, 먼저 연결되어 있는 전경 픽셀 영역이 4개 이하의 픽셀로 구성된 영역은 제거한다. 그 다음 Morphology Close 연산[12]을 적용하여 서로 떨어져 있는 영역들을 합병하도록 한다.

2.2.5 객체 획득과 투시영상 변환

잡음이 제거된 움직이는 객체 이미지에서 윤곽선

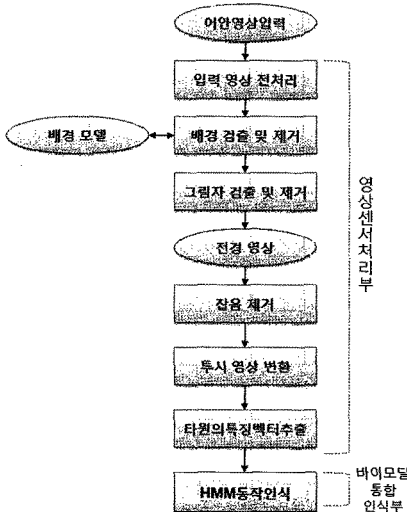


그림 2. 영상을 이용한 기질동작 판별 과정

정보를 찾는다. 윤곽선이란 움직이는 객체의 가장자리를 의미하는데, 본 논문에서는 객체의 가장자리에 있는 한 픽셀로부터 시작하여 가장자리에 있는 픽셀을 계속 따라가다가 시작점에 도착하면 추적을 멈추는 방법을 사용한다.

연결되어 있는 전경 픽셀 영역들의 외곽점들을 추적하고 이 점들을 가장 잘 감싸는 타원으로 매핑하여 움직이는 객체 영역의 형태를 단순화한다[13,14].

본 논문에서는 시간에 따라 연속적으로 입력되는 어안 영상을 투시 영상으로 변환하여 사람의 몸에 매핑된 타원을 추적함으로써 타원의 크기 변화, 위치 변화, 이동 속도 정보를 이용하여 기절 동작을 판별 하였다. 그림 3과 같이 어안 렌즈 영상보다는 투시 영상에서 몸의 형태 변화가 더 분명하게 나타나므로 투시 영상을 이용해 기절 동작을 판별한다. 어안 렌즈 영상을 투시 영상으로 변환하는 방법으로는 Zimmermann에

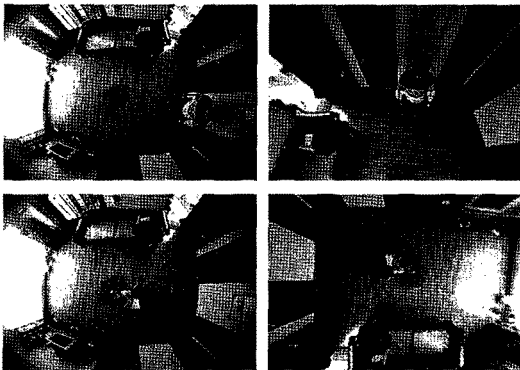


그림 3. 어안영상과(왼쪽) 투시영상(오른쪽)

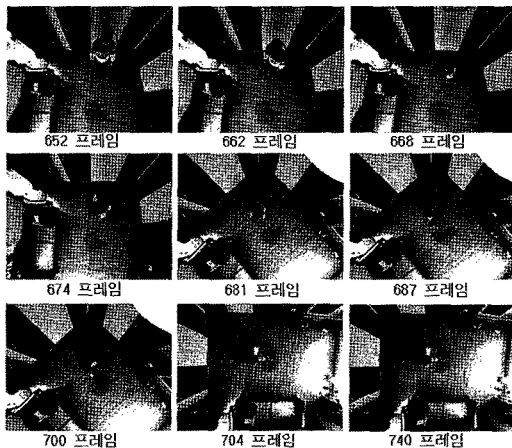


그림 4. 투시영상을 이용한 기절 동작 판별 영상

표 1. 기절 동작 판별을 위한 타원의 크기 변화

프레임	가로크기	세로크기
652	51	96
662	46	77
668	38	54
674	44	45
681	43	49
687	53	54
700	74	65
704	89	37
740	84	37

의해 유도된 방법을 사용하였다[15].

그림 4는 기절 동작이 발생하고 있는 영상을 보이고 있다. 결과 영상에서 볼 수 있듯이 사용자의 행동에 따라 타원의 크기와 위치가 변화 되는 것을 볼 수 있으며, 사용자가 서 있거나 걷거나 또는 눕는 동작을 하게 되면 타원의 가로(width) 및 세로(height)의 변화되는 값이 다르게 획득되는 것을 알 수 있다. 표 1은 기절 동작에 따른 타원의 크기 변화를 나타내고 있다.

2.2 기울기 센서의 특징 벡터

기울기 센서는 사용자의 허리에 부착하여 지구 중력을 측정하는 센서로써 x, y, z의 3축 정보를 측정하여 사용자의 움직임을 감지하고 시간적 통계적 확률에 근거한 HMM을 통하여 5가지 동작에 대해 학습과 인식을 위한 특징 벡터로 사용하게 된다. 3축 가속도 센서인 MMA7260Q(Free-scale Co. Ltd., USA)를 이용하여 X, Y, Z의 3축에서 기울기를 측정 한다.

3축의 기울기 센서로부터 측정된 데이터를 컴퓨터로 전송하게 된다. 이 때, 데이터의 신뢰성을 위해 Sampling 속도와 ADC분해능을 최대로 한다. 전송 방식은 블루투스를 이용한 RS232 무선 통신을 이용하여 신체의 움직임에 따른 기울기 변화를 TXT 파일 형식으로 최종 저장할 수 있도록 하여 HMM 학습과 인식의 특징 벡터로 사용할 수 있도록 하였다.

그림 5는 기울기 센서를 이용한 데이터의 획득과 전처리 과정을 보이고 있다. x, y, z의 3축 정보는 A/D 컨버터를 통해 마이크로프로세서로 입력받게 된다. 먼저, 센서의 기울어진 축을 보정하기 위해 3축 정보를 동일한 값으로 변환하고, 이 정보를 기준으로

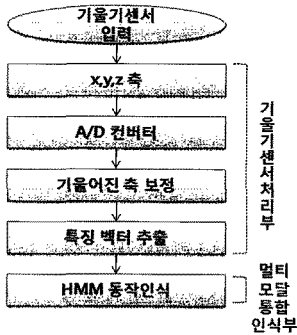


그림 5. 기울기 센서 데이터의 획득과 전처리 과정

x, y, z 각 축의 기울임 정도를 측정한다. 측정된 x, y, z 축에 대한 센서의 기울기는 마이크로프로세서에서 각 축의 틀어짐을 측정하여 보정함으로써 센서가 임의의 기울기에서 시작하더라도 기울기를 측정할 수 있도록 한다. 각 동작과 상태별 데이터의 흐름을 살펴보면 걷기 동작은 축이 일정한 형태로 흔들리고, 눕기 동작은 3축이 틀어진 후 일정하게 유지가 된다. 또한 기절 동작의 경우 3축의 충격 파형이 검출되고 축이 틀어져 유지가 됨을 알 수 있다. 이는 HMM을 통해 기절 동작으로 인식될 때에는 응급상황으로 판단하여 바이모달 통합 인식부에 응급상황 데이터를 보낸다.

3. HMM을 이용한 학습 및 인식

HMM은 시간적으로 연속적이고 지속적인 공간 변화를 포함하고 있는 연속 데이터의 분류 문제에서 좋은 성능을 발휘한다. 특히, 시작과 끝이 불분명한 실시간 움직이는 영상 데이터와 기울기 센서 데이터의 경우 실시간 분류가 가능한 HMM 모델의 사용이 유리하다.

어안렌즈와 기울기 센서를 이용한 동작 인식 시스템의 전체적인 구성과 절차는 크게 두 과정으로 나눌 수 있다. 첫 번째 과정은 학습 데이터의 움직이는 객체 검출 및 3축의 기울기 값 검출과 HMM을 이용한 학습이고, 두 번째는 객체 검출 및 기울기 값 획득과 실험 데이터의 인식의 과정이다. 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터를 연결하여 HMM에 의해 학습되고 인식될 수 있도록 하였다.

걷기, 바닥에 앉기, 소파에 앉기, 눕기, 기절을 인식하는 5종류의 동작으로 영상과 함께 기울기 센서를

통해 동작별 데이터를 획득하였다. 각 동작에 대하여 사용자에 따라 다양하게 나타날 수 있으나 다음과 같이 일반적으로 정의하여 동작을 취할 수 있도록 하였다.

- 걷기 : 거실에서 카메라를 중심으로 여러 방향으로 걷기
- 눕기 : 걸다가 거실 내 여러 장소에서 눕기
- 기절 : 걸다가 거실 내 여러 장소에서 갑자기 쓰러지기
- 바닥에 앉기 : 걸다가 거실 내 여러 곳의 바닥에 앉기
- 소파에 앉기 : 걸다가 거실 내 소파의 여러 곳에 앉기

각 동작별로 10회 반복하여 200개의 동작 데이터를 획득하였다. 첫 번째부터 아홉 번째는 학습 데이터로 사용되었고 열 번째는 인식 실험 데이터로 사용되었다. 욕실내에서의 실험 데이터는 기울기 센서만 으로의 기절 동작 인식과 욕실에 들어간 영상 정보와 시간 정보를 이용하여 영상을 통해서도 응급상황을 인식할 수 있도록 하였다. 욕실내에서는 20회 실험 중 10회는 기울기 센서 착용에 의한 실험과 10회는 영상 정보에 의한 응급상황 인식 실험을 하였다.

4. 실험결과

본 논문에서는 HMM 학습 및 인식을 통해 걷는 동작, 바닥에 앉는 동작, 소파에 앉는 동작, 눕는 동작, 기절 동작을 판단할 수 있도록 하였다. 각 동작별로 40회씩 총 200회 동작을 수행하여 실험한 결과 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터를 결합하여 학습하고 인식했을 때, 인식률의 향상을 가져올 수 있었다. 즉, 영상에서는 움직이는 객체에 매핑 된 타원의 가로와 세로 크기의 변화, 가로와 세로의 비율(Ratio)의 변화를 특징 벡터로 하였고, 기울기 센서에서는 x, y, z 3축의 기울기 값의 변화량을 특징 벡터로 하여 영상과 기울기 센서를 각각 학습하고 인식 실험을 했을 때 보다 두 종류의 특징 벡터를 결합하여 인식했을 경우 인식률이 높게 나타났다. 또한 다양한 조명의 변화에도 적응적 배경 모델을 통해 움직이는 객체를 강건하게 검출할 수 있어서 높은 인식률을 유지할 수 있었다.

4.1 동작별 인식 결과

학습과 인식에 사용된 데이터는 5동작을 총 10회 반복한 동작 데이터 중 9개의 데이터는 학습 데이터로 사용되었으며, 1개의 데이터는 인식 실험 데이터로 사용하였다. 이와 같은 방법으로 학습 데이터와 인식 데이터를 서로 바꾸어 가면서 총 10회의 인식 실험을 수행하였다. 영상 내 움직이는 객체에 매핑된 타원의 가로와 세로 크기의 변화, 가로와 세로의 비율(Ratio)의 변화를 특징 벡터로 이용하였고 기울기 센서에서는 x, y, z축의 기울기 값의 변화량으로 특징 벡터를 구성하여 학습과 인식 실험한 결과를 분석하였다. 여기에서 영상의 특징 벡터인 가로와 세로 크기의 변화값을 기본 특징 벡터로 하고 기본 특징 벡터에 가로와 세로의 비율이 포함된 특징 벡터를 확장된 특징 벡터로 구분하였다.

- 영상의 기본 특징 벡터 : 타원의 가로 크기, 타원의 세로 크기
- 영상의 확장된 특징 벡터 : 타원의 가로, 타원의 세로, 가로와 세로의 비율

다음 그림 6은 연속적으로 입력된 어안 영상으로부터 적응적 배경모델을 생성하고 배경모델과의 차 영상을 통해 전경 영상을 생성한 뒤 이를 투시 영상으로 변환하여 전경 영상을 타원으로 매핑한 결과의 화면이다.

다음 그림 7은 영상에서의 '기절'동작과 '눅기'동작에서 가로와 세로 크기의 변화를 나타내고 있다. '눅기'동작에서는 동작의 변화가 나타날 때 완만한 기울기를 표시하고 있으나 '기절'동작에서는 기울기의 변화가 크게 나타남을 알 수 있다.

먼저 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡

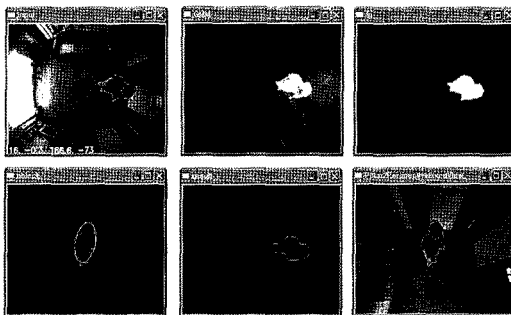


그림 6. 어안영상과 투시영상에서의 타원 매핑

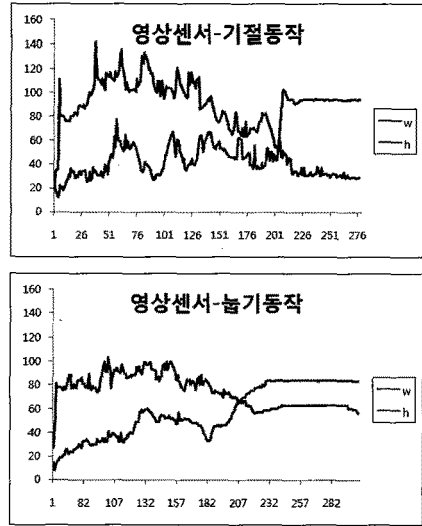


그림 7. 동작에 따른 가로와 세로의 크기 변화

터를 각각 학습과 인식 실험을 하였다. 영상내에서는 입력된 어안렌즈 영상인 경우와 이를 변환 시킨 투시 영상인 경우로 세분화 시켜 인식률의 변화를 비교 분석하였다. 또한 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터를 결합하여 단일 스트림으로 HMM에 의해 학습하고 인식 실험을 하였다. 이 실험에서도 입력된 어안렌즈 영상과 변환된 투시 영상으로 구분하였고 특징 벡터의 결합에서도 영상에서의 기본 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터의 결합, 영상에서의 확장된 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터의 결합으로 구분하여 학습과 인식 실험을 하였다. 다음 표 2와 표 3은 HMM 학습과 인식 실험을 한 특징 벡터의 구성 내용이다.

아울러 영상의 전처리 과정에서 그림자 제거의 여부에 따라 인식률의 변화를 비교하기 위해 위 영상 실험에서의 8가지 경우에 대하여 그림자를 제거하지 않고 각각 학습과 인식 실험을 하였다.

표 2. 영상과 기울기 센서 각각의 학습-인식의 실험 구성

		구 분		표 기
단 독	영상	어안	F-WH	F : Fish-eye lens 영상 P : Perspective 영상 W : Width, H : Height R : Ratio
		어안	F-WHR	
		투시	P-WH	
		투시	P-WHR	
	센서	센서	xyz	

표 3. 영상과 기울기 센서를 결합한 학습-인식의 실험 구성

구분		표기			
결합	영상 + 센서	어안	MF-WHxyz	F : Fish-eye lens 영상	P : Perspective 영상 W : Width, H : Height R : Ratio M : Merged
		어안	MF-WHRxyz	P : Perspective 영상	
		투시	MP-WHxyz	W : Width, H : Height	
		투시	MP-WHRxyz	R : Ratio	

(1) 어안 영상과 투시 영상의 인식을 비교

다음 표 4는 어안 영상과 투시 영상의 인식을 비교한 것이다. 각각의 영상에서 특징 벡터를 타원의 가로와 세로의 변화량을 학습하고 인식한 결과와 가로와 세로의 변화량과 가로 세로의 비율을 학습하고 인식한 결과를 보이고 있다. 여기에서 어안영상WH보다 투시영상WH에서 인식률의 향상을 보이고 있으나 어안영상WHR에서의 인식률은 투시영상WH과 동일하게 나타났다. 그러나 투시영상WHR에서는 크게 향상된 인식률을 보이고 있다. 이는 어안 영상보다는 투시 영상에서의 인식률이 향상됨과 확장된 특징벡터가 인식률의 향상을 가져오는 것을 알 수 있다.

다음 표 5, 표 6, 표 7, 표 8, 표 9는 인식의 성능 분석을 위하여 표 4의 인식 결과에 대한 confusion matrix를 나타낸 것이다.

표 5와 표 6의 결과에서 살펴보면 어안 영상에서의 '기절'동작에 대한 잘못된 인식이 투시 영상으로 변환시킴으로써 '기절'동작의 인식률의 향상을 가져왔으나, '눅기', '바닥에 앉기', '소파에 앉기'동작에 대

표 4. 어안 영상과 투시 영상 및 센서의 인식을 비교

구분	어안영상 FWH	투시영상 PWH	어안영상 FWHR	투시영상 PWHR	센서 xyz
단독 인식	73%	79%	79%	84%	84%

표 5. 어안 영상의 기본 특징벡터에 대한 Confusion Matrix

인식 \ 인식대상	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	34	0	0	0	8
눅 기	0	18	10	2	0
바닥에 앉기	0	10	28	0	2
소파에 앉기	0	10	0	38	2
걸 기	6	2	2	0	28

표 6. 투시 영상의 기본 특징벡터에 대한 Confusion Matrix

인식 \ 인식대상	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	40	6	0	0	0
눅 기	0	20	10	2	2
바닥에 앉기	0	10	26	0	0
소파에 앉기	0	4	2	38	4
걸 기	0	0	2	0	34

표 7. 어안 영상의 확장 특징벡터에 대한 Confusion Matrix

인식 \ 인식대상	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	40	6	0	0	0
눅 기	0	20	10	2	2
바닥에 앉기	0	10	26	0	0
소파에 앉기	0	4	2	38	4
걸 기	0	0	2	0	34

표 8. 투시 영상에서 확장된 특징벡터에 대한 Confusion Matrix

인식 \ 인식대상	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	40	4	0	0	0
눅 기	0	28	8	2	2
바닥에 앉기	0	6	28	2	0
소파에 앉기	0	2	2	36	2
걸 기	0	0	2	0	36

표 9. 기울기 센서의 Confusion Matrix

인식 \ 인식대상	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	40	4	0	0	0
눅 기	0	32	0	4	0
바닥에 앉기	0	4	28	4	4
소파에 앉기	0	0	12	32	0
걸 기	0	0	0	0	36

해서는 잘못 인식되는 오인식률을 크게 줄이지 못하고 있다.

다음 표 9는 기울기 센서의 단독의 학습과 인식을 한 결과에 대한 confusion matrix를 나타낸 것이다. 위의 결과에서 보듯이 기울기 센서의 인식이 '눅

기’, ‘바닥에 앉기’ 동작에서 영상의 인식률보다 높게 나타나고 있다. 이는 영상에서 획득된 움직이는 객체를 매핑한 타원의 가로와 세로의 특징벡터 변화량이 크게 변화 않을 경우에는 오인식 되는 경우가 생기게 되지만 기울기 센서의 3축의 값의 변화량이 다른 동작간의 특징벡터의 변화량에서 큰 차이가 있음을 알 수 있다.

(2) 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터의 결합

다음 표 10은 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터를 결합하여 학습하고 인식한 결과를 보이고 있다. 여기에서 결합된 어안영상WH 보다 결합된 투시영상WH에서 인식률의 향상을 보이고 있으나 결합된 어안영상WHR에서의 인식률은 결합된 투시영상WH보다 인식률이 높게 나타났다. 그러나 결합된 투시영상WHR에서는 향상된 인식률을 보이고 있다. 이는 어안 영상보다는 투시 영상에서의 인식률이 향상됨과 확장된 특징벡터가 인식률의 향상을 가져오는 것을 알 수 있다. 또한 영상과 기울기 센서의 각각의 특징벡터로 인식한 경우보다 영상과 기울기 센서의 특징 벡터를 결합한 경우가 인식률의 향상을 가져오는 것을 알 수 있다.

다음 표 11, 표 12, 표 13, 표 14는 인식의 성능 분석을 위하여 표 10의 인식 결과에 대한 confusion matrix를 나타낸 것이다.

다음 그림 8은 영상과 기울기 센서 단독으로 인식할 때와 영상과 기울기 센서의 특징벡터의 결합에

표 10. 영상과 기울기 센서의 결합에 따른 인식률 비교

구분	어안영상 MFWHxyz	투시영상 MPWHxyz	어안영상 MFWHRxyz	투시영상 MPWHRxyz
인식	84%	89%	90%	91%

표 11. 어안영상FWH와 기울기센서의 결합에 대한 Confusion Matrix

인식대상 \ 인식	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	38	4	2	0	2
눅 기	2	30	14	0	0
바닥에 앉기	0	4	22	0	0
소파에 앉기	0	2	0	40	0
걸 기	0	0	2	0	38

표 12. 어안영상FWHR과 기울기센서의 결합에 대한 Confusion Matrix

인식대상 \ 인식	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	38	2	2	0	2
눅 기	2	32	4	0	0
바닥에 앉기	0	4	32	0	0
소파에 앉기	0	2	0	40	0
걸 기	0	0	2	0	38

표 13. 투시영상PWH와 기울기센서의 결합에 대한 Confusion Matrix

인식대상 \ 인식	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	40	6	0	0	0
눅 기	0	20	10	2	2
바닥에 앉기	0	10	26	0	0
소파에 앉기	0	4	2	38	4
걸 기	0	0	2	0	34

표 14. 투시영상PWHR과 기울기센서의 결합에 대한 Confusion Matrix

인식대상 \ 인식	기 절	눅 기	바닥에 앉기	소파에 앉기	걸 기
기 절	38	2	0	0	0
눅 기	2	34	2	0	2
바닥에 앉기	0	4	32	0	0
소파에 앉기	0	0	4	40	0
걸 기	0	0	2	0	38

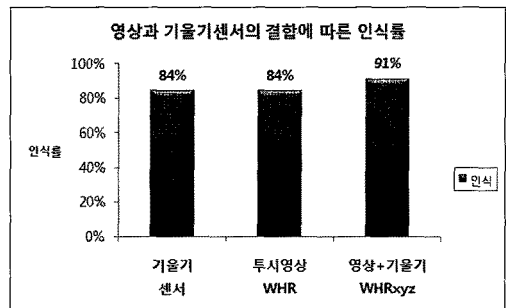


그림 8. 특징벡터의 결합에 따른 인식률 비교

의한 인식률을 비교해 놓은 것이다. 아래의 실험결과에서 보듯이 영상과 기울기 센서 각각으로 인식률 보다는 투시 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징

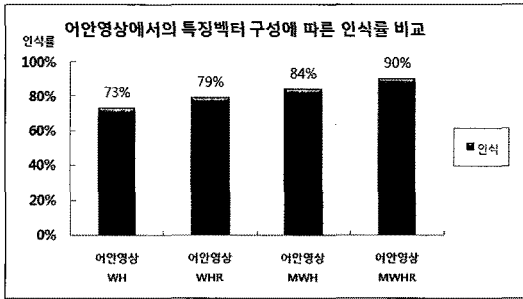


그림 9. 어안영상에서의 특징벡터 구성에 따른 인식률 비교

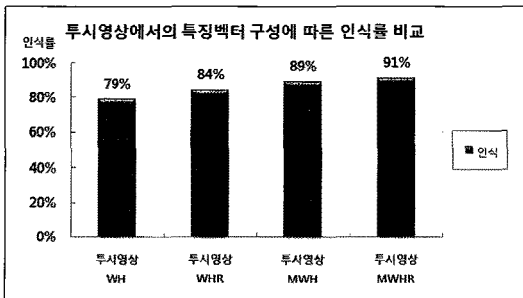


그림 10. 투시영상에서의 특징벡터 구성에 따른 인식률 비교

벡터가 결합된 경우가 전체적인 인식률을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다. 영상의 단독 인식률은 영상에서의 인식률이 높게 나타난 투시영상WHR을 이용하여 비교 하였다.

다음 그림 9와 그림 10은 어안 영상과 투시 영상으로 나누어서 인식률을 분석한 것이다.

위의 실험결과에서 보듯이 입력 영상인 어안 영상을 그대로 사용하여 움직이는 객체를 타원으로 매핑하여 특징 벡터를 추출하는 것보다 투시 영상으로 변환시켜서 객체에 대하여 특징 벡터를 추출하여 인식하는 것이 어안 영상보다는 투시 영상에서 몸의 형태 변화가 더 분명하게 나타나기 때문에 전체적인 인식률의 향상을 가져올 수 있다.

(3) 영상의 전처리 과정에서 그림자 제거의 유무에 따른 인식률 실험

연속된 입력 영상 내에 움직이는 객체가 나타나면 해당 픽셀은 배경과 차이가 나게 되어 전경 픽셀로 분류되어 전경 영상을 생성할 수 있으나, 전경 픽셀로 분류된 영역에는 객체와 그 객체의 그림자가 포함되어 있다. 움직이는 객체의 형태 인식으로 동작을 인식하는데 있어서 그림자 영역이 포함되는 여부에

표 15. 그림자 제거 여부에 따른 인식률의 변화

구 분		그림자 제거 안함	그림자 제거 함
단독	어안WH	69%	73%
	어안WHR	72%	79%
	투시WH	73%	79%
	투시WHR	78%	84%
결합	어안MWHxyz	80%	84%
	어안MWHRxyz	86%	90%
	투시MWHxyz	85%	89%
	투시MWHRxyz	85%	91%

따라 인식률의 차이를 비교 분석해 보았다. 다음 표 15는 영상의 특징 벡터와 기울기 센서의 특징 벡터를 결합하여 학습하고 인식한 결과를 보이고 있다.

전체적으로 그림자를 제거하지 않고 인식실험을 한 결과가 그림자 제거를 한 경우와 비교해 봤을 때 현저하게 인식률이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 10회의 학습과 인식 실험을 하면서 인식률이 현저히 떨어지는 동작에 대한 영상 프레임을 살펴본 결과 움직이는 객체 영역에 그림자 영역이 포함이 되어서 타원이 매핑되어 가로와 세로 크기의 변화량이 동작에 따라 크게 다르지 않았다. 또한 바닥과 벽에 그림자가 생성될 경우에는 타원이 매핑이 객체 이상으로 크게 확장되어 동작 인식의 특징 벡터로는 의미를 갖을 수 없는 프레임도 존재했다.

(4) 조명 변화에 따른 동작 인식률 실험

조명의 변화에 따라 강건한 인식률의 실험을 위해 영상 데이터 획득을 3가지로 구분하여 실험하였다. 맑은 날 오전10시경과 오후 2시~3시경으로 나누고 비가 약하게 오는 날 오후 2~3시경에 실험하였으며 저녁 8시경에 실험 데이터를 획득하였다. 외부로부터 유입되는 자연광에 의한 오전과 오후의 인식률의 차이 및 맑은 날과 흐린 날의 차이, 밤과 낮의 영상에 대해서는 자연광과 조명에 의한 인식률의 차이를 비교하였다.

맑은날 오전에는 창문으로부터 유입되는 자연광이 거실내로 짧게 들어오기 때문에 그림자가 움직이는 객체에 짧게 나타나지만 오후에는 유입되는 자연광이 깊게 거실내로 들어오기 때문에 객체에 나타나는 그림자로 길게 나타나는 현상이 있었다. 그러나

그림자 제거 기법에 의해 객체를 추출하고 타원을 매핑하는 것에는 큰 문제가 되지 않았고 인식률에도 영향을 미치지 않았다.

비가 오는 흐린 날의 오후에는 맑은 날에 비하여 바깥으로부터 유입되는 자연광이 없어서 획득된 영상이 다소 어둡게 보였다. 그러나 맑은 날 획득된 특징 벡터의 변화량과 비교했을 때 급격한 데이터의 흐름은 보이지 않았으며 맑은 날 보다 다소 안정적인 특징도 있었다. 또한 저녁 시간대에는 천정의 조명이 바닥에 반사되는 특징이 있었으나 영상의 획득이나 객체의 추출, 타원의 매핑과정에서나 동작의 인식 과정에는 문제의 요인이 되지 못했다.

(5) 욕실에서의 영상 센서와 기울기 센서의 상호 보완

욕실내에서의 영상 센서를 통한 데이터 획득은 어렵기 때문에 욕실에서는 기울기 센서를 착용한 상태에서 10번, 착용하지 않은 상태에서 10번의 기절동작을 실시하였다. 기울기 센서를 착용하지 않고 동작을 인식하는 것은 영상 센서를 통해 인식하는 것이다. 이는 욕실에 들어간 후 정해진 시간 이내에 욕실 밖으로 나오지 않으면 응급 상황으로 인지하도록 하였다. 욕실에서 기울기 센서를 착용한 경우의 기절 동작 10번을 기울기 센서가 모두 정확하게 인식하였고 기울기 센서를 착용하지 않은 경우에도 기절 동작 10번에 대하여 영상 정보로부터 모두 정확하게 인식할 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 실내에 설치된 카메라로부터 수집된 영상 데이터를 통해 일련의 영상처리 방법을 사용하여 움직이는 객체 영역을 추출하고 독거인의 몸에 착용한 기울기 센서의 3축의 측정 데이터를 특징 벡터로 이용하여 HMM 학습 및 인식을 통해 걷는 동작, 바닥에 앉는 동작, 소파에 앉는 동작, 눕는 동작, 기절 동작을 판단할 수 있도록 하였다.

기절 동작 인식에 있어서 잘못된 인식은 아주 중대한 문제를 일으킬 수 있는데, 센서 기반 방법이나 카메라 기반 방법 모두 오류를 완전히 없게 하는 데에는 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 기울기 센서, 카메라 센서를 함께 사용함으로써 인식 오류가 없는 바

이모달 기반 기절 동작 인식 시스템을 제안한다.

영상 내에 정의 되어 있는 공간 정보를 구분하여 위치 변화까지 판단할 수 있도록 하였다. 이렇게 사용자의 영상 정보와 기울기 센서 정보를 통합한 바이모달 정보에 의해 인식된 결과에 따라 응급상황을 결정할 수 있도록 하였다.

사용자가 맥내 공간인 거실에서 기절하거나 본인이 응급 상황임을 감지하고 이를 알리고자 할 때 또는 욕실에 들어간 후 응급상황이 발생하여 욕실 밖으로 나오지 못했을 때 이를 응급상황으로 인식하고 처리하는 시스템이다. 이러한 응급 상황을 인식하고 처리하기 위해 영상 처리부와 착용형 기울기 센서부가 이를 감지하여 바이모달 통합 인식부에 이를 알리고 인식부에서는 응급상황으로 판별할 수 있도록 하였다.

영상 내에서 사용자의 실시간 추적을 위하여 사람의 몸의 형태를 가장 잘 감싸는 타원으로 매핑하여 움직이는 객체 영역의 형태를 단순화 하였다. 적용적 배경 모델을 이용함으로써 조명 변화에 견고하도록 했으며 컬러 모델 변환과 평균 밝기 보정을 통하여 보다 견고한 사람 검출 및 추적이 가능하도록 하였다. 또한 입력된 어안 렌즈 영상을 몸의 형태 변화가 더 분명하게 나타나는 투시 영상으로 변환하여 객체에 매핑 된 타원의 크기 변화, 위치 변화, 이동 속도 정보 등을 획득 할 수 있었다. 타원의 형태 변화를 특징 벡터로 이용하여 HMM을 통한 동작의 학습과 동작 인식을 할 수 있도록 하였다.

또한 기울기 센서에서는 사람의 움직임에 따라 획득된 3축의 기울기 값을 정규화 과정을 통해 잡음을 제거하고 이를 영상 데이터와 시간적 동기화를 할 수 있도록 하였다. 이렇게 획득된 특징 벡터를 통해 HMM을 기반으로 동작의 학습과 동작 인식을 할 수 있도록 하였다. 기울기 센서의 특징 벡터와 영상에서의 특징 벡터의 결합하여 학습과 인식 실험을 하였을 때, 각각의 특징 벡터를 학습하고 인식했을 때보다 안정적이며 향상 된 인식률을 획득 할 수 있었다. 또한 낮과 밤, 맑은 날과 흐린 날, 시간대의 변화를 통해 다양한 조명의 변화에 따른 인식 실험했을 때에도 적용적 배경 모델을 통해 움직이는 객체를 강건하게 검출할 수 있어서 높은 인식률을 유지할 수 있었다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 방법은 바이모달 정보를 이용하여 상호 보완적인 역할을 하여 응급 상황을

인식할 수 있도록 하였다.

현재 시스템은 범용 PC 환경에서 구현되어 있는데, 독거인의택내에 응급 호출만을 위하여 PC를 24시간 운용하는 것은 현실적으로 어려울 수 있다, 따라서 향후에는 본 시스템을 저가의 임베디드 시스템에 구현하여 설치 및 사용이 용이하도록 하며 사용자 친화적인 생활 주변 물건과의 결합도 필요하다고 본다.

참 고 문 헌

- [1] I. Korhonen, J. Parkka, and M.V. Gils, "Health Monitoring in the Home of the Future," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pp. 66-73, 2003.
- [2] A. Fitzgibbon, M. Pilu, and R.B. Fisher, "Direct least square fitting of ellipses," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, No.5, pp. 476-480, 1999.
- [3] S. Zimmermann and D. Kuban, "A video pan/tilt/magnify/rotate system with no moving parts," Proceedings of IEEE/AIA Digital Avionics Systems Conference, pp. 523-531, 1992.
- [4] M.J. Gibson, R.O. Andres, B. Isaacs, T. Radebaugh, and J. Worm-Petersen, "The prevention of falls in later life : A report of the Kellogg International Work Group on the Prevention of Falls by the Elderly," *Danish Medical Bulletin*, 34 Supplement 4:1-24, 1987.
- [5] J. Kimel and J. Lundell, "Long-term Deployments of Pervasive Technology into the Homes of Older Adults," *Interactions*, Vol. 14, No.4, pp. 38-41, 2007.
- [6] H. Nait-Charif and S. McKenna, "Activity summarisation and fall detection in a supportive home environment," In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition(ICPR), Vol. 4, pp. 323-326, 2004.
- [7] S.-G. Miaou, P.-H. Sung, and C.-Y. Huang, "A Customized Human Fall Detection System Using Omni-Camera Images and Personal Information," Proc. of Distributed Diagnosis and Home Healthcare(D2H2) Conference, pp. 39-42, 2006.
- [8] M.-L. Wang, C.-C. Huang and H.-Y. Lin, "An Intelligent Surveillance System Based on an Omnidirectional Vision Senso," IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, pp. 1-6, 2006.
- [9] 소인미, 한대경, 강선경, 김영운, 정성태, "어안 렌즈 카메라를 이용한 기절동작 인식," 한국컴퓨터정보학회논문지, Vol.13, No.4, pp. 97-103, 2008.
- [10] 김영운, 강선경, 소인미, 한대경, 김윤진, 정성태, "멀티모달 정보를 이용한 응급상황 인식 시스템", 대한전자공학회 하계학술대회논문집, Vol.31, No.1, pp. 757-758, 2008.
- [11] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 246-252, 1999.
- [12] R. Crane, *A simplified approach to image processing*, Prentice Hall, 1997.
- [13] I. Pitas, *Digital Image Processing schemes and Application*, New York, John Wiley and Sons Inc., 2000.
- [14] A. Fitzgibbon, M. Pilu, and R.B. Fisher, "Direct least square fitting of ellipses," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, No.5, pp. 476-480, 1999.
- [15] S. Zimmermann and D. Kuban, "A video pan/tilt/magnify/rotate system with no moving parts," Proceedings of IEEE/AIA Digital Avionics Systems Conference, pp. 523-531, 1992.



소 인 미

1994년 2월 원광대학교 컴퓨터공
학과(공학사)
2002년 8월 원광대학교 정보컴퓨
터교육전공(교육학석사)
2009년 2월 원광대학교 컴퓨터공
학과(공학박사)

관심분야 : 영상인식, 컴퓨터 비전, 영상처리



정 성 태

1987년 2월 서울대학교 컴퓨터공
학과(공학사)
1989년 2월 서울대학교 컴퓨터공
학과(공학석사)
1994년 8월 서울대학교 컴퓨터공
학과(공학박사)
1995년 3월~현재 원광대학교 컴
퓨터공학과의교수

관심분야 : 영상인식, 영상처리, 컴퓨터 그래픽스