

논문 2013-50-8-28

은닉 마르코프 모델을 이용한 동영상 기반 낙상 인식 알고리즘 (Video Based Fall Detection Algorithm Using Hidden Markov Model)

김 남 호*, 유 윤 섭**

(Nam Ho Kim and Yun Seop Yu[Ⓞ])

요 약

동영상에서 추출한 변수값을 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model; HMM)에 적용한 새로운 낙상 인식 알고리즘을 제안한다. 개인간 낙상 양식의 차이나 유사 낙상을 실제 낙상과 구분하기 위한 기계 학습 방법으로 HMM알고리즘을 사용하였다. 비디오의 낙상 특징 변수를 얻기 위해 동영상의 광류를 구한 후 이를 주성분 분석 방식에 적용하여 움직임을 정량화하였다. 주성분 분석으로 얻어진 전체 움직임 벡터의 각도, 장단축의 비, 속도등의 조합으로 새로운 여러 종류의 낙상 특징 변수를 정의한 후 이를 HMM에 적용하여 결과를 비교, 분석하였다. 이들 변수들 중에 각도에 의해 얻어진 변수가 가장 좋은 결과를 보여 본 실험에서 91.5%의 민감도(성공 감지율)와 88.01%의 특이도(실패 감지율)를 나타내었다.

Abstract

A newly developed fall detection algorithm using the HMM (Hidden Markov Model) extracted from the video is introduced. To distinguish between the fall from personal difference fall pattern or the normal activities of daily living (ADL), HMM machine learning algorithm is used. For getting fall feature vector of video, the motion vector from the optical flow is applied to the PCA (Principal Component Analysis). The combination of the angle, ratio of long-short axis, velocity from results of PCA make the new fall feature parameters. These parameters were applied to the HMM and the results were compared and analyzed. Among the newly proposed various kinds of fall parameters, the angle of movement showed the best results. The results show that this parameter can distinguish various types of fall from ADLs with 91.5% sensitivity and 88.01% specificity.

Keywords : fall detection, optical flow, PCA, Hidden Markov Model, fall feature parameters.

I. 서 론

노인과 환자를 위한 자동 낙상 감지 시스템에 대한

연구가 활발하다^[1-5]. 이와 같은 낙상 감지 시스템에 사용되는 방법은 크게 3축 가속도 센서, 각속도 센서, 영상을 이용하는 방법, 부가적으로 소리를 이용하는 방법 등이 있다. 낙상을 조심해야하는 환자나 노인들이 대부분 건망증이 있거나 신체 사용이 불편한 경우가 많기 때문에 무언가를 신체에 부착한다는 사실을 망각하기 쉽다. 이러한 문제점을 회피하기 위해 영상을 통한 낙상 감지 방법에 대한 연구가 활발하다^[6-9]. 동영상에서 사람의 모양을 추출하여 얻은 바운딩 박스의 가로와 세로의 비를 이용하여 시간상에서 가로와 세로의 비의 변화 값을 웨이브렛 변환한 후 HMM을 이용하여 걷기, 앉기, 넘어지기 값으로 분류한 연구도 발표되었다^[6]. 이

* 정회원, 동양미래대학교 소프트웨어정보학과
(Dongyang Mirae University)

** 정회원, 한경대학교 전기전자제어공학과
(Hankyong National University)

※ 본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터(GRRC) 사업의 일환으로 수행하였음[(GRRC한경2011-B03), 물류센터관리를위한저전력사물통신및네트워크기술 연구].

Ⓞ Corresponding Author(E-mail: ysyu@hknu.ac.kr)

접수일자: 2013년6월12일, 수정완료일: 2013년7월25일

방법은 낙상한 경우와 갑자기 앉는 경우가 구분되기 어렵기 때문에 오디오 정보도 이용하였다. 일반 카메라가 그냥 방을 비치고 있는 경우에는 물체에 의해 사람이 가려지는 부분이 있고 영상에 잡히지 않는 사각 지대가 발생하기 때문에 이를 방지하기 위해 천정에 전체를 볼 수 있는 옴니 카메라를 설치하여 문제를 해결하려는 시도들이 있다. 이와 같은 방법은 낙상 상황과 눕거나 앉는 경우와 잘 구분이 되지 않는 문제가 있다. 이 문제 해결을 위해 침대나 소파와 같은 영역을 비활성 지역(inactive zone)으로 정의하고 활성 지역(normal zone)과 구분하여 비활성 지역에서 발생하는 동작은 낙상과 무관하다는 전제로 이 문제를 해결하려하였다^[7]. 이와 같은 옴니 카메라방법은 영상이 심하게 왜곡되기 때문에 shape로 구분하는데 문제가 있고 카메라 단가가 상대적으로 비싸다는 문제가 있다. 적외선 센서를 이용하여 신경망으로 동작을 인식하여 낙상을 구분하려는 연구도 발표되었다^[9]. 이 방법도 앉는 동작과 낙상을 구분하지 못하는 문제가 발생하였다.

본 논문에서는 특수한 카메라를 사용하지 않고 저가의 단안용(monocular) 카메라를 이용하며 연산량이 크지 않은 새로운 낙상 인식 방법을 제안한다. 기존의 영상을 이용한 낙상 인식 방법은 대부분 영상에서 배경을 제외한 사람의 영역을 추출하여 이 영역의 윤곽선으로 낙상을 감지하려하였다. 이와 같은 방법은 카메라나 조명등에 영향을 많이 받으며 윤곽선만으로 낙상을 구분하기 쉽지 않은 단점이 있다. 본 논문에서는 사람 모양을 추출하지 않고 영상의 전체적인 광류(optical flow)를 이용하여 움직임을 추적하고 주성분 분석을 통해 이를 정량화하여 HMM의 입력 변수값들로 사용하여 학습한 후 낙상을 판단하는 새로운 방법을 제시한다. 광류를 PCA를 통해 정량화하여 벡터로 표현하게 되면 시간의 흐름에 따라 움직임이 벡터로 표현되는 시계열 데이터로 표현된다. 이와 같은 특성의 파라미터를 인식하는 가장 일반적이고 효과적인 방법중 하나가 HMM이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 전체 알고리즘에 대해 설명한다. III장에서는 본 논문에서 제시한 방법에 의해 얻어진 결과를 보여준다. IV장에서는 실험결과를 통해 얻어진 결론에 대해 설명한다.

II. 본 론

1. 낙상 인식 알고리즘 개요

그림 1은 본 논문에서 사용한 영상 인식 알고리즘의 전체적인 흐름도이다. 먼저 동영상을 획득하여 두 영상 간의 차영상을 추출한다. 이 차 영상내에서 추적에 사용할 특징점(코너)들을 추출한다. 이 코너들을 대상으로 동영상의 움직임 벡터를 추출한다. 이 움직임 벡터에 대해 주성분분석을 사용하여 고유값, 고유벡터를 추출한다. 이 값들은 인체의 움직임의 세기와 기울기를 나타내는 것이라 할 수 있다. 이 변수값들을 HMM의 입력값으로 사용하여 7가지 행동 모델을 낙상과 일상 생활로 훈련시키고 낙상을 인식한다.

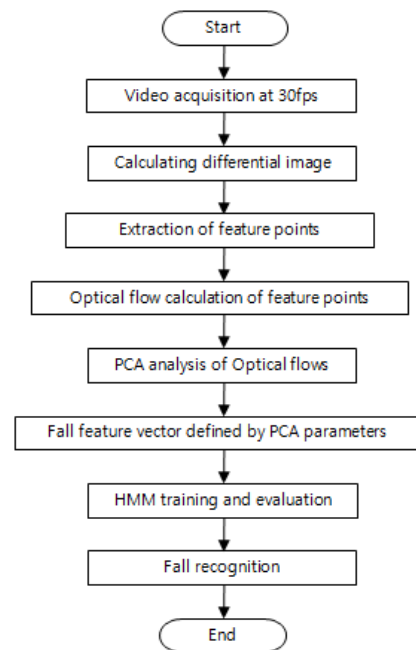


그림 1. 영상 낙상 인식 시스템의 주요 흐름
Fig. 1. Flow chart of video fall recognition system.

2. 영상 기반 낙상 특징 변수값들 추출

영상 기반 낙상 인식을 위해 HMM의 입력값으로 사용할 낙상 특징 변수를 추출하는 방법을 설명한다. 이 특징 변수는 낙상 움직임을 잘 표현할 수 있어야 한다. 이를 위해 다음과 같은 과정을 거친다.

가. 추적을 위한 코너 추출

영상의 모든 픽셀의 광류를 추출하는 방법은 계산량이 굉장히 크며 효율적이지 않다. 움직임이 있는 특정

한 위치에 몇 개의 코너들을 추출하여 이 위치에 대해서만 광류를 추출한다. 이 코너 추출을 위해 Shi와 Tomashi방식^[10]을 사용하였다. 여기서 코너를 추출할 입력 영상으로 차 영상을 이용한다. 차 영상을 이용하게 되면 움직임이 없는 영역은 제거가 되기 때문에 움직임이 없는 코너를 제거하는 효과가 있다. 계산량이 줄어들 뿐만 아니라 움직임이 있는 영역만을 사용하기 때문에 정확한 추적이 가능하다.

나. 광류 추출

광류를 추출하는 방식은 희소 광류(sparse optical flow) 방식과 밀집 광류(dense optical flow)방식의 2가지로 크게 나눌 수 있다. 본 논문에서는 희소 광류방식인 피라미드 루카스 카나데 방식^[11]을 사용한다. OpenCV의 cvCalcOpticalFlowPyrLK()이라는 함수를 통해 피라미드 LK방식을 사용하였다.

다. 주성분 분석

추출된 광류를 대상으로 주성분 분석을 한다. 주성분 분석은 데이터 집합을 분석하는 기법 가운데 하나이다. 데이터를 한 개의 축으로 사상시켰을 때 그 분산이 가장 커지는 축이 첫 번째 축이 되고 그와 직교하는 축이 두 번째 축이 된다. 주성분 분석을 통해 움직임 벡터의 고유값과 고유 벡터를 구할 수 있는데 이를 이용하여 움직임 벡터의 중심점, 기울기, 장단축의 비를 구하여 전체적인 분포를 타원형으로 표현할 수 있다.

그림 2는 앞으로 낙상 할 때의 광류를 주성분 분석하여 타원형으로 나타낸 그림이다.

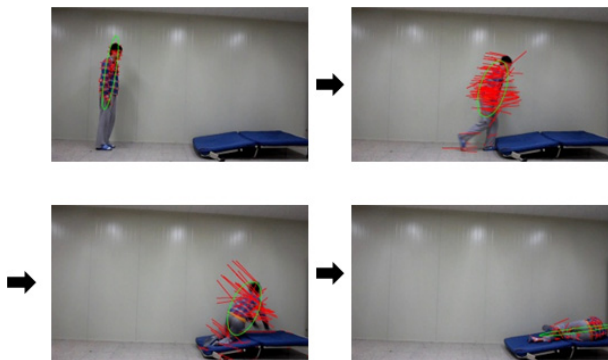


그림 2. 앞으로 낙상시의 광류
Fig. 2. optical flow during the forward fall.

라. 낙상 특징 변수값 추출

주성분 분석을 통해 그림 3과 같이 가로를 x축으로 하고 세로를 y축이라 할 때 평균값 m , 고유값 λ , 고유 벡터 u 을 얻을 수 있고 이를 이용하여 장단축의 비 r , 각도 θ 등을 구할 수 있다.

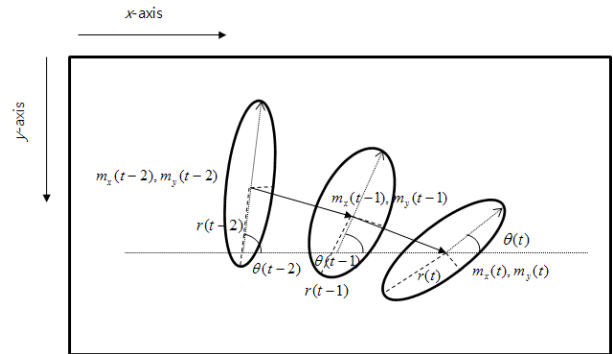


그림 3. 시간의 흐름에 따른 주성분 분석값들의 표기
Fig. 3. Notation of PCA parameter according to time.

이를 이용하여 다음과 같은 변수값들을 얻을 수 있다.

$$V_{\theta}(t) = \frac{u_{xx}}{u_{xy}} \times 180 \times \pi \tag{1}$$

시간 t 에 대한 타원의 기울기는 식(1)과 같이 고유 벡터 값으로 x 축에 대해 기울 정도를 계산할 수 있다.

$$V_{SVM}(t) = \sqrt{(m_x(t) - m_x(t-1))^2 + (m_y(t) - m_y(t-1))^2} \tag{2}$$

$m_x(t), m_y(t)$ 은 시간 t 에 평균벡터 좌표값이기 때문에 식(2)와 같이 나타내면 속도의 절대 크기를 표현할 수 있다. 즉, 움직임량을 정량화하기 위한 변수값인 video based SVM(Sum Vector Magnitude)라 할 수 있다.

$$v_x(t) = m_x(t) - m_x(t-1), v_y(t) = m_y(t) - m_y(t-1) \tag{3}$$

식 (3)은 각 x, y 축의 속도를 나타낸다.

$$V_{DSVM}(t) = \sqrt{(v_x(t) - v_x(t-1))^2 + (v_y(t) - v_y(t-1))^2} \tag{4}$$

이를 다시 식(4)와 같이 표현하면 가속도의 절대 크기를 표현하는 DSVM(Differential Sum Vector Magnitude)라 할 수 있다. 이를 다시 $V_{\theta}(t)$ 와 결합하

여 식 (5)와 같이 표현할 수 있다.

$$V_{GSVM}(t) = \left(\frac{90 - V_{\theta}(t)}{90}\right) * V_{SVM}(t) \quad (5)$$

이와 같이 표현하면 기울어진 각도에 대해 속도의 크기를 곱하기 때문에 속도의 크기가 크고 x축으로 평행하게 기울어진 경우 큰 값을 가지게 된다. 여기서 $V_{\theta}(t)$ 는 x축이 지면과 평행하다고 할 때 중력방향과 일치하기 때문에 gravity weighted SVM이라 정의한다.

$$V_{GDSVM}(t) = \left(\frac{90 - V_{\theta}(t)}{90}\right) * V_{DSVM}(t) \quad (6)$$

식(6)은 가속도의 크기가 크고 x축으로 평행하게 기울어진 경우 큰 값을 가지게 된다. 이와 더불어 여기에 장단축의 비 $V_r(t)$ 를 다음 식 (7)와 같이 정의할 수 있다.

$$V_r(t) = \frac{\lambda_2(t)}{\lambda_1(t)} \quad (7)$$

여기서 $\lambda_1(t)$ 는 시간 t일 때 고유값중 큰 값이고 $\lambda_2(t)$ 은 고유값중 작은 값을 의미한다.

4. 은닉 마르코프 모델의 적용

이와 같은 변수값을 입력값으로하여 HMM을 이용하여 낙상을 인식한다. 영상에서 사용한 행동 모델은 다음과 같다. ADL이라는 일상 생활은 그냥 서 있기, 걷기, 계단 오르기, 앉아 있기, 뛰기, 침대에 눕기로 분류하고 낙상도 앞으로 넘어지기, 옆으로 넘어지기, 뒤로 넘어지기도 분류하였다.

- ADL-A : 걷기
- ADL-B : 뛰기
- ADL-C : 제자리에서 점프
- ADL-D : 침대에 눕기
- FALL-A : 앞으로 넘어지는 경우
- FALL-B : 옆으로 넘어지는 경우
- FALL-C : 뒤로 넘어지는 경우

HMM은 확률 밀도 함수를 정의하는 방법에 따라 2가지로 분류할 수 있다. 신호를 양자화하여 이산 밀도 함수로 표현하는 이산 밀도 은닉 마르코프 모델

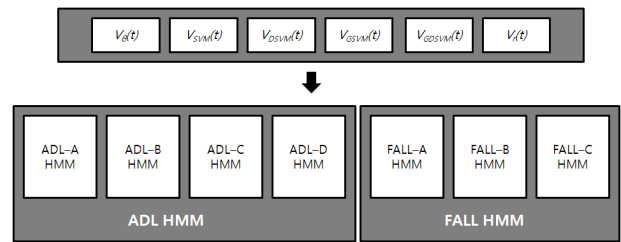


그림 4. HMM에 사용된 변수값과 행동 모델
Fig. 4. Behavior models and parameters used in HMM,

(Discrete HMM)과 가우시안 밀도 함수로 표현하는 연속 은닉 마르코프 모델(Continuous HMM)이 있다. 이산 밀도 은닉 마르코프 모델의 경우에 양자화로 인한 에러가 발생할 경우 인식률이 떨어질 수 있는 반면 구현이 간단하기 때문에 코드의 양이 작아지는 장점이 있고 연속 은닉 마르코프 모델은 정확한 반면 구현할 코드의 양이 상대적으로 많다. 본 논문에서는 메모리량이 적은 임베디드 시스템환경에서 수행이 가능하도록 코드량이 적은 이산 밀도 은닉 마르코프모델을 사용하였다.

그림 4와 같이 7가지 동작별로 영상데이터를 6가지 변수값으로 변환한 후에 각 7가지 행동에 대한 HMM 모델을 훈련시켰다. 어떤 변수값으로 훈련시켰을 때에 가장 7가지 행동이 잘 구분되는지를 평가 확률 값을 비교하여 알 수 있었다.

III. 낙상 인식과 실험 결과

1. 영상 데이터의 취득 및 실험 환경

영상 데이터는 총 8명에게서 VGA급(640×480)영상을 30fps의 속도로 일반 디지털 카메라를 통해서 취득, 저장하였다. 대상자는 여성 2명과 남성 6명으로 구성되었다. 앞장에서 설명되었듯 7개의 행동모델로 취득하였으며 5초 동안의 영상을 각 행동에 대해 20개씩 취득하였다. 각 행동 모델에 대해 각각 160개의 샘플을 취득하였으며 일상 생활이 4가지이므로 640개, 낙상이 3가지이므로 480개의 5초 길이의 비디오 데이터를 취득하였다. 카메라의 위치는 지상에서 약 0.7m 높이에 설치하였고 대상과 카메라와의 거리는 약5m로 촬영하였다. 실험에 사용한 소프트웨어 환경은 윈도우 XP상에서 Visual Studio 2008 환경과 OpenCV 2.2를 이용하였다.

2. 은닉 마르코프 모델의 훈련과 평가

위에서 취득한 각 행동별 160개의 샘플 중 한 실험자 당 2개씩 16개를 훈련에 사용하였고 160개 모두를 평가 하는데 사용하였다. HMM의 입력 값은 3축 가속도 센서에서 취득한 값인 $V_{SVM}(t)$, $V_{DSVM}(t)$, $V_{GSVM}(t)$, $V_{GDSVM}(t)$, $V_{\theta}(t)$, $V_r(t)$ 를 각각 훈련과 평가에 사용하였다. 7가지 행동에 대해 각 HMM 모델을 훈련시켜 평가를 실시하였다.

3. 낙상 인식 결과

타 연구와 비교하기 위해 먼저 본 논문의 환경과 흡사한 단안용 카메라를 사용한 연구의 성공률을 알아본다. 사람의 모양을 추출하여 얻은 바운딩 박스의 가로, 세로비를 이용하여 시간상에서 가로, 세로비의 변화 값을 웨이브렛 변환으로 변환 후 HMM(Hidden Markov Model)을 이용한 T'reyin의 연구^[6]는 86%의 성공률을 가졌고 Motion History Image를 사용하여 움직임을 수식화하고 배경에서 사람을 추출한 후 사람의 형태를 타원형으로 모델링한 Rougier의 연구^[8]는 약 88%의 성공률을 가진다. 단안용 카메라를 이용한 방법으로 Nait-Charif의 연구는 약 96%의 성공률을 얻었다^[7]. 그리고 Lee은 사람의 형태와 2차원속도로 낙상을 인식하였다^[17]. 이와 같은 방법으로 69%의 성공률을 얻었다. 앞에서 정의한 6가지 낙상 특징 변수값에 대해 HMM을 적용하여 낙상을 인식하는 정도를 나타내는 민감도와 특이도를 도출하였다.

표 1에서와 같이 여러 낙상 특징 변수값들중 $V_{\theta}(t)$ 가 가장 정확한 결과를 나타내어 91.5%의 민감도와 88.01%의 특이도를 얻을 수 있었다. 영상을 이용한 낙상 인식을 카메라의 종류나 위치, 취득된 영상의 화질 등에 많은 영향을 받기 때문에 정확한 비교는 어려우나 많이 표1과 같이 단안용 카메라를 이용한 연구는 약 88%정도의 성공률을 보였다. 이에 비해 본 논문은 약간 높은 성공률을 보인다고 할 수 있다.

표 1. 영상 기반 낙상 인식 실험 결과
Table 1. Video-based fall recognition experiment results.

	$V_{\theta}(t)$	$V_{SVM}(t)$	$V_{DSVM}(t)$	$V_{GSVM}(t)$	$V_{GDSVM}(t)$	$V_r(t)$
sensitivity	91.50%	77.10%	73.70%	87.77%	81.06%	76.64%
specificity	88.01%	71.92%	66.09%	82.24%	75.21%	62.43%

IV. 결 론

비디오를 이용한 새로운 낙상 인식 알고리즘을 제안하였다. 단안용 카메라를 사용한 방법들은 대부분 배경에서 사람의 실루엣을 분리하여 이 모양으로 낙상을 인식하는 방법을 사용하였다. 하지만 이와 같은 방법은 배경에서 사람을 분리할 때 카메라나 조명이나 장애물에 의한 영향등을 많이 받기 때문에 오차가 커진다. 본 논문에서는 대상을 분리하지 않고 전체적인 움직임을 나타내는 광류를 이용한 낙상 인식 알고리즘을 제안한다. 주성분 분석 방법을 통해 값을 간략화하고 낙상의 특징을 반영한 6종류의 변수값들로 정의하였다. 이 변수값은 시계열 데이터의 한 종류이기 때문에 HMM인식방법을 사용하기 좋은 데이터이다. 이들 6가지 변수값들중 $V_{\theta}(t)$ 가 가장 뛰어난 결과를 보였다. 그 이유는 주성분 분석 방법이 타원의 장단축에 대한 오차보다 기울기에 대한 오차가 적기 때문으로 분석된다. 운동량을 나타내는 $V_{SVM}(t)$ 이나 $V_{DSVM}(t)$ 등은 영상에서 중심 좌표의 이동인데 640×480 해상도 안에서는 큰 차이로 나타나지 않았다. 비디오를 이용한 방법인 광류 추출 자체가 조명이나 외부 변수에 많은 영향을 받기 때문에 상대적으로 많은 오차를 가지는 것으로 생각된다. 향후 연구과제로 실생활에서 사용할 때의 문제점을 연구할 필요가 있다. CCTV와 같이 실제로 설치된 감시용 카메라는 대부분 손이 잘 닿지 않는 높은 위치에서 넓은 시야로 사물을 관찰하게 되는데 이에 대한 대비가 필요하다. 그리고 영상 전체에서 대상체가 차지할 수 있는 크기에 대한 고려도 필요하다. 광류 추적을 위한 특징점의 개수를 고정해 놓고 실험하였으나 실제 영상에선 사람이 차지할 수 있는 크기가 다양하기 때문에 이에 대한 연구도 필요하다. 한 영상에 여러 사람이나 대상이 움직일 때 이를 서로 분리할 수 있는 알고리즘도 필요하다. 반려 동물과 같은 대상체가 낙상 인식에 방해가 되지 않도록 연구가 필요하다.

REFERENCES

[1] B. Kaluža, M. Luštrek, "Fall detection and activity recognition methods for the confidence project: a survey," in Proc. of the 12th International Multiconference Information Society 2008, vol. A, pp. 22 - 25, 2008.

- [2] M. Popescu, Y. Li, M. Skubic, M. Rantz, "An Acoustic Fall Detector System that Uses Sound Height Information to Reduce the False Alarm Rate," in Proc. of 30th Int. IEEE EMBS Conf., pp. 4628-4631, Vancouver, BC, Aug. 20-24, 2008.
- [3] A. K. Bourke, C. N. Scanail, K. M. Culhane, J. V. O'Brien, and G. M. Lyons. "An optimum accelerometer configuration and simple algorithm for accurately detecting falls." in Pro. of the 24th IASTED international Conference on Biomedical Engineering, pp. 156-160, Innsbruck, Austria, Feb. 15-17, 2006.
- [4] M. Kangas, A. Konttila, P. Lindgren, I. Winblad, T. Jamsa. "Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers." Gait & Posture, Vol. 28, issue 2, pp. 285-291, 2008.
- [5] D. J. Willis. Ambulation Monitoring and Fall Detection System using Dynamic Belief Networks. PhD Thesis. School of Computer Science and Software Engineering, Monash University, 2000.
- [6] B. Toreyin, Y. Dedeoglu, and A. C. etin. "Hmm based falling person detection using both audio and video", In Proceedings of IEEE International Workshop on Human-Computer Interaction, Beijing, China, 2005.
- [7] H. Nait-Charif and S. McKenna, "Activity summarization 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.
- [8] C. Rougier, J. Meunier, A. Arnaud, and J. Rousseau. "Fall detection from human shape and motion history using video surveillance", In Proceeding of IEEE Advanced Information Networking and Applications Workshops, vol. 2, pp. 875-880, 2007.
- [9] A. Sixsmith and N. Johnson, "A smart sensor to detect the falls of the elderly", IEEE Pervasive Computing, vol. 3, no. 2, pp. 42-47, April-June 2004.
- [10] Jianbo Shi and Carlo Tomasi, "Good Features To Track", In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR94), pp.593-600, June 1994.
- [11] Gary Bradski and Adrian Kaehler, "Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library", pp.329-332, O'REILLY, 2009.

— 저 자 소 개 —



김 남 호(정회원)

1996년 2월 고려대학교
전자공학과 (공학사)
1998년 2월 고려대학교
전자공학과 (공학석사)
2013년 2월 한경대학교 바이오
정보기술전문대학원 신호
처리전공 (공학 박사)

2013년 3월~현재 동양미래대학교 소프트웨어
정보학과 조교수

<주관심분야 : 신호처리, 임베디드 시스템, 파일
시스템, USN>



유 윤 섭(정회원)

1995년 8월 고려대학교 전자공학과
(공학사)
1997년 8월 고려대학교 일반대학원
전자공학과 (공학석사)
2001년 8월 고려대학교 일반대학원
전자공학과 (공학박사)

2001년 9월~2002년 10월 미국 NIST
초청연구원

2002년10월~현재 한경대학교 전기전자제어
공학과 부교수

<주관심분야 : 반도체 소자 및 회로 설계, 고령친
화 IT 기술>