



모션 히스토리 영상 및 기울기 방향성 히스토그램과 적출 모델을 사용한 깊이 정보 기반의 연속적인 사람 행동 인식 시스템

Depth-Based Recognition System for Continuous Human Action Using Motion History Image and Histogram of Oriented Gradient with Spotter Model

음혁민* · 이희진** · 윤창용***†

Hyukmin Eum, Heejin Lee, and Changyong Yoon†

*LG전자 ADAS카메라팀, **한경대학교 전기전자제어공학과, ***수원과학대학교 전기과

*ADAS Camera Team, LG Electronics

**Department of Electrical, Electronic and Control Engineering, Hankyong National University

***Department of Electrical Engineering, Suwon Science College

요 약

본 논문은 깊이 정보를 기반으로 모션 히스토리 영상 및 기울기 방향성 히스토그램과 적출 모델을 사용하여 연속적인 사람 행동들을 인식하는 시스템을 설명하고 연속적인 행동 인식 시스템에서 인식 성능을 개선하기 위해 행동 적출을 수행하는 적출 모델을 제안한다. 본 시스템의 구성은 전처리 과정, 사람 행동 및 적출 모델링 그리고 연속적인 사람 행동 인식으로 이루어져 있다. 전처리 과정에서는 영상 분할과 시공간 템플릿 기반의 특징을 추출하기 위하여 Depth-MHI-HOG 방법을 사용하였으며, 추출된 특징들은 사람 행동 및 적출 모델링 과정을 통해 시퀀스들로 생성된다. 이 생성된 시퀀스들과 은닉 마르코프 모델을 사용하여 정의된 각각의 행동에 적합한 사람 행동 모델과 제안된 적출 모델을 생성한다. 연속적인 사람 행동 인식은 연속적인 행동 시퀀스에서 적출 모델에 의해 의미 있는 행동과 의미 없는 행동을 분할하는 행동 적출과 의미 있는 행동 시퀀스에 대한 모델의 확률 값들을 비교하여 연속적으로 사람 행동들을 인식한다. 실험 결과를 통해 제안된 모델이 연속적인 행동 인식 시스템에서 인식 성능을 효과적으로 개선하는 것을 검증한다.

키워드: 연속적인 사람 행동 인식 시스템, Depth-MHI-HOG, 은닉 마르코프 모델, 행동 적출, 적출 모델

Abstract

In this paper, recognition system for continuous human action is explained by using motion history image and histogram of oriented gradient with spotter model based on depth information, and the spotter model which performs action spotting is proposed to improve recognition performance in the recognition system. The steps of this system are composed of pre-processing, human action and spotter modeling and continuous human action recognition. In pre-processing process, Depth-MHI-HOG is used to extract space-time template-based features after image segmentation, and human action and spotter modeling generates sequence by using the extracted feature. Human action models which are appropriate for each of defined action and a proposed spotter model are created by using these generated sequences and the hidden markov model. Continuous human action recognition performs action spotting to segment meaningful action and meaningless action by the spotter model in continuous action sequence, and continuously recognizes human action comparing probability values of model for meaningful action sequence. Experimental results demonstrate that the proposed model efficiently improves recognition performance in continuous action recognition system.

Key Words : Continuous Human Action Recognition System, Depth-MHI-HOG, Hidden Markov Model, Action Spotting, Spotter Model

Received: Nov. 22, 2016

Revised : Dec. 19, 2016

Accepted: Dec. 19, 2016

† Corresponding authors

cyyoon@ssc.ac.kr

1. 서 론

사람들은 언어를 통하여 정보를 교환하기도 하고 비언어적인 행동을 이용하여 정보를 교환하기도 한다. 그래서 정보를 교환 또는 의사 표현을 하는 비언어적인 행동을 인식하기 위한 연구들이 많이 진행되고 있다. 비언어적인 행동으로는 시선, 표정, 손 제스처, 걸음걸이, 사람의 행동 등을 볼 수 있는데, 시선, 표정, 손 제스처, 걸음걸이와 같은 경우는 사람의 특정 부위의 변화를 인식하고 반면에 사람의 행동은 몸 전체의 변화를 인식한다[1, 2]. 사람의 몸은 복잡한 관절 구조를 가지고 있기 때문에 특정 부위를 인식하는 것보다 많은 문제가 발생한다. 그래서 행동 인식의 성능을 개선하고

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

발전시키는 연구가 진행되고 있다[3].

행동 인식 방법들 중에 센서 기반의 방법은 사람의 몸 관절에 센서를 부착하여 얻어진 변위 값을 기반으로 행동을 인식하였다 [4]. 이 방법은 센서나 장치들을 몸에 붙이는 과정이 복잡하고 번거로우며, 항상 같은 부위에 부착하는 것이 아니라 초기 교정이 어렵다. 반면 카메라 기반의 방법은 실험에 쓰이는 기구에 대한 부담이 없고 실험 환경이 단조롭다[3]. 이러한 이유로 본 시스템은 카메라 기반의 행동 인식을 수행한다.

본 논문은 깊이(Depth) 정보 기반의 모션 히스토리 영상(MHI)과 기울기 방향성 히스토그램(HOG)을 사용하고 연속적인 행동 인식 시스템의 인식 성능을 개선하기 위해 행동 적출을 수행하는 적출 모델을 제안한다. 이는 행동 적출 과정에서 연속적인 행동 시퀀스에서 의미 있는 행동 시퀀스와 의미 없는 행동 시퀀스를 구분하여 인식 성능을 개선한다. 이는 연속적인 제스처 인식에서도 사용되며 적출을 사용한 방법이 적출을 사용하지 않은 방법보다 높은 인식 성능을 보인다[5, 6]. 이러한 이유로 본 시스템의 행동 적출 과정은 의미 없는 행동의 시퀀스를 제거하고 의미 있는 행동의 시퀀스에서 시작점과 끝점을 찾는 것으로 볼 수 있고 인식 성능을 개선시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전체적인 시스템 구성에 대해 설명하고 3장에서는 영상 분할과 특징 추출을 위한 Depth-MHI-HOG 방법을 소개한다. 4장에서는 사람 행동 및 적출 모델링 방법을 제시하고 5장에서는 연속적인 사람 행동 인식에 대해 설명한다. 6장에서는 실험 결과 및 분석을 보인다. 마지막으로 7장에서는 본 논문의 결론을 나타낸다.

2. 전체 시스템 구성

본 논문에서 전체 시스템 구성은 그림 1과 같이 나타난다. 실내 환경에서 고정된 상태의 깊이 정보를 추출할 수 있는 카메라를 사용한다. 본 시스템은 Depth-MHI-HOG, 사람 행동과 적출 모델링, 연속적인 사람 행동 인식 3가지로 수행된다.

우선적으로 깊이 영상을 기반으로 Depth-MHI-HOG로 전처리 과정과 특징 추출한다. 추출된 특징을 통해 행동 시퀀스를 생성하고 모델링된 각각의 행동 모델들과 적출 모델에 적용하여 확률 값들을 비교한다. 확률 값들을 통해 의미 있는 행동과 의미 없는 행동을 구분한다. 이러한 구분하는 과정에서 의미 있는 행동에 대한 시퀀스의 시작점과 끝점을 찾고 행동 인식을 수행한다.

깊이 정보를 사용하는 것은 전처리 과정으로 영상 분할을 할 때 컬러 정보보다 간단하며 정확하게 전경과 배경을 분리할 수 있기 때문이다. 그리고 모션 히스토리 영상과 기울기 방향성



그림 1. 전체 시스템의 블록 다이어그램
Fig. 1. Block diagram of entire system

히스토그램을 같이 적용하는 이유는 시공간 템플릿 방법에서 전체 실루엣의 정보를 가지고 있지만 모든 픽셀을 사용하는 것보다는 국부 특징 추출을 하는 것이 유용하기 때문이다. 또한, 은닉 마르코프 모델은 시간적인 구조를 가지고 있는데 연속적인 행동이 시간적 시퀀스를 지니고 있기 때문에 연속적인 행동 인식에 유용하게 사용된다. 그리고 본 시스템에서 은닉 마르코프 모델을 기반으로 학습된 모델들의 상태 정보들에 의해 제안된 적출 모델이 생성된다. 이렇게 생성된 모델들을 가지고 연속적인 행동을 인식하게 된다.

3. Depth-MHI-HOG

3.1 영상 분할

깊이 정보기반의 영상 분할 과정은 본 시스템에서 전경을 추출하고 배경을 제거하기 위해 배경 분리를 사용한다[7]. 배경 영상과 깊이 영상의 차 영상을 얻은 후 임계치를 통해 이진 영상을 생성한다. 그리고 남아 있는 노이즈들을 제거하기 위해 미디언 필터를 사용한다.

깊이 정보를 사용하는 장점은 컬러 정보보다 배경 분리가 간단하며 정확하다. 왜냐하면 사람의 옷은 다양한 색깔을 가지고 있으며 컬러 정보는 배경과 비슷한 색깔일 경우 배경 분리가 어렵고 사람의 정보가 지워질 수 있다.

본 시스템은 고정 환경에서 이루어지기 때문에 미리 저장된 배경 영상과 입력 영상의 차를 통해 차 영상을 얻는다. 그리고 나서 2가지의 임계치를 정해서 배경을 분리하고 전경을 찾아낸다.

3.2 행동 묘사

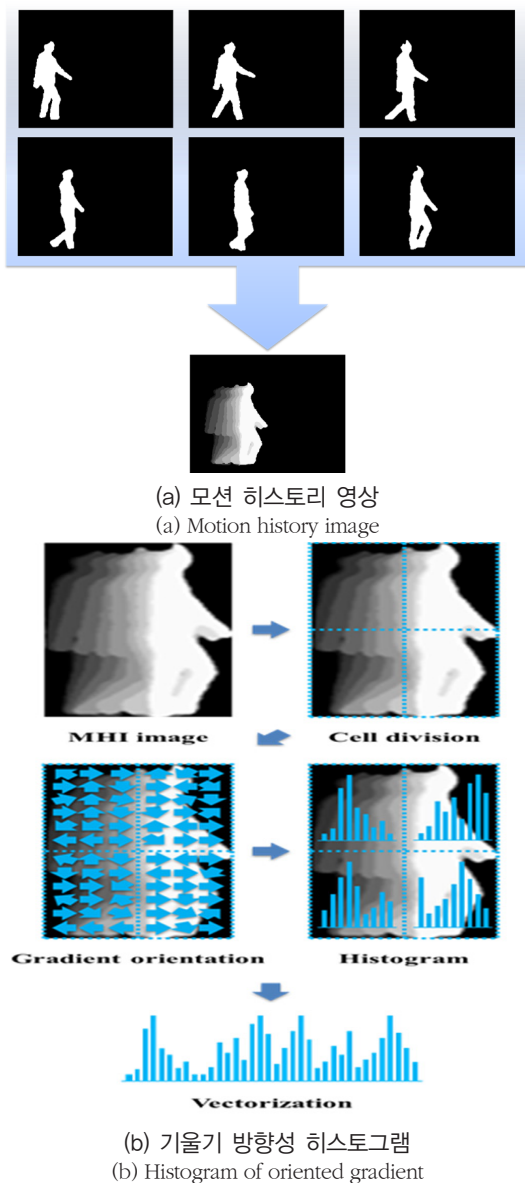


그림 2. 걷는 행동에 대한 모션 히스토리 영상과 기울기 방향성 히스토그램 과정

Fig. 2. MHI and HOG process for walk action

전경을 찾고 나서 사람의 행동에 대한 특징을 추출하기 위해 행동을 묘사한다. 본 시스템은 그림 2과 같이 모션 히스토리 영상과 기울기 방향성 히스토그램을 사용하여 사람의 행동을 묘사하게 된다 [8, 9]. 사람의 행동은 사람 검출, 얼굴 인식, 포즈 인식처럼 단 하나의 영상에서 나타나는 것이 아니라 연속적으로 이루어지기 때문에 이전 영상들의 정보들을 필요로 한다. 그래서 행동을 인식하기 위해 모션 히스토리 영상 방법을 통해 연이은 영상의 정보들을 사용하여 템플릿을 생성한다.

이 방법은 이전 정보들의 중요도를 표현하게 된다. 왜냐하면 이전 정보들 중에도 중요한 것과 덜 중요한 것이 있듯이 시간이 지날수록 중요도가 떨어지는 것은 점점 지워지고 사용하지 않게 되기

때문이다. 그림 2과 같이 왼쪽에서 오른쪽으로 걷을 때 처음에 있던 정보들이 시간이 갈수록 점점 중요도가 떨어지게 되는데 그것을 값을 줄이면서 나타낼 수 있고 모션 히스토리 영상에서 그림자가 생기는 것처럼 보인다. 이 방법은 다음의 식 (1)을 사용하게 된다.

$$H(t) = \begin{cases} \tau & \text{if } B(t) = 1 \\ \max(0, H(t-1) - \delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서, $B(t)$ 는 이진 영상이고 $H(t)$ 와 $H(t-1)$ 는 각각 현재 모션 히스토리 영상과 이전 모션 히스토리 영상이다. 그리고 τ 는 가장 높은 중요도 값이고 δ 는 중요도의 감쇠 계수이다.

이진 영상에서 픽셀 값이 1이면 가장 높은 중요도 값으로 표현되고 반대로 픽셀 값이 0이면 이전 모션 히스토리 영상의 픽셀 값에 감쇠 계수를 적용한 후 0과 비교하여 높은 값을 선택한다. 그래서 영상의 픽셀들 중에 사람의 행동이 나타나지 않으면 0으로 표현된다. 이렇게 얻어진 모션 히스토리 영상을 기반으로 기울기 방향성 히스토그램을 사용하여 그림 2과 같이 특징을 추출하게 된다.

기울기 방향성 히스토그램 방법은 먼저 입력받은 영상의 기울기 값을 계산한다[10, 11]. 이는 영상이 주어졌을 때 1차원 중심점 이산 미분마스크를 수평방향과 수직방향으로 적용하여 기울기의 크기와 방향을 계산한다. 그리고 나서 나누어진 셀들의 히스토그램을 계산하게 된다. 셀 내에 각각의 픽셀 값은 앞선 기울기 계산을 통해 기울기의 방향이 연산되고 이 값들은 빈 수로 설정된 각각의 방향 히스토그램 대역들에 퍼지게 된다. 본 논문에서는 모션 히스토리 영상을 입력을 받아서 $4(2 \times 2)$ 개의 셀로 나누고 9개의 빈을 설정하여 특징으로 추출하게 되기 때문에 36차원의 벡터를 생성한다. 이렇게 얻어진 벡터들을 기반으로 모델링을 수행하게 된다.

4. 사람 행동 및 적출 모델링

4.1 특징 클러스터링

사람 행동 모델들은 행동 시퀀스를 기반으로 은닉 마르코프 모델을 통해 모델링된다[12]. 이전 단계에서 얻어지는 특징을 행동 시퀀스로 변경시키는 과정이 필요한데 이 과정이 특징 클러스터링이다.

특징 클러스터링에서는 행동 시퀀스를 얻기 위해 Depth-MHI-HOG를 통해 얻어지는 각각의 특징 벡터들을 그룹화한다. 본 시스템에서는 클러스터링 방법 중에 k-means 클러스터링을 사용한다[13]. 이 방법은 특징 벡터들 사이의 거리를 기반으로 각각의 그룹들로 나누게 된다. 시간에 따라 연속적으로 들어오는 특징 벡터를 그룹 번호로 변경시켜 행동의 시퀀스를 얻게 된다.

4.2 사람 행동 모델

은닉 마르코프 모델은 일반적으로 Ergodic한 모델과 좌우 모델의 2가지 형태의 구조로 나뉜다. 사람의 행동은 시간적인 시퀀스를 고려해야하기 때문에 좌우 모델의 형태가 적합하다.

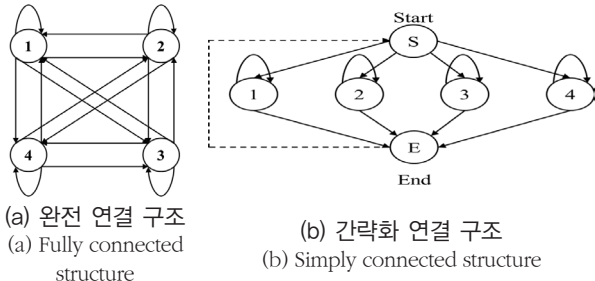


그림 3. Ergodic 모델의 구조
Fig. 3. Ergodic model structure

본 시스템은 Baum-Welch 알고리즘을 사용하여 모델을 학습하고 Viterbi 알고리즘으로 모델의 우도 값을 평가한다. 그리고 상태의 개수를 미리 정의된 개수까지 증가시키면서 우도 값들 중에 최대치를 갖는 모델을 선택한다. 그러므로 모든 행동 모델의 상태의 수는 같지 않고 상태의 수는 행동의 복잡도에 따라 상태의 수가 증가할 수 있다.

4.3 적출 모델

적출 모델은 은닉 마르코프 모델의 내재적 구분 속성을 통해 만드는데 모델의 구조는 Ergodic한 형태를 가진다. 이는 핵심 행동을 포함하는 모든 행동을 표현할 수 있어야하기 때문이다. Ergodic 모델은 각 상태가 모든 상태에서부터 1번의 전이에 의해 도달할 수 있는 완전 연결 구조로서 참조 모델의 부 패턴을 이용한 모든 조합 결과에 대해서도 잘 매칭되도록 구성하는데 유용하다.

본 논문에서는 완전 연결구조 보다 단순화된 모델을 위해 그림 3와 같이 연결 구조를 간략화한 모델의 구조를 사용한다. 시작과 끝 상태들을 빈 상태로 생성하고 이는 관측 확률은 없고 시작 상태에서 숫자 상태로 전이 확률은 숫자 상태의 개수에 따라 변하는데 균등하게 나눈 값을 사용한다. 끝 상태에서 시작 상태로 전이 확률은 항상 바로 전이 할 수 있게 1이다. 숫자 상태는 모든 행동 모델들의 상태들의 확률에 의해 생성되는데 관측 확률과 자체 전이 확률은 같다. 숫자에서 끝 상태로 전이 확률은 1에서 자체 전이 확률 값을 뺀 값을 사용한다.

5. 연속적인 사람 행동 인식

연속적인 사람 행동 인식 과정은 그림 4와 같이 나타난다. 의미

없는 행동과 의미 있는 행동을 구분하고 나서 인식하는 것이다. 이 때 의미 있는 행동의 시작점과 끝점을 검출한다.

먼저 각각의 행동 모델과 적출 모델에 행동 시퀀스를 적용하여 우도 값을 계산하고 비교하게 된다. 만약 적출 모델이 행동 모델들보다 높은 우도 값을 갖는다면 의미 있는 행동의 시작점이

$$P(X|\lambda_{action}) > P(X|\lambda_{spotter}) \quad (2)$$

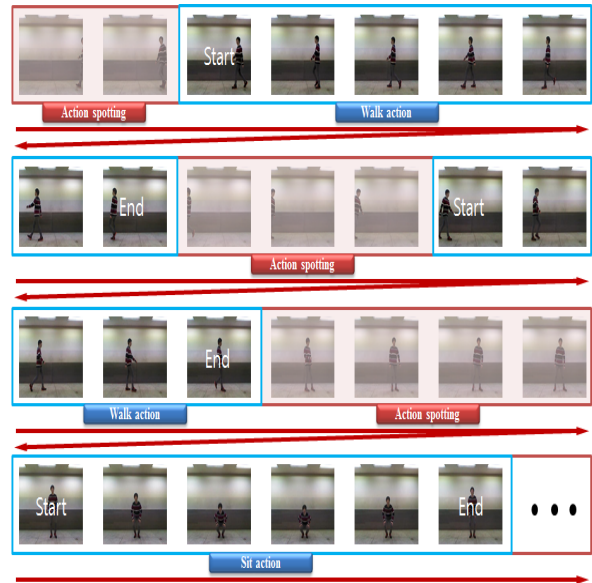


그림 4. 연속적인 사람 행동 인식 과정
Fig. 4. Continuous human action recognition process

표 1. 의미 있는 행동의 시작점과 끝점 검출 알고리즘
Table 1. Algorithm for detecting start and end points of meaningful action

```

For  $t = 1 : T$ 
  Step 1 : Find a temporary point ( $t_{temp}$ ) which firstly satisfies
           the precondition and check the duration ( $t_{cont}$ ) that
           consistently satisfies the precondition.
  If  $t_{cont} < D$ 
    Step 2 : Remove the temporary point and find again another
            point.
  Else if  $t_{cont} > D$ 
    Step 3 : Determine the temporary point as the start point
            ( $t_{start}$ ) and check last point which continuously
            satisfies the precondition.
  Else
    If  $t_{start} \sim = 0$ 
      Step 4 : Decide the last point as the end point ( $t_{end}$ ).
      Step 5 : Recognize the action based on a sequence from start
              point to end point and initialize all parameter of the
              start and end point detection.
    End if
  End if
End for
    
```

표 2. 행동 적출 결과
Table 2. Action spotting results

Category	Frequency	Spotting	Error
Bend action	144	143	1
Hand action	113	113	0
Kick action	188	188	0
Run action	80	80	0
Walk action	53	53	0
Sit action	190	190	0

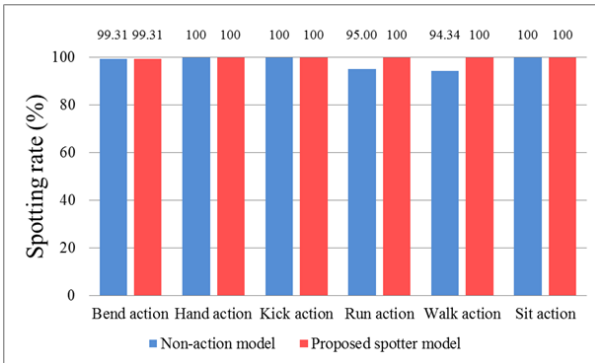


그림 5. 기존 방법과 제안된 적출 모델의 성능 비교
Fig. 5. Performance comparison of proposed spotter model and existing method

아니고 의미 없는 행동이다. 반대의 경우로 식 (2)와 같이 행동 모델들의 우도 값들 중에 1개 이상이 적출 모델의 우도 값보다 높으면 행동의 시작점이 될 수 있고 지정된 기간 이상으로 연속된다면 의미 있는 행동으로 판단하고 주시하여 의미 있는 행동의 끝점을 찾게 된다. 끝점은 적출 모델의 우도 값이 행동 모델들의 우도 값보다 높아지는 시점의 바로 전 시점이다. 이러한 의미 있는 행동의 시작점과 끝점을 찾는 과정을 표 1과 같이 알고리즘으로서 같이 나타낼 수 있다. 여기서, t 는 현재 시점, T 는 전체 시간, D 는 정의된 기간 파라미터이다. 또한, t_{emp} 는 시작점일지 모르는 임시적인 시점을 의미하고 t_{cont} 는 연속적으로 식 (2)의 전제 조건을 만족하는 기간을 의미한다. t_{start} 와 t_{end} 는 각각 검출된 시작점과 끝점이다.

이러한 과정을 통해 얻어지는 시작점과 끝점 사이의 시퀀스들을 적용하여 행동을 인식한다.

6. 시뮬레이션 및 결과

본 논문은 총 45,000개의 영상들을 통해 표 2과 같이 6가지 행동을 인식한다. 행동 적출의 결과는 1개의 오류가 발생하고 적출률은 99.87%로 나타나고 이를 토대로 행동 인식을 수행한다. 일반적으로 사용하는 기존의 방법과 비교하면 그림 5와 같이 나타난다[14]. 제안된 방법은 걷거나 뛰는 행동에서 기존의 방법보다 우수한 성능을 보인다.

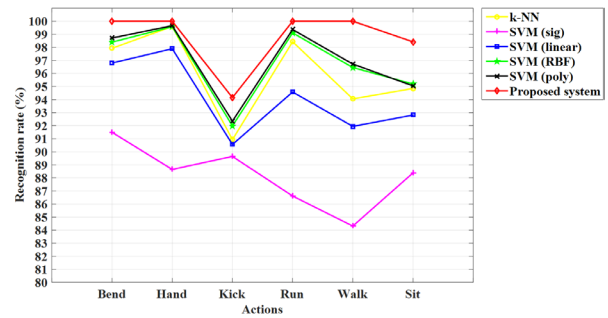


그림 6. 연속적인 사람 행동 인식 결과
Fig. 6. Recognition results of continuous human action

이렇게 적출된 결과를 통해 인식을 한 결과는 그림 6과 같이 나타난다. 그림 6은 본 시스템, k-NN, SVM을 비교한 결과이고 본 시스템과 비교된 방법들의 파라미터들은 실험적으로 가장 좋은 성능을 내는 경우로 설정하여 실험하였다[8, 15].

7. 결론 및 향후 연구

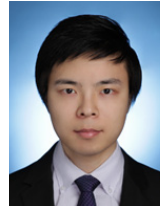
본 논문은 사람이 일상생활에서 취할 수 있는 일반적인 6가지 행동에 대해서 인식한다. Depth-MHI-HOG를 통해 배경과 전경을 분리하고 행동을 묘사한 후 제안된 적출 모델을 통해 연속적인 행동에서 의미 있는 행동과 의미 없는 행동을 구분하고 나서 행동을 인식한다. 실험 결과에서 이 방법을 통해 행동 인식의 성능을 개선하는 것을 확인하였으며 성공적인 결과를 보인다. 이는 향후에 인간-로봇 상호작용과 보안 감시 등에 적용이 가능하다.

References

- [1] Z. Ren, J. Yuan, J. Meng, and Z. Zhang, "Robust part-based hand gesture recognition using kinect sensor," *IEEE Trans. Multimed*, vol. 15, no. 5, pp. 1110-1120, 2013.
- [2] D. Cazzato, M. Leo, and C. Distanto, "An Investigation on the Feasibility of Uncalibrated and Unconstrained Gaze Tracking for Human Assistive Applications by Using Head Pose Estimation," *Sensors*, vol. 14, no. 5, pp. 8363-8379, 2014.
- [3] R. Poppe, "A survey on vision-based human action recognition," *Image and Vision computing*, vol. 28, no. 6, pp. 976-990, 2010.
- [4] O. D. Lara and M. A. Labrador, "A survey on human activity recognition using wearable sensors," *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, vol. 15, no. 3, pp. 1192-1209, 2013.

- [5] M. Elmezain, A. Al-Hamadi, and B. Michaelis, "Hand trajectory-based gesture spotting and recognition using HMM," in *Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on*, pp. 3577-3580, 2009.
- [6] M. Elmezain, A. Al-Hamadi, and B. Michaelis, "Real-time capable system for hand gesture recognition using hidden markov models in stereo color image sequences," 2008.
- [7] H. Eum, C. Yoon, H. Lee, and M. Park, "Continuous Human Action Recognition Using Depth-MHI-HOG and a Spotter Model," *Sensors*, vol. 15, no. 3, pp. 5197-5227, 2015.
- [8] H. Eum, J. Bae, C. Yoon, and E. kim, "Ship Detection Using Edge-Based Segmentation and Histogram of Oriented Gradient with Ship Size Ratio," in *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 15, no. 4, pp. 251-259, 2015.
- [9] S-J. Kim, S-W. Kim, and J-Y. Choi, "Recognizing the Direction of Action using Generalized 4D Features," in *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 24, no. 5, pp. 518-528, 2014.
- [10] Y-H. Cho, "Shape Image Recognition by Using Histogram-based Correlation," in *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 20, no. 4, pp. 548-553, 2010.
- [11] J-H. Park, and J-K. Bae, "The Improved Evolutionary Programming with Direction Vectors," in *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 10, no. 6, pp. 542-547, 2000.
- [12] K-K. Kim, J-H. Kim, and H-J. Park, "A Segmentation-Based HMM and MLP Hybrid Classifier for English Legal Word Recognition," in *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 11, no. 3, pp. 200-207, 2001.
- [13] C. Ordonez, "Clustering binary data streams with K-means," in *Proceedings of the 8th ACM SIGMOD workshop on Research issues in data mining and knowledge discovery*, San Diego, pp. 12-19, 2003.
- [14] D. Kim, J. Song, and D. Kim, "Simultaneous gesture segmentation and recognition based on forward spotting accumulative HMMs," *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 11, pp. 3012-3026, 2007.
- [15] D. Choi, S-W. Bang, M. Min, and J-H. Lee, "The Weight-based k-NN Classification Algorithm with Feature Selection," *Proceedings of Korean Institute of Intelligent Systems*, pp. 255-256, 2010.

저자 소개



음혁민(Hyukmin Eum)

2011년 : 배재대학교 전자공학과 공학사
2016년 : 연세대학교 전기전자공학과 공학박사
2016년~현재 : LG전자 선임연구원

관심분야 : 패턴인식, 기계학습, 컴퓨터 비전, 지능제어
Phone : +82-32-723-0021
E-mail : hyukmin.eum@lge.com



이희진(Heejin Lee)

1987년 : 연세대학교 전자공학과 학사
1989년 : 연세대학교 전자공학과 석사
1989년~1993년 : (주) 대우통신 연구원
1993년~1995년 : (주) 에스원 종합연구소 연구원
1998년 : 연세대학교 전자공학과 박사

1998년~현재 : 국립한경대학교 전기전자제어공학과 교수
관심분야 : 로봇틱스, 강인제어, 지능제어,
Phone : +82-31-670-5294
E-mail : lhjin@hknu.ac.kr



윤창용(Changyong Yoon)

1997년 : 연세대학교 전자공학과 공학사
1999년 : 연세대학교 전자공학과 공학석사
2010년 : 연세대학교 전기전자공학과 공학박사
1999년~2005년 : LG전자 선임연구원
2005년~2006년 : LG호텔 선임연구원

2010년~2012년 : LG디스플레이 책임연구원
2012년~현재 : 수원과학대학교 전기과 부교수
2013년~현재 : 한국지능시스템학회 이사

관심분야 : 컴퓨터비전, 얼굴인식, 지능제어, 퍼지이론
Phone : +82-31-350-2262
E-mail : cyoon@ssc.ac.kr