

3차원 가속도 데이터를 이용한 HMM 기반의 동작인식

(HMM-based Motion Recognition with 3-D Acceleration Signal)

김 상 기 [†] 박 건 혁 ^{**}
 (Sangki Kim) (Gunhyuk Park)

전 석 희 ^{**} 임 성 훈 ^{**}
 (Seokhee Jeon) (Sunghoon Yim)

한 갑 중 ^{**} 최 승 문 ^{***}
 (Gabjong Han) (Seungmoon Choi)

최 승 진 ^{****}
 (Seungjin Choi)

에는 3축 가속도 센서가 부착되어 있어 사용자의 움직임에 따라 가속도 신호를 생성 이를 블루투스 통신을 이용하여 컴퓨터로 전달한 후 분석하여 사용자의 동작을 인식한다. 입력된 가속도 신호로부터 중력 가속도를 제거한 후 동작 구간을 추출하여 이를 동작 모델에 적용 가장 높은 우도 (likelihood)를 갖는 동작으로 인식한다. 각 동작 모델은 HMM을 이용하여 학습되며 성능 향상을 위한 가중치 보정 과정과 인식 속도향상을 위한 방법을 포함한다. 제안된 방법을 3가지의 동작 집합에 적용하여 실용화가 가능한 정도의 높은 인식 결과를 얻었다.

키워드 : 동작인식, 가속도계, 은닉 마르코프 모델, 컨트롤러

Abstract In this paper we propose a motion recognition method for handheld controller. 3-D acceleration signals, generated by 3 axis accelerometer in the controller, are transmitted to the computer by Bluetooth communication. We extract motion segments from continuous acceleration signals and apply to each motion model, which is trained in training phase. Hidden Markov Model was used to model each motion. We applied proposed method to three motion sets, the recognition result was good enough to practical use.

Key words : Motion Recognition, Accelerometer, Hidden Markov Model, Controller

요 약 본 연구에서는 손에 들고 있는 컨트롤러를 이용하여 사용자의 동작을 인식하는 방법을 제안한다. 컨트롤러

1. 서 론

센서기술의 발전으로 인해 과거에는 생각할 수 없었던 여러 HCI(Human Computer Interaction) 기술이 등장하고 있다. 사용자가 컨트롤러를 들고 움직이는 동작을 인식하는 기술도 이중 하나이다. 선형 가속도계는 정해진 방향으로의 가속도를 측정하는 센서로서, 이를 컨트롤러에 장착하면 사용자가 컨트롤러를 움직이는 동작에 따라 그 움직임에 해당하는 가속도 정보를 얻어낼 수 있다. 이 가속도 신호를 분석하여 사용자의 동작을 분석하는 여러 연구들이 있었다[1-4]. Bao와 Intile은 가속도계에서 들어오는 신호를 가공하여 평균값, 에너지 등과 같은 여러 특징을 추출하여 이를 결정트리(Decision Tree)에 적용하여 인식하는 방법을 제안했다[1]. 그러나 이러한 접근은 가속도 정보가 시계열 데이터라는 점을 무시한 접근으로 한계점을 갖는다. 황금성과 조성배의 연구에서는 시계열 데이터의 인식에 적합한 HMM을 사용하여 동작의 인식을 시도하였지만 그리 높지 않은 인식 결과를 보여준다[2]. 3차원이라는 높지 않은 차원의 데이터에 대해서 양자화를 시도한 것이 주요한 원인으로 생각된다. S.-J. Cho, J.-K. Oh 등은 컨트롤러의 움직임을 복원하여 3차원 공간상의 컨트롤러의 궤적을 이용해 인식하는 방법을 제안하였다[3]. 그러나 선형가속도계로는 회전운동에 대한 정보를 얻을 수 없

· 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원 사업의 연구결과로 수행되었음(IITA-2008-C1090-0801-0045)
 · 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원 사업의 연구결과로 수행되었음(IITA-2008-C1090-0804-0002)
 · 본 연구는 한국과학재단의 국가지정연구실사업의 연구결과로 수행되었음(R0A-2008-000-20087-0)
 · 이 논문은 제35회 추계학술대회에서 'HMM 기반의 3차원 가속도 데이터를 이용한 동작인식'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 학생회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과
 ihistory@postech.ac.kr

^{**} 비 회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과
 maharaga@postech.ac.kr
 yeager@postech.ac.kr
 algorab@postech.ac.kr
 hkj84@postech.ac.kr

^{***} 비 회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
 choism@postech.ac.kr

^{****} 중신회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
 seungjin@postech.ac.kr

논문접수 : 2008년 12월 19일
 심사완료 : 2009년 2월 6일

기 때문에 추가적으로 자이로 센서를 이용해야 한다. 자이로 센서는 선형가속도계에 비하여 가격이 높고 부피가 큰 단점이 있다. 전석희, 김상기 등은 입력되는 가속도 신호로부터 동작 구간을 추출하고 이를 HMM으로 학습된 모델에 적용하는 형태의 연구를 수행하였다. 만족스러운 인식 결과를 얻었으나 인식 속도 등 여러 문제점을 보완하여 이를 본 논문에서 소개한다.

2. 시스템 구조

컨트롤러는 그림 1(a)의 구조를 가지고 있으며 구현된 결과물은 그림 1(b)와 같다. 컨트롤러는 블루투스 통신을 통하여 60Hz의 추출 속도로 컴퓨터에 3차원 가속도 신호를 보내준다. 본 논문에서는 동작인식 부분에 관련한 내용만을 다루므로 하드웨어에 관한 자세한 내용은 [4]를 참고하도록 한다.

동작인식 시스템의 전체적인 구성은 그림 2와 같다. 순차적으로 입력되는 3차원 가속도 신호로부터 중력 성분을 제외하고 이로부터 동작이 이루어지는 구간을 추출한다. 추출된 동작 구간의 가속도 신호는 학습된 동작 모델에 적용하여 각 동작에 대한 로그 우도(log likelihood)를 얻는다. 이 로그 우도에 각 동작의 가중치를 곱하여 가장 큰 값을 가지는 동작 모델에 해당하는 동작으로 추출된 동작 구간을 인식한다.

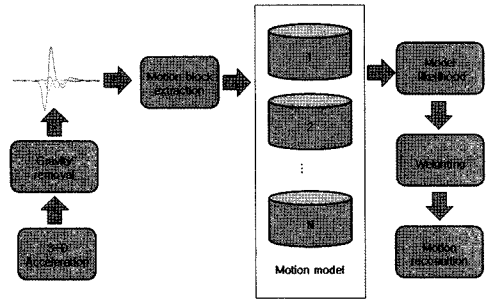
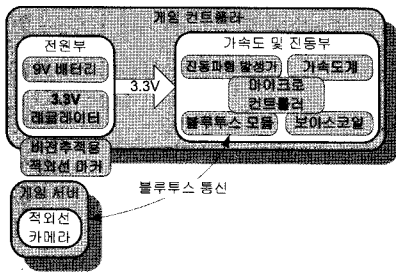


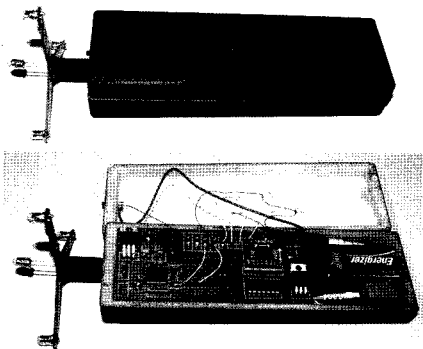
그림 2 동작인식 시스템 구조

3. 중력 가속도 제거

가속도 센서에서 나오는 신호는 센서의 움직임에 의한 가속도 이외에 중력에 의한 가속도 성분도 포함된다. 이는 중력방향에 대한 컨트롤러의 자세에 의해서 달라지는 것으로 동작영역을 추출하거나 동작을 인식하는데 방해가 될 수 있다. 따라서 본 시스템에서는 전처리 과정으로 중력에 의한 가속도 성분을 제거한다. 가속도 센서만으로 중력성분을 추출하는 것은 불가능하므로 일정 시간 동안의 가속도의 변화가 기준 이하인 경우 이를 중력에 의한 가속도 성분이라고 판단해 중력 가속도 값으로 인식한다. 실제 사람의 움직임에서 일정시간 동안 등가속도 운동을 하는 것은 불가능하므로 가정에 무리가 없다. 본 시스템에서는 1/6초간의 가속도 값의 변화가 기준 이하인 경우 중력 성분을 업데이트한다. 그림 3은 중력가속도 제거 전후의 신호를 보여준다.

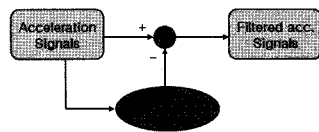


(a)

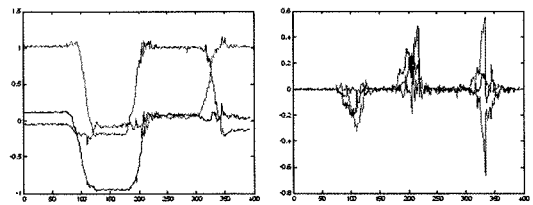


(b)

그림 1 가속도 정보를 얻기 위한 컨트롤러



(a) 중력 가속도 제거 필터



(b) 제거 전

(c) 제거 후

그림 3 중력 가속도 제거

$$\sum_{i=t-10}^{t-1} \sum_{j=1}^3 (a_j(i) - a_j(t))^2 < threshold$$

$a_i(j)$: 시간 j 에서 i 축의 가속도 값

식 (1) 시간 t 지점의 중력 가속도 업데이트 기준식

4. 동작 구간 추출

사용자가 동작을 하는 도중에는 정지 상태에 비해 큰 가속도 값과 가속도의 변화량을 갖는다. 이러한 점에 착안하여 가속도 값과 그 변화량이 큰 연속된 구간을 동작 구간이라고 본다.

$$C \sum_{i=1}^3 (a_i(t))^2 + (1-C) \sum_{i=1}^3 (a_i(t) - a_i(t-1))^2 > threshold$$

C : 가속도 변화량에 대한 가속도의 상대적인 가중치
 식 (2) 시간 t 지점의 동작영역 구분식

가속도의 값과 변화량을 동시에 고려하는 이유는 그림 5에서 살펴볼 수가 있다. 가속도 값만을 고려하면 실선 b로 나타난 지점에서와 같이 동작 중 가속도 값이 0을 통과하는 지점에서 동작영역 구분식이 작은 값을 얻게 되고 변화량만을 고려하면 점선 a로 나타난 지점과 같이 가속도 값이 최대 혹은 최소값을 가질 때 작은 값의 동작영역 구분식을 가지게 된다. 이러한 문제는 인접한 동작 구간을 합쳐주는 방법으로 어느 정도 해결이 가능하지만 그 과정에서 동작추출이 늦어지는 부작용이 발생한다. 따라서 본 시스템에서는 가속도의 값과 변화량을 동시에 고려하는 방법을 적용한다.

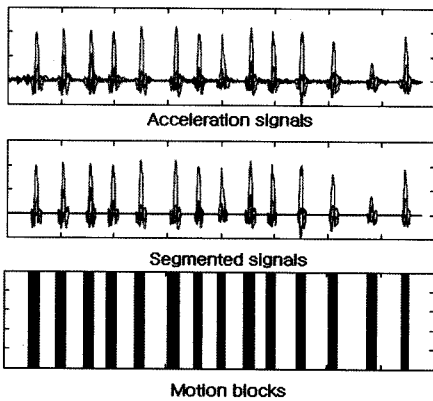


그림 4 동작 구간 추출 결과 예제

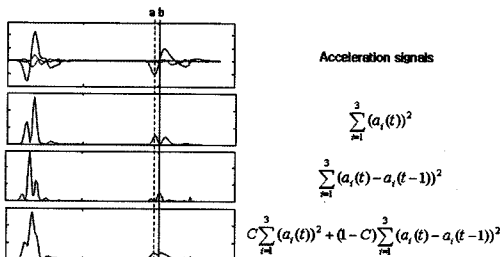


그림 5 동작 구간 추출시 가속도값과 가속도 변화량의 영향

5. 동작 모델

은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model; HMM)은 시스템이 미지의 변수를 가진 마르코프 프로세스(Markov process)일 것이라고 가정하여, 그 가정에 기초해서 관측된 변수로부터 숨겨진 변수를 추정하는 통계모델로서 시계열 데이터 분석에 널리 쓰인다[5]. 본 연구에서도 가속도 신호가 시계열 데이터임에 착안하여 HMM으로 각 동작을 모델링한다.

각 동작을 모델링하기 위해 연속밀도 은닉 마르코프 모델(Continuous HMM)을 사용한다. 각 HMM에는 15개의 은닉상태(hidden state)를 가지고 관측 확률은 제약이 없는 공분산(covariance)을 갖는 가우시안 확률 밀도 함수로 모델링한다. [3]과 같은 몇몇 연구에서는 가속도 신호를 여러 양자화 알고리즘을 통해 이산화한 후 이산밀도 은닉 마르코프 모델(Discrete HMM)을 적용하는 경우가 있는데 이는 적절하지 않은 접근방식으로 보여진다.

가속도 신호를 양자화 한 후 이산밀도 은닉 마르코프 모델을 적용하는 경우와 연속밀도 은닉 마르코프 모델을 적용하는 두 가지 방법을 고려하여 비교실험을 수행하였는데 연속밀도 은닉 마르코프 모델을 사용하는 경우가 인식성능이 높은 것을 확인할 수 있었다. 실험에 관한 자세한 내용은 6장 실험결과에서 확인할 수 있다.

일반적으로 가속도 신호에 포함되어 있는 중력 가속도 성분은 인식 성능을 떨어뜨리는 잡음으로 취급한다. 그렇지만 중력가속도가 상황에 따라서는 인식에 도움이 되는 경우도 존재한다. 그림 6은 두 가지 경우에 대한 예이다. 그림 6(a)는 컨트롤러를 상하좌우 4방향으로 움직이는 동작을 인식하는 경우로 인식에 중력 가속도 성분을 포함한 가속도 신호를 이용할 경우 같은 동작이라 하더라도 컨트롤러가 기울어진 정도에 따라 입력 신호가 달라지게 된다. 이러한 경우는 중력 가속도 성분이 잡음으로 작용하는 경우로서 이를 제거하는 것이 인식 성능 향상에 도움이 된다. 그림 6(b)는 3가지 방향으로 칼을 휘두르는 동작을 나타내는데 왼쪽부터 위에서 아래로 내려 베는 동작, 왼쪽 위에서 빗겨 내려 베는 동작, 왼쪽 아래에서 올려 베는 동작이다. 세 동작은 컨트롤러를 기준으로 뒤로 움직였다 앞으로 가고 제자리로 돌아오는 3가지 부분 동작으로 이루어져 동일하다. 즉 중력 가속도 성분을 제외할 경우 모두 비슷한 패턴의 가속도 신호를 보인다. 그러나 중력 가속도를 포함하면 중력이 컨트롤러에 작용하는 방향에 따라 입력 신호가 달라져 세 동작을 구별할 수 있게 된다. 따라서 각 동작 모델을 학습할 때 각 동작에 맞게 중력 가속도의 포함 여부를 결정해주어야 한다.

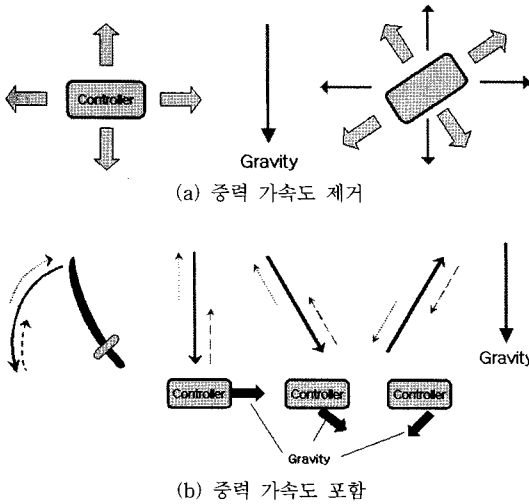


그림 6 동작에 따른 중력 가속도의 제거 유무

6. 가중치 보정

입력된 가속도 신호를 각 동작 모델에 적용하여 나온 로그 우도에 가중치를 곱하여 그 값이 가장 큰 동작으로 입력 동작을 인식한다. 이러한 보정과정은 학습이 끝난 인식 시스템을 최적화 하는데 도움이 된다. 그림 7(a)와 같이 컨트롤러를 위로 움직이는 동작과 오른쪽으로 움직이는 두 가지 동작을 인식하기 위해서 학습데이터를 만들고 학습을 마쳤다고 가정하자. 테스트 과정에서 위쪽과 오른쪽 사이의 방향으로 움직여서 인식 결과를 얻으면 그림 7(b)와 같은 형태로 나올 것이다. 대각선으로 움직인 동작이 좀더 위쪽 동작으로 인식되게 하려면 그림 7(c)와 같이 가중치를 주고 그 반대를 원하면 그림 7(d)와 같이 가중치를 주면 된다. 이와 같이 가중치를 보정해 줌으로써 비슷한 동작의 점이 영역의 인식 결과를 조절할 수 있고 결과적으로 인식 시스템 전체 성능을 향상시킬 수 있다.

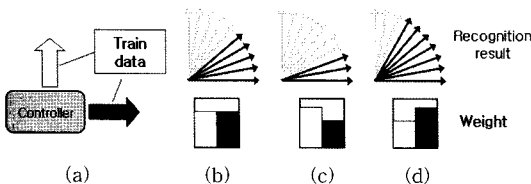


그림 7 가중치 보정

7. 인식 속도의 향상

순차적으로 들어오는 가속도 신호에서 시간 간격을 두고 연속적으로 들어오는 동작 신호를 인식하기 위해서는 동작 구간을 추출해 내고 추출한 구간 내의 가속

도 신호를 이용하여 인식을 수행하게 된다. 이는 일반적인 접근방법이지만 경우에 따라서는 사용자에게 불편함을 유발한다. 게임에서 칼을 내려 베는 동작을 생각해보자. 이는 컨트롤러를 위로 들어올렸다가 아래로 내리고 다시 제자리로 돌아오는 부분 동작으로 구성된다. 앞에서 기술한 방법으로는 컨트롤러가 제자리에 돌아와서 멈춘 후에야 동작 구간의 추출이 이루어지고 인식이 이루어진다. 이러한 경우 게임을 하는 사용자의 입장에서는 반응이 너무 느리다고 생각하게 된다. 본 시스템에서는 이를 해결하기 위해서 긴 시간 동안 이루어지는 동작의 경우에는 동작 구간 추출이 완료되기 이전에 인식을 수행한다. 이러한 접근은 각 동작의 모델이 HMM을 이용하여 구성되어 가속도 신호의 시간에 따른 변화를 모델링하기 때문에 자연스럽게 적용이 가능하다. 그림 8은 7가지의 칼을 휘두르는 동작 모델에 하나의 동작신호의 로그 우도를 계산한 결과를 보여준다. 수평축은 로그 우도 계산에 사용된 가속도 신호의 길이를 의미한다. 입력신호는 73개의 연속된 3차원 가속도값으로 약 1.2초의 길이를 가지는데 앞쪽 35개 만으로도 충분히 인식이 이루어질 수 있는 것을 보여준다. 이는 0.6초 미만의 시간으로 사용자에게는 큰 인식속도 차이를 느끼게 한다.

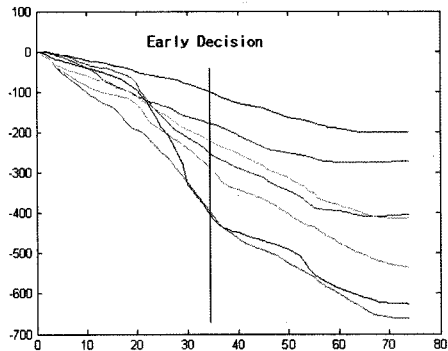


그림 8 사용된 신호의 길이에 따른 로그 우도

8. 실험결과

실험은 이산밀도 은닉 마르코프 모델과 연속밀도 은닉 마르코프 모델의 비교를 위한 실험과 제안된 인식 모델의 성능 평가 실험 두 가지로 구성된다.

이산밀도 은닉 마르코프 모델과 연속밀도 은닉 마르코프 모델은 1명의 피험자가 0부터 9까지 10개의 숫자를 쓰는 동작을 인식하는 실험으로 비교 하였다. 각 숫자에 대해서 30회 반복하여 얻은 데이터 중 20개는 학습에 쓰고 10개는 테스트에 사용하였다. 이산밀도 은닉 마르코프 모델에 적용하기 위해 가속도 신호를 5x5 크기의 자기 구성 지도(Self Organizing Map)를 이용하여 양자

표 1 은닉 마르코프 모델 비교실험결과(인식률)

	은닉상태	학습데이터	테스트데이터
이산밀도	5	98.5%	85%
	10	100%	83%
	15	100%	84%
연속밀도	5	95.5%	91%
	10	99%	98%
	15	98%	96%

확하였다. 연속밀도 마르코프 모델은 4장에서 기술한 설정으로 실험하였고 가중치 보정과정은 제외하였다.

표 1에서 보는 바와 같이 학습 데이터에 대해서는 이산밀도 은닉 마르코프 모델이 1~3% 높은 인식률을 보이지만 테스트 데이터에서는 6~15% 낮은 인식률을 보인다. 이는 양자화 과정에서 잃어버린 정보에 의한 성능 저하와 학습할 문제가 필요 이상으로 쉬워져 과적합(overfitting)이 일어나는 두 가지 요인에 의한 것으로 판단된다.

제한된 동작인식 시스템을 테스트하기 위해서 3가지 동작 집합으로 실험을 수행하였다. 첫 번째 동작집합은 3차원 테트리스를 가정하여 만든 동작 집합으로 6개의 선형이동과 6개의 회전이동을 포함한 12개의 동작으로 구성되어 있다. 선형이동은 이동하고자 하는 방향으로 컨트롤러를 움직인 다음 제자리로 돌아오는 동작이고 회전이동은 원하는 축과 방향으로 회전하여 제자리로 돌아오는 동작이다.

두 번째 동작집합은 0부터 9까지 10개의 숫자를 쓰는 동작으로 구성되어 있다. 실제 숫자를 쓰는 동작으로 0과 6의 구별을 쉽게 하기 위해서 6은 마지막을 왼쪽 아래 방향으로, 0은 왼쪽 위 방향으로 끝내도록 하였다. 이러한 제약을 주지 않을 경우 실제 움직이는 궤적상으로도 구별이 불가능한 움직임을 보이는 경우가 많았다.

세 번째 동작집합은 컨트롤러의 기능을 보여주기 위하여 만들어진 고스트 하우스라는 이름의 게임을 위한 동작 집합이다. 컨트롤러는 비전 기술을 이용한 포인팅 기능과 진동 기능을 포함하고 있으나 본 논문에서는 동작인식 부분에 관한 내용으로 자세한 내용은 [4]를 참고하도록 한다. 동작 집합은 상, 좌상, 우상, 좌, 우, 좌하, 우하의 7가지의 칼을 휘두르는 동작과 무기를 바꾸는 동작, 총을 재장전 하는 동작, 특수 명령 동작을 포함하는 10개의 동작으로 이루어져 있다. 칼을 휘두르는 동작은 실제 장검을 휘두르는 동작과 같은 움직임으로 한 것(1)과 보다 쉬운 동작으로 구성(2)한 두 가지가 있다.

각 동작 모델은 동작의 복잡한 정도에 따라 30~50개의 학습 데이터를 만들어 학습하였다. 고스트 하우스의 동작집합은 동작 구간이 36이상인 경우 35까지의 입력 신호로만 인식이 이루어지도록 하였다. 학습 데이터는 1

표 2 각 동작 집합의 인식률

		동작의 수	인식률
3차원 테트리스		12	95.21%
숫자		10	93.50%
고스트 하우스	(1)	10	84.00%
	(2)	10	95.50%

명에 의해서 만들어졌고 테스트는 학습 데이터를 만든 사람을 포함한 4명이 각 동작을 10회씩 반복하여 수행하였다. 실험 결과는 표 2와 같다.

동작 모델 학습에 한 명의 동작 데이터만을 이용한 것은 모델의 일반화 성능을 실험하기 위한 것으로 실제 시스템의 성능의 향상을 위해서는 여러 사람의 다양한 데이터를 이용하는 것이 효과적이다.

9. 결론

본 논문에서는 HMM기반의 3차원 가속도 신호를 이용한 동작인식 방법을 제안했다. 제안된 동작인식 시스템은 빠른 인식 속도를 가지며 높은 인식 성능을 보인다.

차후에는 수집한 데이터를 이용한 학습과 인식 모델 개발자의 직접적인 수정이 모두 가능한 보다 직관적인 동작 모델을 개발할 계획이다.

참고 문헌

- [1] L. Bao, S. S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data," Lecture Notes In Computer Science, Vol. 3001, pp. 1-17, 2004.
- [2] 황금성, 조성배, "자기 구성 지도와 은닉 마르코프 모델을 이용한 가속도 센서 기반 행동 인식", 한국 HCI 학회 논문집, pp. 245-250, 2008.
- [3] S.-J. Cho, J.-K. Oh et al, "MagicWand: A hand-drawn gesture input device in 3-D space with inertial sensors," Proc. International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 106-111, 2004.
- [4] 전석희, 김상기, 박건혁, 한갑중, 이상길, 최승문, 최승진, "동작인식 및 촉감제공 게임 컨트롤러", 한국 HCI 학술대회 논문집, pp. 1-6, 2008.
- [5] L. R. Rabiner, "A Tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," Proc. of the IEEE, pp. 257-286, 1989.