

논문 2008-45C1-3-16

3차원 가속 센서 및 RFID 센서를 이용한 ADL 자동 분류

(Automatic ADL Classification Using 3 Axial Accelerometers and RFID Sensor)

임 새 미*, 김 익 재**, 안 상 철**, 김 형 곤**

(Saemi Im, Ig-Jae Kim, Sang Chul Ahn, and Hyoung-Gon Kim)

요 약

본 논문은 3차원 가속 센서들과 장갑 형태로 제작한 RFID 리더기를 사용하여, 사용자의 신체 상태에 따른 동작 분석을 통해, 일상생활에서 사용자의 액티비티(Activity)를 자동으로 인식하는 새로운 방법을 제안한다. 두 개의 가속 센서로부터 획득한 움직임 정보로부터 선택 트리(Decision Tree) 방법을 통해 사용자의 5가지 자세 정보(Posture Information)를 구별하고, 손목에 장착된 가속 센서와 장갑 형태로 제작된 RFID 리더를 통해 인식한 객체와의 상호 작용을 통해서 도구를 사용하는 액티비티(Instrumental Activity)를 인식하는데 사용한다. 이를 위해, 객체 의존적인 손의 움직임을 학습에 의해 미리 5가지 카테고리 분류한 후, 해당 객체와 인식된 움직임의 일치 여부를 확인한 후, 최종적으로 사용자의 신체 상태와 액티비티를 결정한다. 실험 결과에 의하면, 제안된 계층적 움직임 분석 방법은 20가지의 일상생활 액티비티들을 인식하는데 있어서 90%이상의 정확도를 보였다.

Abstract

We propose a new method for recognizing the activities of daily living(ADL) based on the state-dependent motion analysis using 3-axial accelerometers and a glove type RFID reader. Two accelerometers are used for the classification of 5 body states based on the decision tree. Classification of the instrumental activities is performed based on the hand interaction with an object ID using an accelerometer and a RFID reader. Object-dependent hand movements are classified into 5 categories in advance and final decision combines the body state and the instrumental activities. Experiment shows that the suggested hierarchical motion analysis provides accuracy rate of over 90% for all 20 ADLs.

Keywords : ADL, 가속도 센서, RFID, 액티비티

I. 서 론

본 논문은 가속 센서와 RFID를 이용하여 사용자의

일상생활에서 일어나는 액티비티(ADL:Activity of Daily Living)를 추론하는 새로운 방법을 제안한다. ADL은 사용자의 일상생활에서의 기능적인 활동 능력을 표현하는 방법이다^[1]. 따라서 ADL을 정확히 인식하는 것은 노약자 혹은 환자와 같이 보호를 필요로 하는 사람들을 관찰하는데 있어서 매우 중요한 문제이다.

최근 들어, 각종 센서 기술의 발달에 힘입어, 사용자가 장시간동안 소형 웨어러블 센서를 장착하고, 이를 통해서 모니터링 할 수 있는 환경이 갖추어지게 되었다. 특히, ADL을 추론하는 하는 분야에선 소형의 가속 센서를 사용한 많은 연구들이 진행되고 있다.

가속 센서는 움직임에 따른 가속도 값과 중력에 의한

* 학생회원, 한국과학기술연구원 영상미디어연구센터, 과학기술연합대학원대학교 HCI 및 로봇융용공학과 (Korea Institute of Science and Technology, Dept. of HCI and Robotics, University of Science and Technology)

** 정회원, 한국과학기술연구원 영상미디어연구센터 (Korea Institute of Science and Technology)

* 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 IT 신성장동력핵심 기술 개발 사업의 일환으로 수행되었음. [2006-S032-03, 퍼스널 Life Log 기반 지능형 서비스 기술 개발]

접수일자: 2008년2월11일, 수정완료일: 2008년4월24일

가속도 값에 대해서 동시에 반응하기 때문에 사용자의 몸에 부착하여 자세 정보 및 사용자 몸의 움직임을 측정하는데 적합한 센서이다.

앞서 언급한 대로, 가속도 센서를 이용한 방법들은 다수의 연구가 진행 되었다. 그 중에서, 대표적인 방법으로는 Fixed Thresholding 분류법을 이용한 방법^[2], 패턴 매칭을 통한 분류 방법^[3] 그리고, 신경망 학습 방법에 기반한 분류 방법^[4] 등이 있다. Kiani는 선택 트리(Decision Tree) 방법을 이용하여 보다 시스템적으로 접근하였다^[5]. 트리의 각 노드는 계층 구조에서 다음 단계에 관심 대상 움직임으로 향하는 모든 가지들을 가지고 있으며, 각 노드에 있어서의 결정(decision)은 움직임의 평균, 표준 편차 등의 값을 파라미터 값에 근거를 두고 수행하였으며, 최종적으로 앞서 언급한 파라미터들을 기반으로 분류하였다. Bao와 Intille는 가속 센서 값으로부터 평균, 에너지 및 엔트로피 값을 특징 벡터로 하여 다양한 분류기(classifier)에 대해서 성능을 평가하였다. 평가 대상이 된 분류기는 다음과 같다. Decision Table, IBL, Decision Tree(DT)와 Naive Bayes 방법 등이 그것이다. 이 방법들 중에서, Bao와 Intille는 ADL을 인식하는 방법으로써, DT 방법이 가장 좋은 성능을 나타낸다는 것을 실험 결과로 보였다. 성능이 가장 나은 것으로 평가된 DT 방법을 사용했음에도 불구하고, 그들이 보여준 결과는 일상생활에서 일어날 수 있는 다양한 액티비티들에 대해서 약 80% 정도의 인식률을 보이는데 그쳤다. 이 인식률은 실험실 환경이 아닌 일반 환경에서 사용하기에는 다소 만족스럽지 못한 인식률이라고 할 수 있다.

사용자의 액티비티를 인식하는 또 다른 접근 방법으로는 사용자와 객체간의 상호작용을 인식하는 방법을 활용한 방법이 있다^[7]. 이 방법에서는 사용자의 액티비티는 주로 사용하는 객체와의 연관성이 있다는 점을 착안하여 RFID 기술을 이용하여 사용자가 잡는 물체를 자동으로 인식할 수 있도록 하며, 인식된 물체의 종류에 따라 사용자가 어떤 행동을 하고 있는지를 유추한다. 이 방법은 RFID를 사용하기 때문에 물체 인식률이 매우 높아서 정확도를 향상 시킬 수 있는 장점을 지니고 있으나, 실제로 사용자가 어떤 특정한 물체를 사용할 때, 그 물체 고유의 용도와는 상관없이 사용하는 경우에도 사용자가 사용하는 물체를 인식하는 것만으로도 특정 액티비티로 인식하는 오류를 범할 수 있다는 단점을 지니고 있다. 가령 RFID로 인식된 물체가 볼펜과 같

은 필기구였음에도 불구하고 이것을 사용자는 글씨를 쓰는 데 사용하지 않고, 방향 혹은 위치를 가리키기 위해서 사용하였다면 그 필기구의 고유 액티비티인 글쓰기로 인식되면 잘못된 결과를 나타내는 것이다. 따라서 본 논문에서는 가속 센서를 사용하여 움직임을 인식하고, 또한 사용자가 직접 사용하는 물체를 자동으로 인식하기 위해서 장갑 형태의 RFID 리더기를 직접 제작하여, 두 가지 센서의 값을 퓨전하여 최종적으로 사용자의 액티비티를 인식하는 방법을 제안한다. 사용자가 사용하고 있는 객체를 인식하고, 그 객체의 고유 용도에 맞는 움직임을 취하고 있는지 여부를 동작 인식 알고리즘을 통하여 확인을 한 후, 최종 액티비티를 결정함으로써, 향상된 인식 결과를 나타내었다.

II. 가속 센서를 이용한 모션 분석

사용자의 액티비티를 인식하기 위해서, 3축 가속도 센서를 허벅지, 허리, 손목에 착용하였다. 그림 1에서 모션 유닛을 볼 수 있다. 256개의 데이터로 샘플 윈도우를 생성하고, 이 샘플 윈도우의 가속도 데이터로, 특징 값인 주파수 도메인에서의 평균, 에너지, 엔트로피, 상관관계(correlation)을 계산한다. 각각의 특징을 추출하는 방법은 다음과 같다. 특징을 추출하기 위해서, 먼저 고속 푸리에 변환(FFT)을 적용한다. 특징 벡터 중에서 평균값은 샘플 윈도우의 DC 성분을 추출함으로써 쉽게 얻을 수 있다. 이는 샘플 윈도우 간격동안의 평균 가속도 값을 의미한다. FFT변환 후 DC 성분을 제외한 모든 크기(magnitude)의 제곱을 더하여 계산한 후, 윈도우의 크기 값으로 나누어 정규화한 값을 에너지 특징 값으로 사용한다.

엔트로피(entropy)를 추출하기 위해서는 DC 성분을 제외한 모든 크기(magnitude)의 정규화 된 엔트로피 정

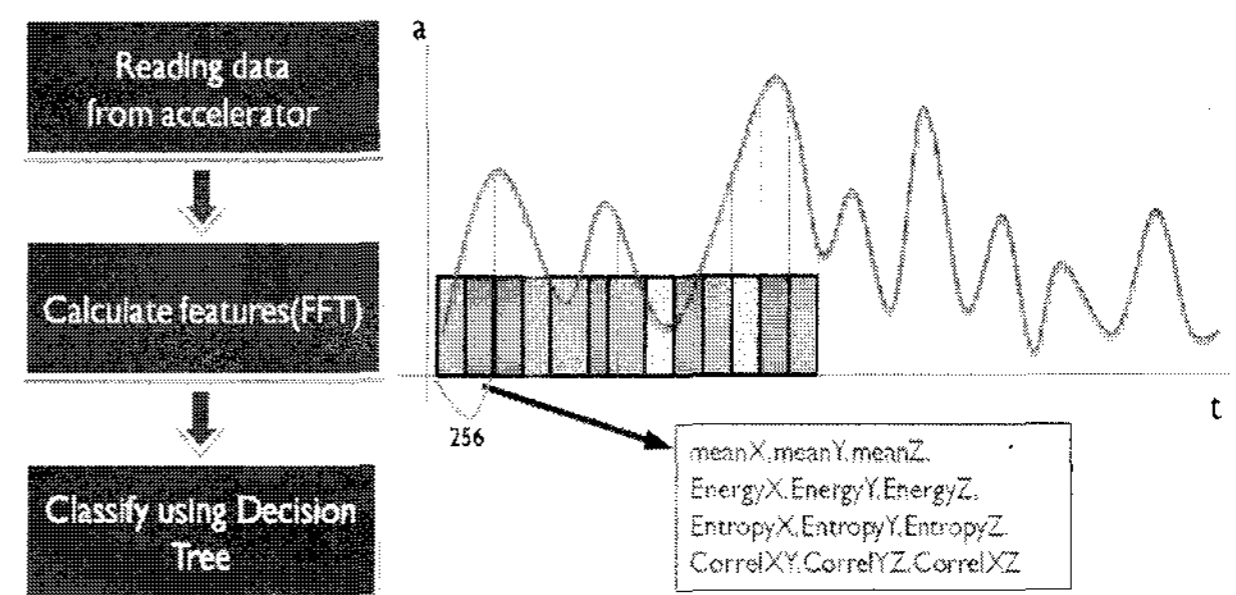


그림 1. 특징 추출 처리
Fig. 1. Feature extraction process.

보를 계산한다. 다음의 식으로 엔트로피 정보를 얻을 수 있다.

$$\text{Info. Entropy} = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \quad (1)$$

크기의 범위를 몇 개의 빈(bin)으로 나눈 후, 특정 빈에서의 전체 개수를 나눔으로써, 확률 값 $p(x)$ 를 얻을 수 있다. 움직임 정보를 얻기 위해서 3축 가속도 센서를 사용했기 때문에, 각 축 값 간의 내적을 계산해서 상관관계 정보를 얻을 수 있다. 그림 1은 추출한 특징들을 전체적으로 보여준다.

연속되는 샘플 윈도우들은 128개의 샘플 단위로 겹쳐서 이동하고, 각 샘플 윈도우는 4 초간을 나타낸다. 걷기, 뛰기 또는 머리 빗기와 같은 액티비티는 4 초간의 겹쳐진 샘플 윈도우의 사이클로 획득된다. 이러한 특징을 기반으로 DT 분류기를 통해 액티비티 인식이 수행된다.^[6] 두 개의 삼 축 가속도 센서는 허리와 허벅지에 부착되어, 서기, 눕기, 앉기, 걷기, 달리기의 다섯 종류의 자세 정보(Posture Information)를 분류하는 데 사용된다. 한 개의 가속도 센서는 손목에 부착되어 물체의 ID와 함께 손의 움직임을 결정한다. DT 방식의 훈련과정은 느리긴 하지만, 이미 훈련된 DT는 사용자의 액티비티를 실시간으로 분류한다.

III. RFID 센서 모듈을 이용한 객체 인식

최근 들어 RFID 시스템은 신원 증명과 추적 등의 응용분야에 널리 적용되고 있다.^[7] 수동형 RFID 태그

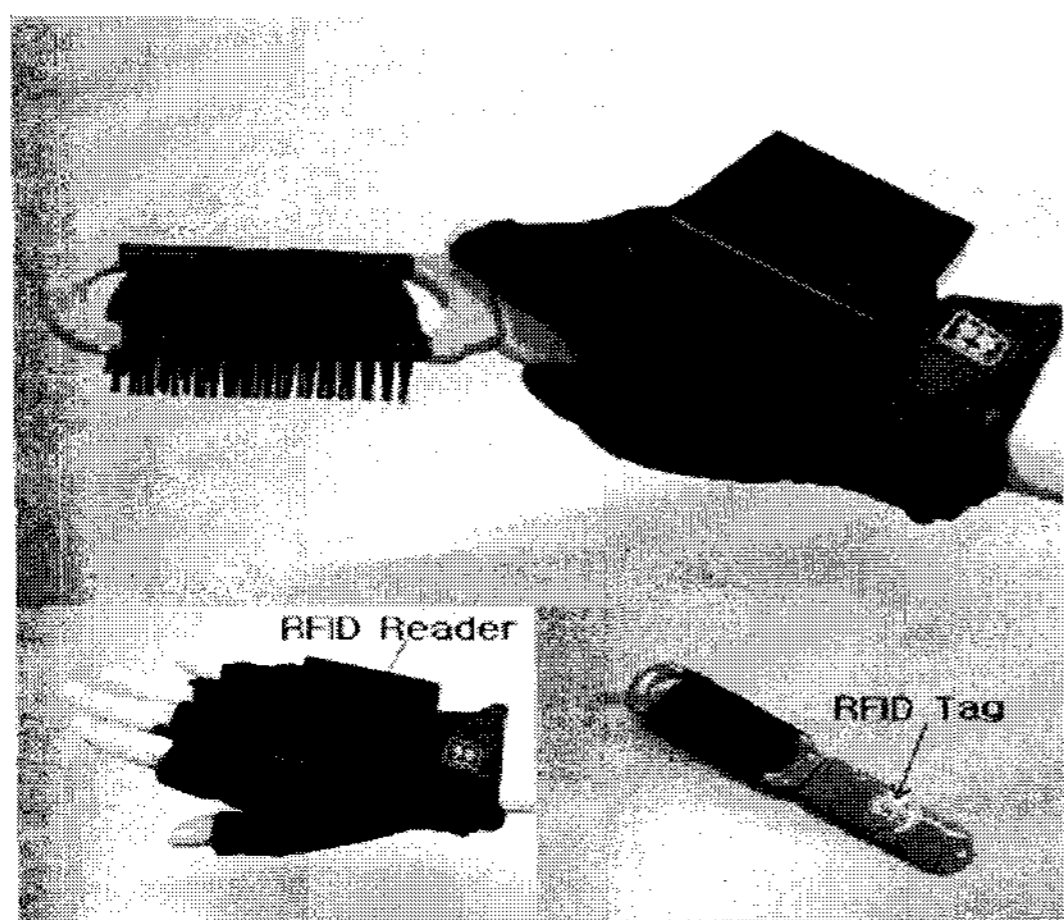


그림 2. 아이그래버(iGrabber)와 빗에 부착된 RFID Tag
Fig. 2. iGrabber and RFID Tag attached on the brush.

는 배터리가 필요 없고, 충분히 작은 크기이므로, 드라이버나 칫솔과 같은 일상생활에서 활용도가 높은 작은 물체에 부착할 수 있다. RFID 태그가 부착된 물체는 본 연구에서 직접 제작한 장갑 형태의 리더기인 아이그래버(iGrabber)를 통해서 인식된다. 아이그래버는 13.56Mhz의 HF 대역을 사용하므로, 손으로부터 50mm 이내의 물체 ID만을 읽을 수 있기 때문에 사용자가 직접 잡은 물체만 인식할 수 있다. 리더는 1초당 3번씩 샘플링 한다.

IV. 센서 퓨전을 통한 액티비티 인식

본 장에서는 앞서 가속 센서로부터 획득한 사용자의 움직임 정보와 더불어 아이그래버를 통해 획득한 선택된 객체 정보를 활용하여 센서 퓨전을 통해서 사용자의 액티비티를 인식하는 방법을 설명한다. 아래 그림3에서는 전체 시스템의 구조를 보였다. 센서로부터 데이터를 획득하는 부분, 획득된 데이터를 분석하는 부분, 결과를 결정하는 부분으로 크게 3부분으로 구성되어 있다. 각 부분에 대한 설명은 아래와 같다.

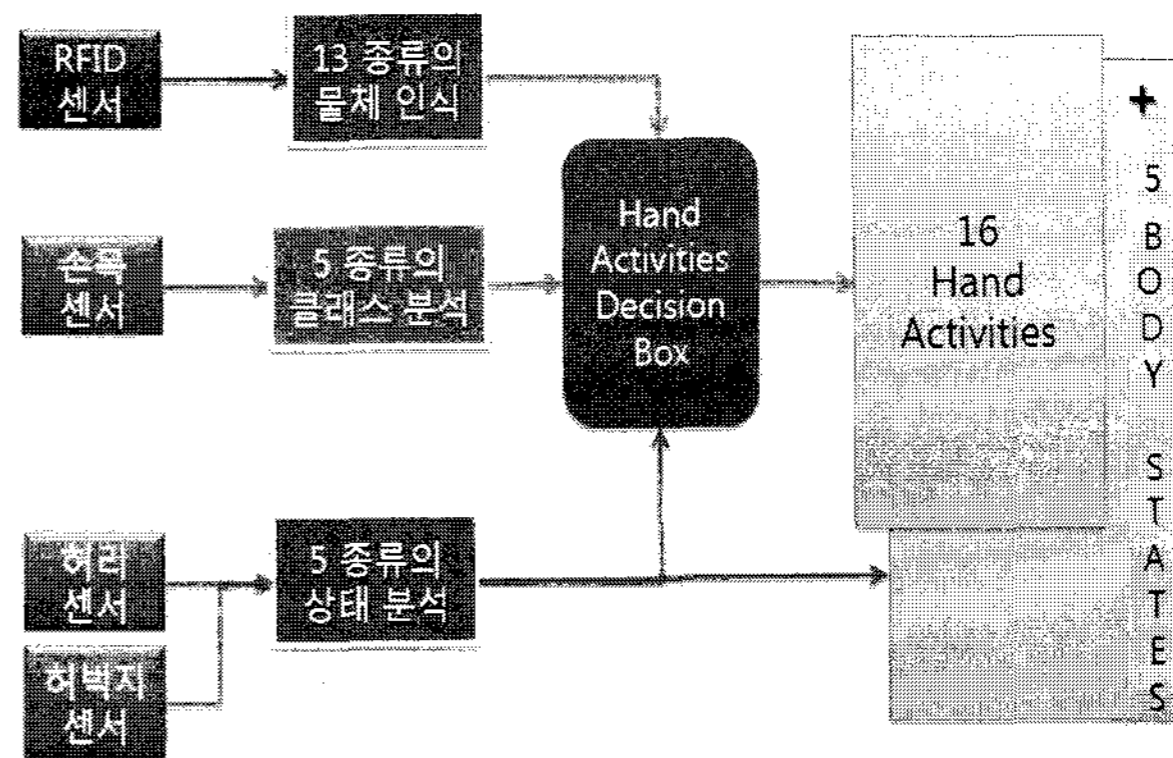


그림 3. 사용자 액티비티 인식 시스템 구조
Fig. 3. Activity Recognition System Architecture.

1. 데이터 획득

아이그래버를 통해 사용자가 사용하고 있는 물체가 무엇인지에 대한 정보를 얻는다. 손목, 허리, 허벅지에 부착된 가속도 센서를 통해서 각 센서의 3축에 대한 가속도 값을 얻어낸다.

2. 데이터 분석

가속도 값을 통해서 사용자의 움직임 정보와 자세 정보를 추론할 수 있다. 손과 팔은 다양한 형태의 움직임

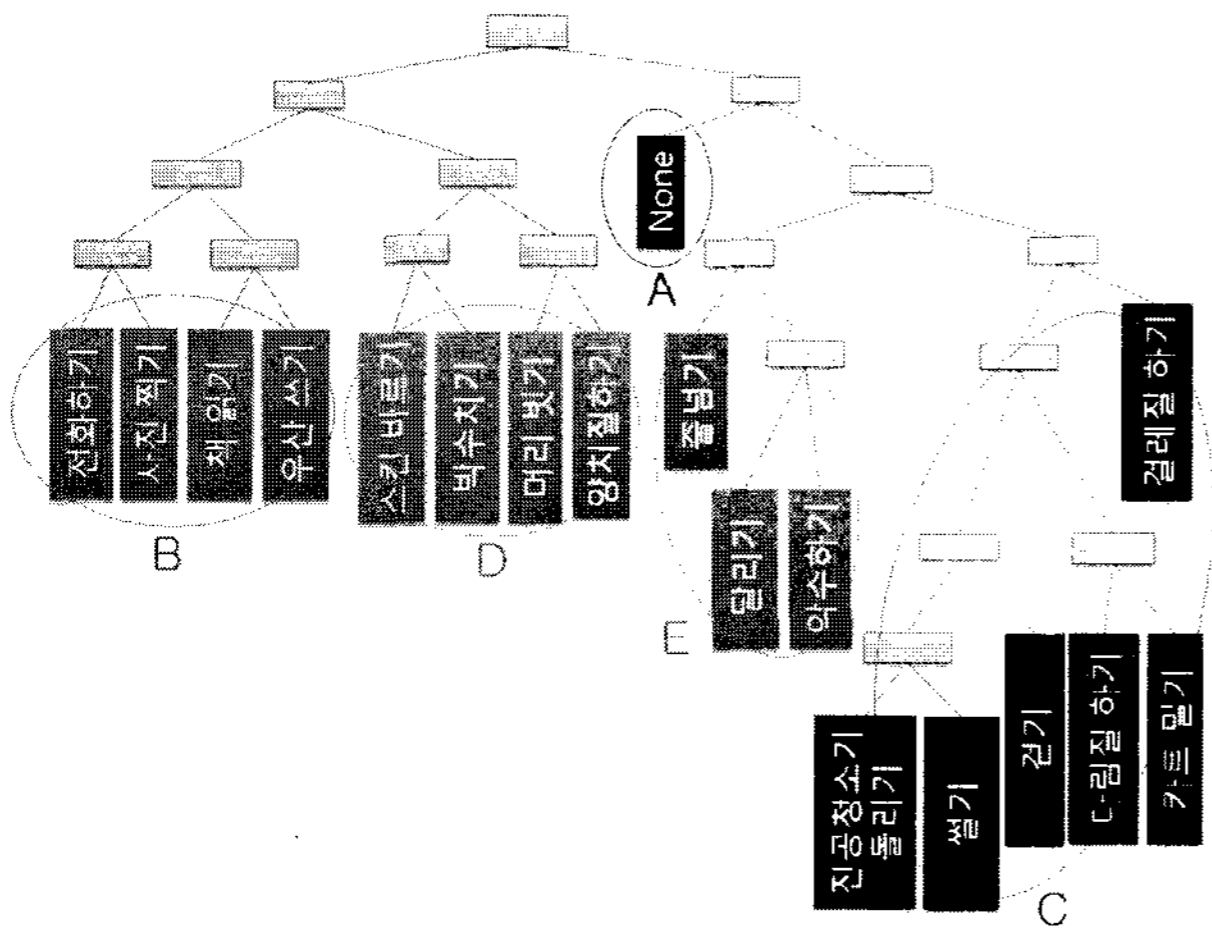


그림 4. 학습을 통해 구분된 사용자의 팔 운동 클래스 및 해당 클래스의 액티비티

Fig. 4. Hand/Arm movement class from data learning and corresponding activities.

표 1. 구분된 움직임 클래스별 해당 액티비티
Table 1. Corresponding activities from categorized motion.

클래스	ADL
A	움직임 없음(앉기, 서기, 눕기)
B	사진 찍기, 전화하기, 우산 쓰기, 책 읽기
C	빨기, 다림질하기, 걸레질하기, 걸기 진공청소기 돌리기, 카트 밀기
D	박수 치기, 스킨 바르기, 양치질하기, 머리 빗기
E	악수하기, 달리기, 줄넘기

을 나타내고 사람마다 같은 행동을 취하더라도 다른 움직임을 보이기 때문에, 개별적으로 정확히 인식하기는 어려운 면이 있다. 따라서 팔의 전체적인 움직임, 즉 상하 운동, 전후 운동 혹은 회전 운동 등과 같이 크게 구분될 수 있는 항목으로 나누어서 인식을 하면 인식률을 높일 수 있다. 따라서 본 연구에서는 선 학습을 통해 팔의 움직임은 크게 같은 움직임의 경향을 보이는 다섯 종류의 클래스로 구분할 수가 있었다. 학습에 사용된 방법은 DT 방법을 적용하였다.

각 그룹 정보에 해당하는 인식 가능한 액티비티들은 아래 그림 4에서 나타내었으며, 그림에서 실선의 타원으로 표현한 것이 각각의 클래스를 의미한다.

허리와 허벅지 센서에서 얻은 값에서는 다섯 가지 자세 정보(Posture Information)인 '앉기, 서기, 걸기, 달리기, 눕기' 또한 DT를 통해 얻어낸다. 이 정보들로부터 ADL을 추론할 수 있다. 총 5개의 클래스로 구성된 클래스별 ADL 목록은 표 1과 같다.

3. 결과 결정

데이터 분석 단계에서 얻어낸 세 가지 정보인 이용하는 물체, 팔의 움직임이 속하는 클래스, 자세 정보를 이용하여 I-ADL(Instrumental ADL)을 추론하고, 데이터 분석단계에서 얻은 자세 정보와 결합하여 최종 결과를 결정한다. I-ADL은 액티비티 중 도구를 사용함으로써 발생하는 액티비티에 대한 정의로서, 일상생활에서 일어나는 행동들은 사용하는 도구에 의존하여 그 특성이 반영된다는 점에서 착안하였다.

세 가지 정보 중 먼저 클래스를 확인한다. 여기서, 해당 I-ADL로 결정할 후보가 전체 I-ADL에서 검출된 클래스 내에서 나올 수 있는 I-ADL 목록으로 축소된다. 그 다음으로는 이용하는 물체가 검출된 클래스의 I-ADL들을 수행할 때 사용하는 물체 목록에 존재하는지를 확인한다. 존재 하지 않을 경우에는 해당 I-ADL을 클래스 A로 결정하게 된다. 이는 검출된 물체가 원래의 목적대로 쓰이지 않는다는 것을 의미한다. 물체가 일치하는 경우에는 물체를 이용하는 I-ADL을 수행하고 있다고 판단한다.

물체가 없지만 ADL로 판단할 수 있는 '박수치기'와 '악수하기'의 경우에는 해당 액티비티가 속하는 클래스인 D와 E의 물체 목록에 '없음'을 넣어서 I-ADL로 판단될 수 있도록 하였다. 그리고 '악수하기'의 경우에는 '달리기'와 구별을 해야 할 필요가 있는데, 물체가 '없음'이면서 둘 다 같은 클래스이기 때문이다. 이 경우에는 뛰면서 악수하기가 일어나는 경우는 거의 없으므로, 사용자의 자세 정보를 참조하여 자세 정보가 '달리기'가

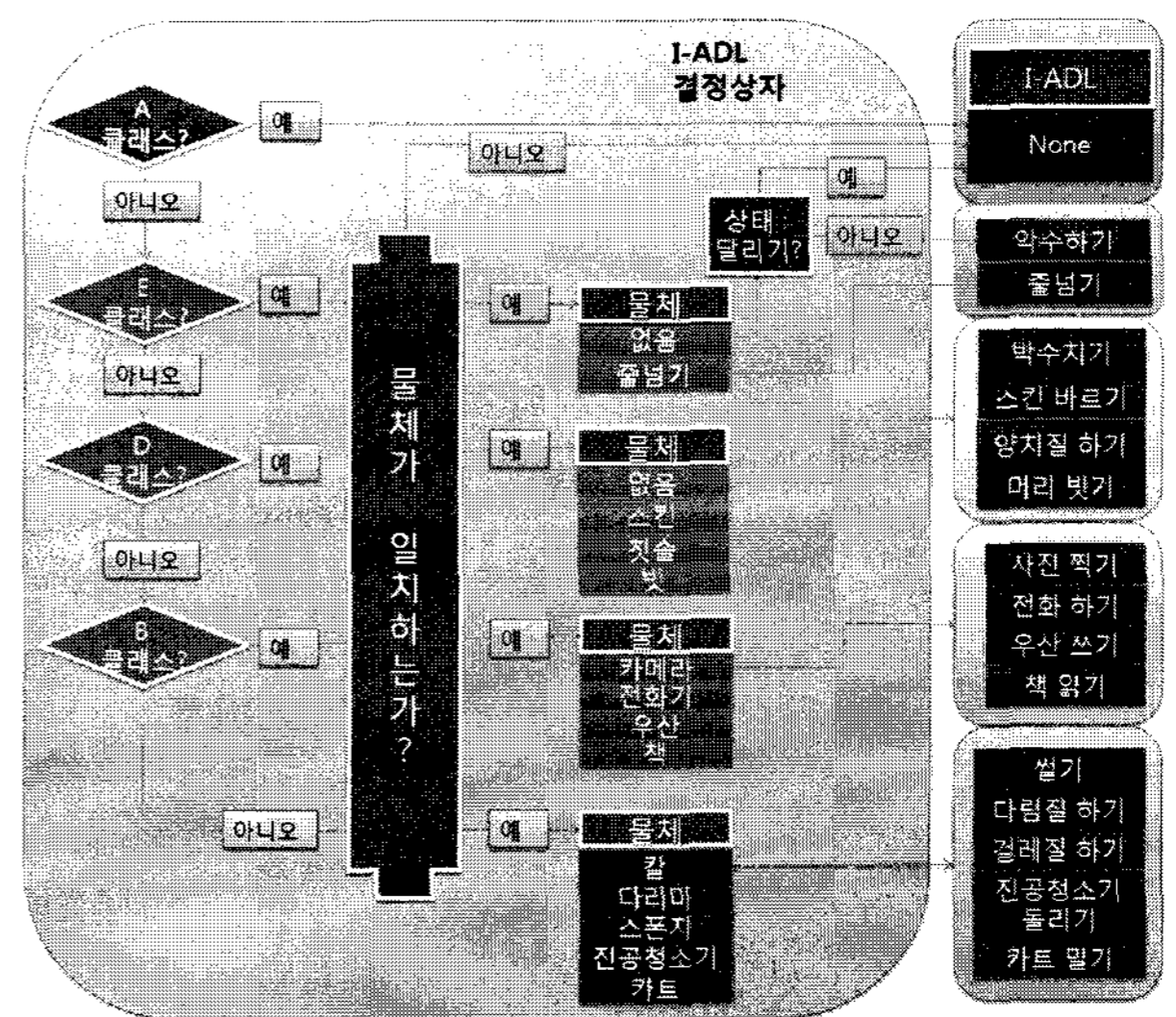


그림 5. I-ADL 결정
Fig. 5. I-ADL decision.

아닐 경우에 한해 ‘악수하기’로 판단한다.

이와 같은 방식은 2가지 특징이 있는데, 첫 번째로는 움직임이 서로 비슷해서, 움직임 데이터만으로 구분하기 어려운 동작들을 RFID 센서를 통해 현재 사용하고 있는 물체가 무엇인지 알아냄으로써 수행하고 있는 동작을 구분해 낼 수 있다. 또한 움직임을 5개의 클래스로 구분함으로써, 해당 물체를 원래의 목적 이외의 용도로 이용할 때를 구별해 낼 수 있다.

예를 들어, 썰기를 하고 있는 데이터가 있다고 하면, 이때의 행동은 표 1에 따르면, 클래스 C로 판단될 것이다. 그리고 칼을 손에 들고 있기 때문에 검출된 물체는 ‘칼’일 것이다. 이 경우 먼저 클래스를 확인해보면, 이 데이터는 클래스가 C이기 때문에 ‘썰기, 다림질하기, 걸레질하기, 걷기, 진공청소기 돌리기, 카트 밀기’가 후보로 결정될 것이다.

또한, 클래스 C에서 이용하는 물체 목록이 ‘칼, 다리미, 스펀지, 진공청소기, 카트’인데, 이 때, 검출된 물체가 ‘칼’이고, 목록 안에 있어서, I-ADL은 ‘썰기’로 판단할 수 있다.

또 다른 예로, 전화기를 손에 들고 걸어가는 데이터가 있다고 할 때, 이때에는 걸어가는 행동이 주가 되기 때문에, 위와 같이 클래스 C로 판단이 될 것이다. 이 때 손에는 전화기를 들고 있기 때문에 검출된 물체는 ‘전화기’가 될 것이다. 위의 예와 마찬가지로 이 데이터도 클래스 C에 있는 목록의 I-ADL들이 후보로 결정될 것이다. 하지만, 클래스 C에서의 물체 목록에는 ‘전화기’가 없으므로, I-ADL은 클래스 A로 결정되기 때문에 ‘전화하기’라고 잘못 판단하는 경우를 막을 수 있다.

V. 실험

1. 실험 환경

가속도 센서 3개를 손목, 허리, 허벅지에 부착하여 사람의 움직임 정보와 자세 정보를 얻었고, 제작한 아이그래버(iGrabber)를 손에 착용하고, RFID tag를 각각의 물체에 각각 부착해서 사용하고 있는 물체의 ID정보를 얻을 수 있도록 하였다.

사용된 가속도 센서는 Xsens사의 Xbus Kit으로, Xbus Master와 케이블로 연결되어 있고, Xbus Master를 통해 PC와 Bluetooth 통신으로 센서 데이터를 전송한다. 3축 가속도 값을 64Hz로 샘플링 하였다.



그림 6. 가속도 센서
Fig. 6. Acceleration Sensors.

2. 데이터 수집

실험 대상자는 총 15명으로 평균나이는 22.9세이다. 이들을 대상으로 하여 표 2 목록의 ADL 데이터를 수집하였다. 각 ADL은 약 45초씩 수행하였고, 전체적으로 2번 반복 시행 되었다.

표 2. ADL 수집 목록
Table 2. ADL lists of collecting data.

ADL 목록			
1	서기	11	진공청소기 돌리기
2	썰기 + 서기	12	카트 밀기
3	다림질하기 + 서기	13	앉기
4	머리 빗기 + 서기	14	스킨 바르기 + 앉기
5	양치질하기 + 서기	15	책읽기 + 앉기
6	악수하기 + 서기	16	전화하기 + 앉기
7	걸레질하기 + 서기	17	박수치기 + 앉기
8	우산 들기 + 서기	18	달리기
9	사진 찍기 + 서기	19	줄넘기
10	걷기	20	눕기

3. 결과

총 15명의 데이터 중 14명의 데이터로 학습을 한 후 남은 한 명의 데이터로 테스트를 하였다. 이를 모든 사람의 데이터에 대해 반복하여 수행하였다. 전체적으로 I-ADL의 인식률은 95%의 정확도를, 자세 정보의 인식률은 93%의 정확도를 얻었다. I-ADL과 자세 정보 인식의 정확도에 대한 각각의 결과는 표 3과 표 4에서 확인할 수 있다.

도구에 의해 어느 정도 자세가 고정되는 ‘다림질하기’나 ‘우산 들기’, ‘진공청소기 돌리기, 그리고 ‘카트 밀기’의 경우에는 100%에 가까운 높은 인식률을 보이는 반면, 사용자의 습관에 따라 움직임이 다양하게 나타날

표 3. I-ADL 실험 결과
Table 3. I-ADL Test result.

Activity	Accuracy (%)	Activity	Accuracy (%)
None	97.94638	줄넘기	94.34524
씻기	95.28024	진공청소기 돌리기	100
다림질하기	98.14242	카트 밀기	100
양치질하기	90.79755	스킨 바르기	87.98799
사진 찍기	93.6937	머리 빗기	92.95302
약수하기	89.31751	책읽기	93.02325
걸레질하기	92.54659	전화하기	94.15385
우산 들기	99.69697	박수치기	98.21958
		평균	95.53398

표 4. Body States 실험 결과
Table 4. Body States Test result.

Activity	Accuracy (%)
서기	100
걷기	84.36294
앉기	100
달리기	92.03036
눕기	92.66409
평균	93.78858

수 있는 ‘양치질하기’, ‘스킨 바르기’의 경우에는 상대적으로 낮은 인식률을 보였다.

또한 자세 정보 인식에서는 ‘걷기’가 낮은 인식률을 보이는데 이는 사람에 따라 천천히 걸을 수도 빨리 걸을 수 있기 때문에 ‘서기’나 ‘달리기’로 잘못 인식된 경우라고 볼 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 ADL 추론을 위한, 사람의 움직임과 물체의 ID 정보에 기반을 둔 새로운 인식 방법을 제안하였다. 제안된 시스템은 3개의 가속도센서와 RFID 리더를 사용한 센서 퓨전을 이용하였다. 두 개의 가속도 센서는 DT를 이용하여 다섯 종류의 자세 정보를 분류하는데 사용되었다. RFID가 부착된 물체의 인식과 손의 움직임으로 물체와 연관된 액티비티를 분류하였다. 자세 정보와 I-ADL 인식을 위한 계층적 접근은 높은 정확도의 인식률을 보인다. 전체적인 인식률은 95%가량으로, 실제 환경에서 높은 신뢰도로 적용 가능할 것이다. 실험 결과에서도 보였듯이, 같은 액티비티라 하더라도, 사용자마다 움직임이 다양한 형태로 나타나는 액티비티에 대해서는 다른 액티비티 보다 다소 낮은 인식률을 보였는데, 이는 장소 및 환경 정보와 같은 추가적인 센서 정보를 활용함으로써, 상황 인지에 따른 액티비티 인식을 하면 정확도를 높일 수 있을 것이다. 추후에는 보다 다양한 액티비티로의 확장과 센서의 소형화를 통해 실제 적용에 널리 사용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] S. Katz, "Assessing self-maintenance: Activities of Daily Living, Mobility and Instrumental Activities of Daily Living," Journal of the American Geriatrics Society, Vol. 31, No. 12, pp. 721-726, 1983.

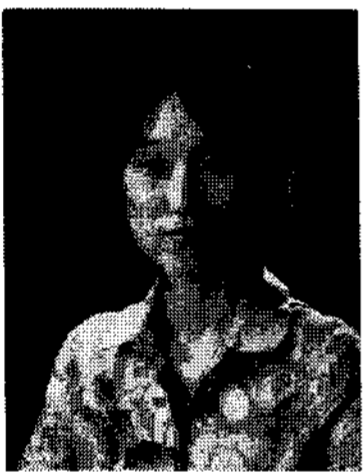
[2] T. Tamura, M. Sekine, M. Ogawa, T. Togawa and Y. Fukui, "Classification of acceleration waveforms during walking by wavelet transform", Methods of Inform. Med. Vol. 36, pp.356-369. 1997.

[3] P.H. Veltink, H.B. Bussmann, W. De Vries, W.L.Martens and R. C. Van Lummel, "Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers", IEEE Trans. on Rehabil. Eng.,

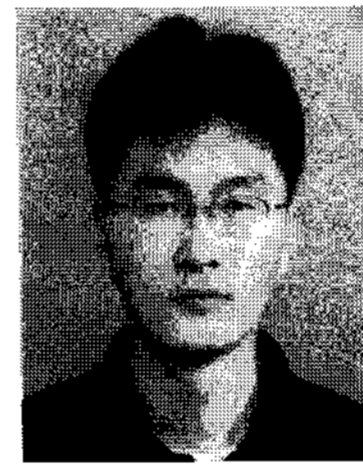
Vol. 4, pp.375-385, 1996.

- [4] K. Aminian, P. Robert, E. Jequier and Y. Schutz, "Incline, speed, and distance assessment during unconstrained walking", *Medicine & Science in Sports & Exercise*, Vol. 27, pp. 226-234, 1995.
- [5] K. Kiani, C.J. Snijders and E.S. Gelsema, "Computerized analysis of daily life motor activity for ambulatory monitoring", *Technology and Health Care*, Vol. 5, pp. 307-318, 1997.
- [6] L. Bao and S. S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data," *Pervasive 2004 (LNCS 3001)*, pp. 1-17, 2004.
- [7] M. Philipose, K.P. Fishkin, M. Perkowitz, D. J. Patterson, D. Fox, H. Kautz and D. Hahnel, "Inferring Activities from Interactions with Objects", *IEEE Pervasive Computing*, pp. 50-57, Oct., 2004.

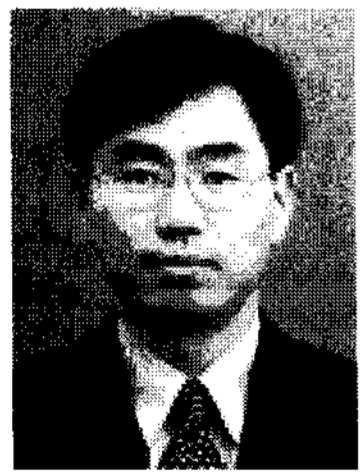
저 자 소 개



임 새 미(학생회원)
 2006년 연세대학교 전산학과
 학사 졸업.
 2006년~현재 과학기술연합
 대학원대학교 HCI 및
 로봇응용공학과 석사 과정
 <주관심분야 : 인공지능, 행동인
 식, HCI, 영상처리>



김 익 재(정회원)
 1996년 연세대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 1998년 연세대학교 전기공학과
 석사 졸업.
 1998년~현재 한국과학기술연구원
 (KIST) 영상미디어
 연구센터 연구원.
 2003년~현재 서울대학교 전기컴퓨터 공학부
 박사 과정.
 <주관심분야 : 컴퓨터 비전, HCI, CG, Facial
 Animation>



안 상 철(정회원)
 1988년 서울대학교 제어계측
 공학과 학사 졸업.
 1990년 서울대학교 제어계측
 공학과 석사 졸업.
 1996년 서울대학교 제어계측
 공학과 박사 졸업.

1996년~1997년 미국 USC 방문 연구원
 1997년~현재 한국과학기술연구원(KIST)
 영상미디어연구센터 책임연구원
 <주관심분야 : Mixed Reality, IBMR, Vision 기
 반 HCI, 가상현실, 로봇>

김 형 곤(정회원)
 대한전자공학회 논문지
 제43권 SC편 제2호 참조