

특집

장착형 센서를 이용한 사용자 상황 인식

Recognition of User Context Using Wearable Sensors

이 선 우¹⁾

목 차

1. 서 론
2. 상황 인식 시스템
3. 실험 결과
4. 결 론

1. 서 론

1991년 Xerox PARC의 Mark Weiser[1]에 의해 “올바른 사람에게 적절한 시기에 필요한 정보를 제공할 수 있는 무수히 많은 컴퓨터로 구성되어 있는 지능적인 환경”이라는 매력적인 컴퓨팅 환경(이하 유비쿼터스 컴퓨팅으로 지칭함)이 제안된 이후, 지금까지 여러 분야에서 매우 활발한 연구, 개발이 이루어지고 있다[2,3,4]. 더욱이 이러한 유비쿼터스 컴퓨팅은 인간-컴퓨터 상호작용(HCI), 소프트웨어 에이전트(software agents), 인공지능(artificial intelligent) 등의 여러 분야가 서로 융합되는 복합적인 분야로써 향후 우리의 일상생활에 큰 영향을 미칠 것으로 예상된다.

이러한 유비쿼터스 컴퓨팅의 여러 응용 서비스에서 가장 핵심적인 요소 기술 중의 하나가 “사용자 상황 인식(user context recognition)”이다. 여기서 상황(context)이라는 용어를 Dey[4]는 “상황은 사용자와 시스템(응용 프로그램) 간의 상호

작용에 연관된 존재물(사람, 장소, 사물 등)을 특징지우는 모든 형태의 정보”로 정의하였다. 이와 같이 “상황”은 실제 시스템 - 이동 통신 기기 및 환경 속에 내재되어 있는 기기 - 이 사용자에게 서비스를 제공할 때 관련된 모든 정보로써, 이런 정보를 자동적으로 시스템이 감지하여 사용자의 현재 상황에 따라 적절한 정보 혹은 서비스를 제공할 수 있는 시스템을 “상황 인식 가능 시스템(context-aware system)”이라고 하며, 유비쿼터스 컴퓨팅 시스템의 필수적인 기능으로 인식되어 집중적인 연구가 진행되고 있다.

이와 같은 사용자 상황을 컴퓨터가 검출하기 위해 가장 중요한 정보가 사용자의 현재 활동(current activity)과 현재 위치(current location)다. 여기서 “활동”이란 수업 중, 이동 중 등과 같은 고수준의 활동일 수도 있고, 서기, 걷기, 뛰기 등과 같은 저수준의 신체적 활동일 수도 있다. 또한 “위치”는 상황 인식에 있어 가장 중요한 실마리를 제공하는 정보로서, 일례로 사용자가 현재 강의실에 있다면 “강의를 듣거나 하는 중”이라는 보다 고수준의 상황을 쉽게 짐작할 수 있기 때문이다. 이와 같이 사용자의 현재 상황을 인식하는데 “활동” 및 “위치”는 가장 핵심적인 정보다. 이러한 사실은

1) 한림대학교 정보통신공학부 조교수

현재까지 연구된 유비쿼터스 응용 시스템의 95% 이상의 시스템에서 사용자의 현재 위치를 가장 주요한 정보로 사용하고 있는 것을 봐도 분명하다 [2]. 따라서 본 논문에서는 저가의 장착형 센서를 사용하여 사용자의 현재 활동을 인식하고 이를 기초로 현재 사용자의 위치도 인식할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

지금까지 제안되고 개발된 활동 인식 방법들에 대해 간략히 살펴보면 Ashbrook은 [5]에서 웨어러블 컴퓨터의 입력 장치로 가장 많이 이용되고 있는 "Twiddler"라는 한 손 키보드에 있는 가속도 센싱 기능을 이용한 사용자의 걸음 동작 인식에 대한 가능성에 대해 언급하였고, 이와 비슷하게 필립스 연구소에서는 저가의 가속도 센서를 사용하여 사용자의 자세 - 서 있는 상태, 앞으로 혹은 뒤로 누워있기, 걷기 등 - 을 감지하는 간단한 센싱 시스템을 제안하였다[6]. 이 후 가속도 센서를 이용한 사용자의 이동 동작(motion activity)을 감지하는 방법에 대해 많은 연구자들이 관심을 갖고 연구해왔는데, Multi-Layer Perceptron (MLP)[7]과 자기 구성망 (Self Organizing Map:SOM)[8]을 이용하여 사용자의 동작 활동 - 평지에서 걷기, 뛰기, 계단 오르기, 계단 내려가기 - 을 인식하는 시스템들이 개발되었다.

사용자의 현재 위치를 인식하는 방법은 보다 활발하게 이루어졌는데, 만약 사용 환경이 실외라면 GPS(Global Positioning System)을 이용하는 것이 성능 및 경제적인 면에서 가장 최적의 방법이 될 수 있으나, 실내 환경에서는 이용할 수 없다. 따라서 실내 환경에서 사용자의 현재 위치를 찾는 많은 방법이 제안되고 있다[9]. 제안된 방법들을 간략하게 살펴보면 적외선 신호에 기초한 "능동 배지 시스템 (Active Badge System: ABS) 개발 이후 여러 가지 능동 마커(active marker) 방법이 제안되었다. 최근에 RF 신호를 동기 신호로 이용하고 초음파 신호의 주행 시간

측정법 (Time-Of-Flight)에 기초한 방법들 [10, 11]이 연구되었고, 초음파 신호 대신에 이미 존재하는 무선 데이터 망의 신호 세기에 기초한 위치 인식 방법들[12, 13]도 제안되었다. 이 방법은 환경에 장착된 신호 송신기(혹은 수신기)와 사용자 시스템에 내포된 수신기(송신기) 짝을 이용하는 것으로서, 높은 신뢰성을 얻을 수 있는 장점이 있으나, 대상이 되는 환경에 대한 송신기 설치가 필요하며, 따라서 유지 보수 측면에서 높은 비용이 드는 단점을 가진다.

능동 마커 시스템이 가지는 단점을 극복하기 위해 환경으로부터 위치 정보를 추출하는 수동(passive) 마커 방법들도 제안되었다. 대표적으로는 컴퓨터 비전 시스템을 이용하는 것으로 환경에 내재된 위치 특성을 여러 가지 학습에 기초한 방법들을 이용하여 사용자의 현재 위치를 인식하도록 하는 방법들이다. 이런 방법들 중 모바일 시스템을 위해 제안된 방법으로서, [14]에서는 모자에 부착된 소형 카메라와 모바일 PC로 구성되어진 하드웨어와 다이나믹 프로그래밍 기법을 이용한 위치 인식 방법을 제안하였고, [15]에서는 전방위 카메라 (omni-directional camera)를 사용하여 연속적으로 사용자의 위치를 추정하는 방법도 제안되었다.

이러한 방법들은 모두 절대적인 위치 측정에 기초한 것들이다. 그러나 이동 로봇 분야에서는 현재 위치를 인식하기 위해 상대적인 위치 측정 방법과 절대 위치 측정 방법 두 가지 방법을 모두 사용하는 방법을 이용하는 것이 일반적인데, 그 이유는 어느 한 방법만으로는 원하는 성능을 만족시키기 어렵기 때문이다. 대표적인 상대 위치 측정 방법은 로봇의 자기 위치 이동을 계측하고 축적하여 현재 위치를 추정하는 dead-reckoning (odometry라고도 함) 방법이 이용된다.

본 논문에서 제안하는 방법은 이렇게 모바일 로봇 분야에서 일차적으로 사용되는 상대 위치 측정 방

법을 사람이 중심이 되는 유비쿼터스 컴퓨팅 환경에도 동일하게 적용해보자는 아이디어에서 출발하였다. 실내 환경에서의 사용자 이동이 주로 걷기에 의해 이루어진다는 것에 착안하여 만약 시스템이 사용자의 걷기 동작을 감지하고 걸음 수를 셀 수 있다면, 최초 알고 있는 출발 위치로부터 현재 위치를 로봇 분야에서와 동일하게 dead-reckoning 방법을 이용하여 추정할 수 있다. 이러한 첫 시도도 [16]에서는 능동 마커 시스템에 기초한 절대 위치 측정과 걸음 인식기 및 dead-reckoning 방법을 이용한 혼합형 위치 추적 시스템을 개발하여 실제 사용이 가능한 수준의 성능을 얻을 수 있었으나, 제안된 상대 위치 측정 방법도 dead-reckoning 방법이 가지는 원천적인 문제점-작은 방향 오차가 큰 위치 오차를 발생시키는 문제-을 가진다는 것도 알 수 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위해 [17]에서는 2차원 공간에서의 상대 위치 즉, (x,y) 좌표가 아닌 언어적인 상대 위치 표현 방식에 기초한 실내에서의 위치 측정 방법도 제안하여, 일반적인 실내 공간의 6개 위치에 대한 12 종류의 위치 변경(location transition)에 대해 약 87%의 정확도를 얻을 수 있었으나, 이 방법도 주행 거리가 긴 경로에 대해 선 인식률이 낮아지는 문제점을 나타냈다.

본 논문에서는 지금까지 드러난 여러 문제점들을 보완하기 위해 다음과 같은 두 가지 방식으로 해결하고자 했다. 사용자의 활동 인식 방법의 개선과 보다 강인성을 가지는 상대 위치 표현 기법의 개발이다. 먼저 사용자의 활동을 보다 정확하게 감지할 수 있도록 개선된 하드웨어와 인식 방법을 제안하고자 한다. 개선된 인식 방법은 가속도 및 각속도 센서를 이용하여 미리 결정된 5가지의 사용자 활동(이를 "단위 동작"으로 지칭)을 검출한다. 단위 동작은 "앉기", "서기", 그리고 평지에서 걷기 동작("평 걸음"), 계단 오르기("오름")와 내려가기("내림"), 이렇게 3개 종류의 걷기

동작으로 결정하였고 최적의 센서 위치를 선정하여 이에 적합한 알고리즘을 개발하였다.

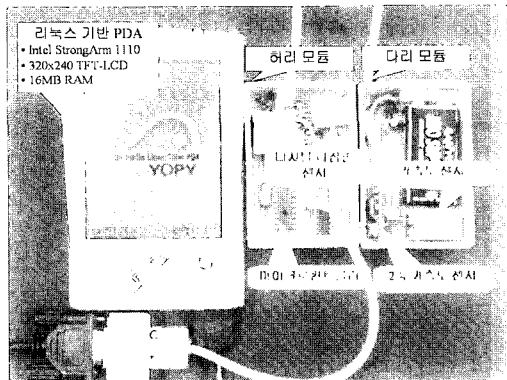
단위 동작 인식 방법의 개선과 함께, 시작 위치부터 현재 위치까지의 상대 변위(relative displacement)를 표현하는 방법을 선행 방법 [17]에서 제안했던 언어적인 표현 방법 대신 보다 간단한 3차원 공간의 좌표 벡터를 사용하는 방법을 제안하였다. 즉, 새로운 걸음이 시스템에 의해 검출되면 최초 위치로부터 얼마만큼 떨어져 있는지를 나타내는 상대 변위 벡터를 dead-reckoning 방법에 의해 계산하고, 이렇게 계산된 벡터와 미리 만들어 놓은 위치 변경 벡터(location transition vector) 테이블과의 비교를 통해 사용자가 현재 어디에 있는지를 추정하는 방법을 제안하였다. 따라서 제안된 위치 인식 방법은 절대적인 위치 정보를 추정하는 것이 아니라 미리 결정되어 훈련된 위치들 사이의 변동만을 감지하는 것이고, 이 결과로 사용자의 현재 위치를 인식하는 것이다. 제안된 활동 인식 방법의 유용성을 보이기 위해 복수 피험자를 대상으로 선정된 5가지 단위 동작에 대한 활동 인식 성능 검증 실험을 수행하였으며, 일반적인 실내 사무실 환경의 일상적인 5개 장소 사이의 여러 경로에 대한 위치 변동 인식 성능 실험을 수행하였다.

2. 상황 인식 시스템

2.1 시스템 개요

개발된 시스템의 하드웨어를(그림 1)에 나타냈다. 시스템은 리눅스를 기반으로 하는 PDA와 2개 박스 형태인 센싱 모듈로 구성되어 있다. 사용한 PDA(국내 Gmate사의 YOPY)는 여러 국내 PDA와 동일하게 인텔 StrongARM SA-1110 CPU와 16 Mbyte의 RAM, 32 MByte 플래쉬 메모리, 320x160 해상도의 TFT LCD 스크린과 직렬 입출력 포트 등으로 구성되어 있다. 사용자

가 장착하는 센싱 모듈은 외형적으로는 그림에 나타난 바와 같이 2개의 플라스틱 박스(크기 사양: 50x35x75 mm)로 만들어졌으며, 8비트 마이크로 컨트롤러(Microchip사의 PIC16F873)와 3 종류의 센서, 9V 표준형 배터리 및 PDA와의 데이터 교환을 위한 직렬 통신 관련 회로로 구성되어 있다. 센싱 모듈에서 사용하는 저가의 장착형 센서들은 2축 가속도 센서 (미국 Analog Devices사의 ADXL 202EB), 각속도 센서 (일본 Murata사의 Gyrostar ENV-05D), 그리고 저가의 디지털 나침반 센서 (미국 Dinsmore사의 No.1490 디지털 센서)다.



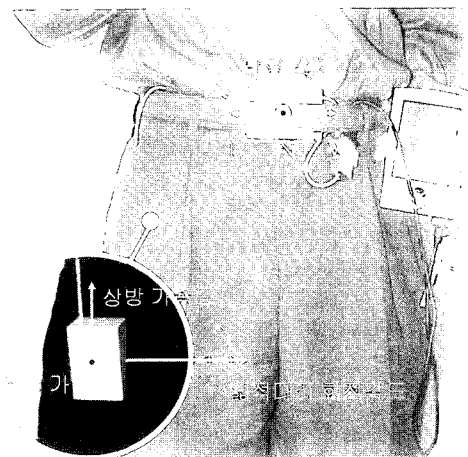
(그림 1) 시스템 외형: PDA와 센싱 모듈

(그림 2)에 개발된 시스템의 사용 방법 및 센서 신호들의 측정 방향을 나타냈다. 도시한 바와 같이 가속도 및 각속도 센서가 포함된 박스 (이를 “다리 모듈”로 지칭함)는 사용자의 넓적다리 움직임 감지하기 위해 사용자의 오른쪽이나 왼쪽 바지 주머니에 장착된다. 쉽게 예측할 수 있듯이 바지 주머니의 크기 및 모양에 따라 이러한 “다리 모듈”의 움직임 정도가 결정되지만, 여기서는 기본 측정 방향은 바뀌지 않는다고 가정한다. 즉, 이동 중 다리 모듈이 뒤집히는 경우는 없다고 가정하는 것이다. 이러한 가정은 대부분의 바지 주머니에 대해서 만족한다. 마이크로 컨트롤러와 디지

털 나침반이 들어 있는 박스 (이를 “허리 모듈”이라 지칭함)는 허리 앞 부분의 벨트에 고정되어 사용자의 이동 방향을 감지한다. 이러한 위치는 반복된 실험을 통해 결정되었으며 또한 휴대폰이나 PDA 등의 다른 모바일 기기에 의해 입증된 바와 같이 일상 활동에 방해되지 않고 편안한 장착성을 제공한다는 장점이 있다.

다리 모듈의 가속도 센서는 사용자의 넓적다리의 전방($\alpha_x(t)$) 및 상방($\alpha_z(t)$) 가속도를 측정한다. 측정된 가속도 신호는 2.5Hz cutoff 주파수를 가지는 2차 elliptic digital low pass filter를 사용하여 처리되며, 각속도 센서를 통해 얻어지는 각속도 신호는 디지털 적분기를 이용하여 사용자의 넓적다리 움직임 각도 ($\theta(t)$)를 측정한다.

디지털 나침반 센서는 4개 방위 정보 (동, 서, 남, 북) 만을 논리 신호로 제공한다. 8비트 마이크로 컨트롤러는 20msec의 샘플링 시간마다 10비트의 내장 ADC를 이용하여 상기한 2개 가속도 및 각속도 신호를 읽고 이를 직렬 통신 회로를 통해 PDA로 전송한다.



(그림 2) 시스템의 장착 방법과 센서 측정 방향

제안된 시스템은 가장 아래쪽에 위치하고 있는 “센싱 블록”, 2번째에 위치하는 “단위 동작 인식

기”, 그리고 가장 위에 위치하는 “위치 인식기” 이렇게 3개의 기능 블록으로 구성되어 있다. 가장 아래쪽의 센싱 블록은 여러 센서로부터 신호를 읽고 이를 전처리하여 PDA로 보내는 역할을 수행하며, 단위 동작 인식기는 앞에서 설명한 바와 같이 미리 결정된 단위 동작 - 앉기, 서기, 평 걸음, 오름 및 내림 - 을 검출하고 인식하는 기능을 수행한다. 마지막으로 위치 인식기가 사용자의 단위 동작과 디지털 나침반에서 얻은 방향 정보를 이용하여 상대 변위 벡터를 계산하고, 훈련 과정을 통해 구축된 위치 변경 벡터 테이블과의 비교를 통해 사용자의 위치 이동을 인식한다. 여기서 위치 변경 벡터 테이블은 훈련 과정에서 미리 결정된 위치 사이에서의 평균 상대 변위로 구성된다. 즉, 사용자가 미리 결정된 위치 간의 경로에 대해 여러 번 이동 실험을 통해 얻어지는 상대 변위 벡터의 평균값으로 테이블을 구성하는 것이다.

제안된 위치 인식 방법을 예를 들어 설명하면, 만약 사용자가 자신의 자리에서 커피 자동판매기가 있는 곳에 가는 행동에 대해 상기한 단위 동작으로 표현하면 다음과 같다.

· 경로: 서기→북쪽으로 2걸음→동쪽으로 40

걸음→남쪽으로 3걸음→서쪽으로 6걸음
이와 같이 자기 자리로부터 커피 자동판매기로의 위치 이동을 각 방위에 대한 걸음 수로 표시하면 (북:2, 동:40, 남:3, 서:6)로 표현할 수 있을 것이다. 이러한 표현 방식을 한 걸음을 1로 표시하고 각 방향을 고려하여 3차원 공간에서의 축적된 위치로 표현하면 (-34, -1, 0)과 같이 더욱 간단하게 상대 변위를 표현할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 방식으로 두 장소 사이의 상대 변위를 표현한다. 만약 이런 상대 변위 벡터의 평균값을 사전에 만들어 시스템에 저장시켰다면, 이후 시스템 정상 운용 시 사용자가 자신의 자리에서 커피 판매기로 이동함에 따라 시스템이 매 단위 동작 검출마다 계산하는 현재 상대 변위 벡터와의 비교를

통해 사용자가 최초 자신의 자리에서 커피 판매기로 위치 이동했음을 인식하는 방식이다.

2.2 활동 인식

본 절에서는 사용자의 단위 동작을 검출하는 인식 방법에 대해 설명하고자 한다. 선행 연구를 통해 활동 인식기의 성능이 전체 시스템의 활동 인식과 특히 거리 인식의 성능에 매우 큰 영향을 끼치는 것을 알 수 있었으므로, 보다 정확하고 강한 특성을 가지도록 설계하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서는 다음의 값들을 특성 벡터로 설정하였다.

$$\{\sigma_x(t), \sigma_z(t), \sigma_\theta(t), \Delta\theta_1(t), \Delta\theta_2(t), \Delta\theta_3(t)\} \quad (1)$$

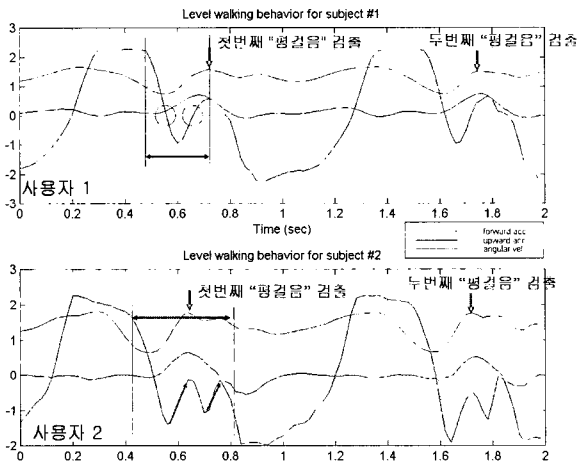
여기서 $\sigma_{x,z,\theta}(t)$ 각각은 전방 및 상방 가속도 및 넓적다리 각도 $\theta(t)$ 에 대한 50 샘플의 표준편차를 나타내며, $\Delta\theta_{1,2,3}(t)$ 는 과거의 3개까지의 각도 차를 나타낸다. 각 각도 차는 각속도 센서에서 얻어지는 각속도 신호의 0점 교차점(zero crossing)을 찾아내 각 간격의 적분값으로 계산된다(그림 5 참조).

(그림 3~5)는 3 종류 걷기 동작에 대한 전형적인 가속도 및 각속도 특성을 나타내고 있다. 그림에 나타난 것처럼 각속도 신호를 비교한다면 비교적 쉽게 구분될 수 있음을 알 수 있다.

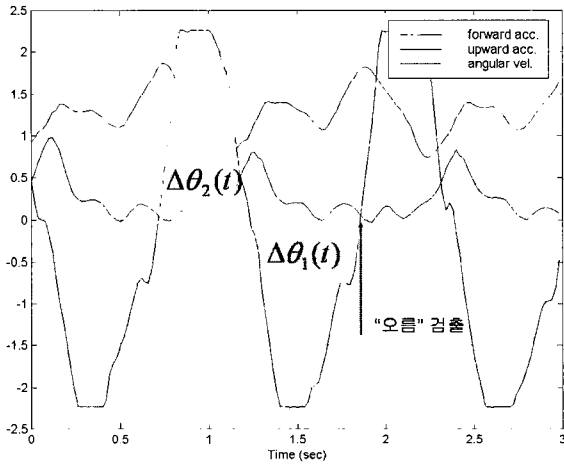
먼저 “앉기”, “서기”를 검출 인식하기 위해서 가속도 센서의 절대 중력 가속도 검출 성능을 이용하였다. 다음 조건을 만족하면 단위 동작 인식기는 사용자의 비건기 동작을 인식한다.

- 만약 $\sigma_\theta(t) > 16$, $\Delta\theta_1(t) > 70^\circ$, $\alpha_x(t) > 0.7g$ 라면, 현재 동작은 “앉기”
- 만약 $\sigma_\theta(t) > 16$, $\Delta\theta_1(t) < -70^\circ$, $\alpha_x(t) < 0.3g$ 라면, 현재 동작은 “서기”

여기서 g 는 중력 가속도를 나타낸다. 제안된 방법은 이러한 앉기 및 서기의 동작을 감지하는 것뿐 아니라 서있거나 앉아있는 상태도 검출할 수 있다.

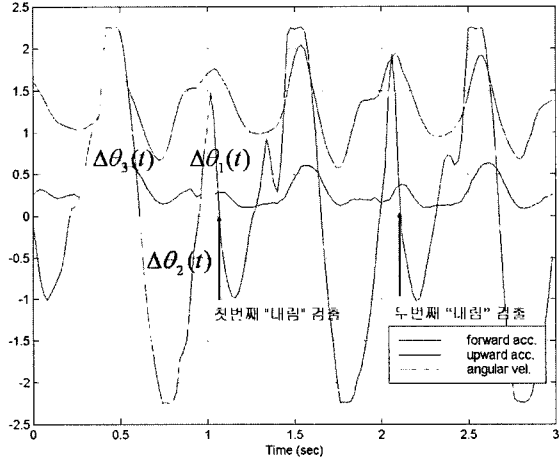


(그림 3) "평 걸음"에 대한 전형적인 2 종류의 센서 신호 특성



(그림 4) "오름" 동작에 대한 센서 신호 특성

이와 달리, 걷기 동작은 사용자의 걷는 행위 그 자체를 감지하여 인식해야 할뿐더러, 걸음의 수도 감지해야 한다. 이는 인식 시스템이 걸음 주기를 구분해야 한다는 것을 의미한다. 인체공학(ergonomics) 분야에서는 사람의 걷기 동작의 한 사이클(이를 "gait cycle"이라 함)을 주기적



(그림 5) "내림" 동작에 대한 센서 신호 특성

으로 발생하는 이벤트의 일정한 순서로 정의하고 있다. 이러한 사이클을 구별하기 위해 상방 가속도 신호 $\alpha_z(t)$ (그림 3에서 파란 상향 화살표로 표시되어 있음)를 이용하였다. 일반적인 피크 검출 방법을 사용하여 인식기는 가속도 신호에서 양과 음의 피크값을 찾아내 양의 피크를 찾은 시점에서 다음 조건을 조사하여 새로운 걷기 동작을 검출한다.

1. $\sigma_x(t) > Th_{\sigma_x}, \sigma_z(t) > Th_{\sigma_z}, \sigma_\theta(t) > Th_{\sigma_\theta}$, 여기서 $Th_{\sigma_{(x,z,\theta)}}$ 는 각 세 개 특성 값들의 임계값들이다.
2. 다음 특성값이 2보다 크거나 같은지를 조사
 - a. 일정한 범위내에서의 각속도 $\dot{\theta}(t)$ 의 0점 교차점의 개수 (그림 3의 위 그래프에 빨간 원으로 표시됨)
 - b. 만약 위의 개수가 2보다 적다면, 각도 변화의 수 (그림 3의 아래 그래프에서 파란 상향 화살표로 표시)을 찾는다.

여러 명의 사람들로 부터 얻어진 실험 결과로부터 알 수 있는 사실은 대개 사람들의 "평 걸음" 동작은 (그림 3)에 나타난 바와 같이 2가지의 대표적인 특징으로 나타난다는 것이다.

만약 상기한 조건을 만족한다면 인식기는 평지에서 한 걸음을 검출한 것이고, 이것을 보다 세분

된 3개 부 카테고리 - 느림, 보통, 빠름 - 로 다시 구별하게 된다. 이러한 구분은 다음 절에서 설명하는 위치 인식 성능을 개선시키는데 필요하기 때문이다. 제안된 구분 방법은 다음과 같은 입력을 가지는 퍼지 논리에 기초한 방법이다.

$$\vec{u}_L(t) = \{u_1, u_2, u_3\} = \{\sigma_x(t), \sigma_z(t), \sigma_\theta(t)\} \quad (2)$$

3개 평걸음에 대해 다음과 같은 퍼지 규칙을 만들었다.

IF $\{\sigma_x(t)$ is $M_x^i\}$ AND $\{\sigma_z(t)$ is $M_z^i\}$ AND $\{\sigma_\theta(t)$ is $M_\theta^i\}$, THEN 현재 평 걸음은 i 이다. 여기서 i 는 느림(S), 보통(N), 빠름(F)을 나타내는 인덱스다.

여기서 M_j^i 는 정규 분포 함수로 정의된 퍼지 멤버쉽 함수를 나타내며, 다음 식으로 표현된다.

$$\mu_j^i(u_j) = \exp\left(-\left[\frac{(u_j(t) - m_j^i)}{\sigma_j^i}\right]^2\right) \quad (3)$$

여기서 $j=1,2,3$ 이고 $i=S, N, F$ 이다.

이렇게 정규 분포 함수를 퍼지 멤버쉽 함수로 사용하는 이유는 평균 및 분산만을 조정하여 퍼지 집합의 특성을 쉽게 조절할 수 있기 때문이다. 따라서 여기서는 하나의 퍼지 집합을 평균 및 분산의 두 수만으로 표현하여 사용한다. 일례로 그림 6은 "평 걸음"에 대한 3개 부 카테고리에 대한 퍼지 집합과 "오름" "내림"에 대한 퍼지 집합을 보여준다.

주어진 입력 벡터와 퍼지 규칙을 사용하여 주어진 입력 벡터에 대한 3개 종류의 평 걸음의 적합도 정도를 다음 식과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \omega_1^s &= \min(\mu_1^s(u_1), \mu_2^s(u_2), \mu_3^s(u_3)) \\ \omega_1^N &= \min(\mu_1^N(u_1), \mu_2^N(u_2), \mu_3^N(u_3)) \\ \omega_1^f &= \min(\mu_1^f(u_1), \mu_2^f(u_2), \mu_3^f(u_3)) \end{aligned} \quad (4)$$

제안하는 인식기는 계단을 올라가는 "오름" 동작에 대한 인식도 퍼지 논리에 기초한 방법을 사용한다. (그림 4)에 화살표로 표시한 바와 같이 상방 가속도 $a_z(t)$ 의 양의 피크 부근에서 각속도 $\dot{\theta}(t)$ 가 음에서 양으로 변화하는 것을 검출하여 한 사이클을 구분하고, 다음과 같은 5개의 입력 신호와 퍼지 추론 기법에 의해 주어진 입력 벡터에 대한 "오름" 동작의 적합한 정도를 계산한다.

$$\vec{u}_U(t) = \{u_1, \dots, u_5\} = \{\sigma_x(t), \sigma_z(t), \sigma_\theta(t), \Delta\theta_1(t), \Delta\theta_2(t)\} \quad (5)$$

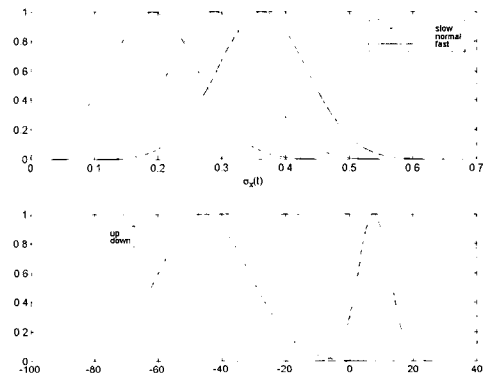
$$\omega^U = \min_{i=1,2,3,4,5} \mu_i^U(u_i) \quad (6)$$

주어진 입력 벡터에 대한 계단을 내려가는 "내림" 동작의 적합도 정도도 동일한 과정으로 계산가능하다. 다만 사용하는 입력 신호 벡터만이 다음과 같이 다르다.

$$\vec{u}_D(t) = \{u_1, u_2, u_3\} = \{\Delta\theta_1(t), \Delta\theta_2(t), \Delta\theta_3(t)\} \quad (7)$$

$$\omega^D = \min_{i=1, \dots, 3} \mu_i^D(u_i)$$

위에 식 (4), (6), (7)에 기술된 입력 벡터에 대한 5개 단위 동작의 적합도 정도 값, =S, N, F, U, D에서의 최대값이 임계값 Th_i 보다 크게 되면, 비로써 단위 동작 인식기는 새로운 걷기 동작을 검출, 인식한 것이다.



(그림 6) “평 걸음”의 세부 구별을 위한 $\sigma_x(t)$ 과 “오름”, “내림”을 위한 $\Delta\theta_1(t)$ 에 대한 멤버십 함수

$$S_l = \begin{cases} 0.8 & \text{for slow} \\ 1 & \text{for normal} \\ 1.18 & \text{for fast} \\ 0 & \text{for up and down} \end{cases} \quad (11)$$

2.3 위치 인식

본 절에서는 단위 동작 인식기에서 인식된 사용자 활동 중 위치 이동에 관련된 걷기 동작 - “평 걸음”, “오름”, “내림” - 과 디지털 나침반 센서를 통해 얻어지는 방향 정보를 이용하여 사용자의 위치 변동을 감지하는 위치 인식기에 대해 설명하겠다. 먼저 제안된 방법은 서론 부분에서 이미 설명한 것과 같이 최초 위치로부터 현재 위치까지의 상대 변위를 3차원 벡터로 표현하는 방법을 사용한다. 즉, 다음 식처럼 현재 상대 변위를 정의한다.

$$\vec{c}(k) = \{c_x(k), c_y(k), c_z(k)\} \quad (8)$$

여기서 k 는 단위 동작이 검출됐을 때를 구분하는 시간 스탬프를 나타낸다.

단위 동작 인식기가 새로운 걷기 동작을 검출하면, 위치 인식기는 먼저 다음 식과 같이 현재 상대 변위 벡터 값을 계산한다.

$$\begin{aligned} c_x(k+1) &= c_x(k) + S_l \cos(2\pi A_h) \\ c_y(k+1) &= c_y(k) + S_l \sin(2\pi A_h) \\ c_z(k+1) &= c_z(k) + S_s \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 S_l 은 단위 보폭을 나타내고, S_s 는 계단 하나의 높이 즉, z-축에 대한 단위 높이 (즉, “오름”에 대해선 1, “내림”에 대해선 -1)를 나타낸다. A_h 는 사용자의 진행 방향을 나타낸다. 2.1절에서 기술한 바와 같이 사용한 디지털 나침반이 제공할 수 있는 방위 정보가 4개 방향 값뿐이므로 실제로 A_h 값은 북쪽 방향을 기준으로 0, 90°, 180°, 270° 이렇게 4개 값만을 가진다. 단위 보폭을 나타내는 S_l 는 인식된 걷기 동작에 따라 다음과 같은 값을 가진다.

이러한 상수 값들은 선행 연구를 통해 얻어진 보폭 및 속도에 대한 관계식으로부터 얻어진 값으로, 일반적으로 성인이 자유롭게 보행을 하게 되면 여러 속도로 걷게 되고 이 경우 각각의 보폭도 달라지므로 이를 고려하여 보다 정확한 상대 변위를 추정하기 위해 도입하였다. 또한 계단 “오름”과 “내림” 동작을 인식함으로써 적용 가능한 공간을 복수 층의 실내 공간으로 확장할 수 있는데, 실제 계단을 오르거나 내려올 때에도 수직적으로만 이동하는 것이 아니라 수평적으로도 이동을 하지만 만약 “오름” 및 “내림” 동작에서 수평 이동 거리를 고려한다면 잘못된 오름 및 내림이 발생하는 경우 x 및 y 방향으로의 오차도 발생하게 되므로, 이를 방지하기 위하여 수평 성분을 0으로 취급하여 수직적인 거리 이동만을 고려하였다.

2.1절에서 기술한 바와 같이 상대 변위 벡터를 새로이 계산한 후에는 훈련 과정에서 구축된 위치 변동 벡터 테이블에 저장된 벡터들과 비교하여 일치하는 것을 찾는데, 위치 i 에서 j 로의 위치 변동 벡터는 다음 식과 같이 표현되며, 이 값들은 사용자의 실제의 반복된 경로 이동을 통해 얻어지는 평균 상대 변위 값으로 구해진다.

$$T_i^j = \{d_x^{ij}, d_y^{ij}, d_z^{ij}\}, i, j = 1, \dots, N, i \neq j \quad (12)$$

여기서 N 은 사용자가 지정한 인식 가능한 위치의 개수이며, i 는 시작 위치, j 는 도착 위치를 나타낸다. 테이블에서 동일한 벡터를 찾기 위해서 현재 벡터와 테이블에 저장되어 있는 벡터의 성분별 차이를 계산하여 비교하는데, 다음 식에 나타낸 바와 같이 각 성분별 차이값들이 일정한 임계값

$Th_i = \{th_x, th_y, th_z\}$ 이내일 경우 위치 인식기는 비로써 시스템이 이미 알고 있었던 출발 위치 i 에서 j 위치로의 이동이 완료했음을 인식한다. 한번 위치 변동을 인식한 후에는 사용자의 현재 위치를 j 위치로 변경하고 현재 상대 변위 벡터를 0으로 리셋시켜, 위치 인식 알고리즘을 새롭게 시작하는 형태로 구현되었다.

$$|c_x - d_x^j| < Th_x, |c_y - d_y^j| < Th_y, |c_z - d_z^j| < Th_z$$

3. 실험 결과

제안된 방법의 성능 검증을 위하여 구현된 프로토타입을 이용하여 복수의 사용자에 대한 활동 인식 성능 및 위치 인식 성능 실험을 실시하였다. 먼저 단위 동작 인식기의 성능 검증을 위해 23세에서 51세까지의 나이 분포를 가지는 2명의 여성 및 6명의 남성으로 구성된 8명의 피험자를 대상으로 실험을 실시하였으며, 실험 시 사용했던 신발의 종류는 일반 운동화, 슬리퍼, 및 하이힐 등이며, 바지도 청바지, 일반 면바지 등으로 매우 다양한 실 사용 조건에서 실시되었다. 먼저 훈련용 데이터를 위해 각각 20 걸음 정도의 의 "평 걸음" 및 24 걸음의 "오름", "내림" 데이터를 수집하였다. 다음으로 각 피험자로 하여금 약 90m 정도의 "평 걸음" 및 2개 층을 내려갔다 다시 제자리로 돌아오는 경로에 대한 데이터를 수집하였다. 훈련 데이터로부터 단위 동작 인식기에서 이용되는 각종 퍼지 집합의 특성값 (평균/분산 값) 및 임계값들을 추출한다. 일례로 <표 1>에 한 피험자에 대한 퍼지 집합의 정규 분포 멤버십 함수의 특성값을 나타냈다 (그림 6에도 도시함). <표 1>에 나타낸 것처럼 사용자가 빨리 걸을 수록 두 특성값 σ_x 및 σ_z 의 값도 증가함을 알 수 있다. 모든 사용자의 단위 동작 인식을 위해 사용된 임계값은 다음과 같다.

$$Th_{\sigma_x} = 0.08, Th_{\sigma_z} = 0.1, Th_{\sigma_\theta} = 2.5, Th_f = 0.6$$

8명의 피험자에 대한 제안된 사용자 활동 인식 방법 즉, 단위 동작 인식기의 성능 시험 결과를 <표 2>에 나타냈다. 표에 나타낸 바와 같이 8명 피험자에 대한 약 1000개 정도의 "평 걸음"에 대한 평균 인식률은 96%에 가까운 정확도를 나타냈으며, 선행 연구에서 많은 문제점을 나타냈던 "오름"의 경우도 약 95%의 정확도를 얻을 수 있었다.

<표 1> 한 피험자에 대한 퍼지 집합의 특성값 (평균/표준 편차)

입력 값	σ_x	σ_z	σ_θ	$\Delta\theta_1$	$\Delta\theta_2$	$\Delta\theta_3$
평걸음	m_1^i	m_2^i	m_3^i	-	-	-
느림	0.211	0.191	12.99	-	-	-
보통	0.236	0.288	11.92	-	-	-
빠름	0.269	0.363	12.05	-	-	-
평걸음	σ_1^i	σ_2^i	σ_3^i	-	-	-
	0.1	0.1	5	-	-	-
오름	m_1^U	m_2^U	m_3^U	m_4^U	m_5^U	-
	0.207	0.226	15.45	-45.78	38.88	-
	σ_1^U	σ_1^U	σ_3^U	σ_4^U	σ_5^U	-
	0.1	0.2	7	20	20	-
내림	-	-	-	m_1^D	m_2^D	m_3^D
	-	-	-	7.65	-24.48	25.11
	-	-	-	σ_1^D	σ_2^D	σ_3^D
	-	-	7	15	15	

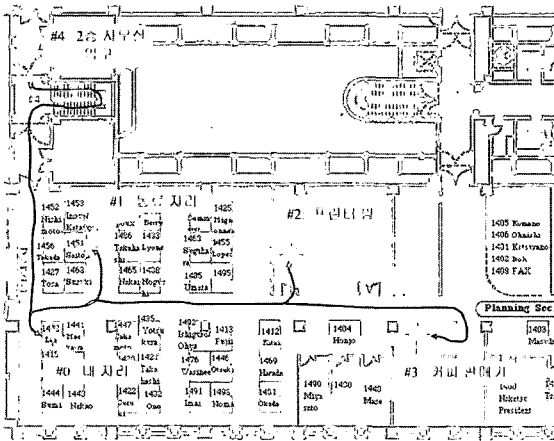
<표 2> 8명 피험자에 대한 단위 동작 인식기의 인식률

단위(%)	평 걸음	오름	내림	누락	총 걸음수
평 걸음	95.91	0.51	0.67	2.92	978
오름	0	94.35	0	5.65	195
내림	0.51	0	92.85	6.63	199

제안된 위치 인식 방법의 성능 평가를 위해 (그림 7)에 도시한 바와 같이 일반적인 사무실 환경에서 5개의 위치를 선정했다. 선정된 5개의 위치는 내 자리(#0), 동료의 자리(#1), 프린터 방(#2), 커

피 자동판매기(#3), 그리고 마지막으로 복층 환경에 대한 성능 검사를 위해 한 층 아래의 사무실의 입구(#4)로 선정하였다. 이러한 위치는 일상적인 사무 환경에서 가장 자주 이용되는 위치이므로 빈번한 위치 변경이 일어난다. (그림 7)에 도시한 바와 같이 각 위치 사이의 이동을 실선으로 표시하였다.

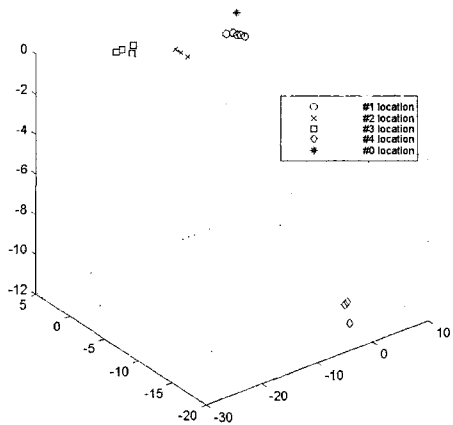
선정된 5개 위치에 대해 출발지와 도착지로서의 각각의 경로에 대해 3번씩의 이동 실험을 수행하여, 이 때 얻어지는 단위 동작 및 방향 데이터를 기초로 평균 상대 변위를 계산하여 위치 변동 벡터 테이블을 만들었다. <표 3>은 이렇게 얻어진 위치 변동 벡터 테이블을 보여준다. 일례로 (그림 8)에 자기 자리로부터 나머지 4개 위치까지의 평균 상대 변위를 도시하였다. 도시된 상대 변위 벡터가 변동 벡터 테이블로 이용되는 것이다.



(그림 7) 선정된 위치 및 경로를 도시한 2차원 지도

N개의 위치가 선정되었다면 모든 경로에 대한 인식을 위해서는 $N(N-1)$ 개의 위치 변동 벡터를 혼련 과정에서 구해야 하나, 본 실험에서는 5개 선정 위치에 대한 총 20개의 위치 변동에 대해 10개의 위치 변동에 대해서만 변동 벡터를 구하였다. (그림 8)에 나타난 바와 같이 동일 위치에 대

해서 약간의 위치 오차를 보이는데 그 이유는 보폭 추정과 방향 정보에 대한 오차 때문인 것으로 판단된다. 제안된 방법은 선행 연구와 마찬가지로 상대 변위를 계산하는 방법으로 dead-reckoning 방법을 사용하므로 방향 오차에 의한 위치 오차의 민감성 문제점은 동일하게 가지고 있으나, 기존의 방법과는 달리 절대적인 방향 정보의 정확함 감지가 필요한 것이 아니라 동일한 반복 특성만을 요구한다는 점에서 다소 방향 오차가 야기하는 오차를 줄일 수 있다.



(그림 8) 내 자리(#0)로부터 4개 위치(1~4)까지의 상대 변위 벡터

제안한 위치 인식 방법의 성능을 검사하기 위해 한 사람의 피험자를 대상으로 4개의 왕복 경로와 2개의 복합 경로에 대한 실험을 수행하였다. 실험 결과는 <표 4>에 나타내었다. 최종 평균 이동 변경 인식률은 91.8%로 매우 고무적인 성능을 얻었다. 실험 결과는 제안된 방법의 한계성도 나타냈다. 제안된 방법이 선행 방법의 문제점을 보완하기 위해 여러 방법이 시도된 것이지만 자기 자리(#0)에서 2층 사무실 입구(#4)까지와 같은 긴 경로에 대한 위치 변동 인식률의 경우는 제안된 방법도 일정한 한계점을 나타냈다. 그 이유는 사용하고 있는 기본적 위치 측정 방법이 상대적인 거리를

〈표 3〉 선정된 5개 위치에 대한 위치 변동 벡터 테이블

경로	d_x^{ij}	d_y^{ij}	d_z^{ij}	(th_x, th_y, th_z)
0→1	-3.79	-3.07	0	(1.6, 1.6, 1.2)
0→2	-13.20	-2.85	0	(2.0, 1.6, 1.2)
0→3	-19.00	0.75	0	(2.5, 1.6, 1.2)
0→4	0.40	-15.97	-11.30	(2.5, 2.5, 4.0)
1→0	3.34	3.32	0	(1.6, 1.6, 1.2)
1→2	-10.50	0.50	0	(1.6, 1.6, 1.2)
2→0	-12.40	2.65	0	(1.6, 1.6, 1.2)
2→3	-5.60	1.18	0	(1.6, 1.6, 1.2)
3→0	19.50	0.25	0	(2.5, 1.6, 1.2)
4→0	-2.73	14.63	10.33	(2.5, 2.5, 4.0)

〈표 4〉 4개의 왕복 경로와 2개의 복합 경로에 대한 위치 변동 인식을

경로	시도횟수	실패횟수	정확도(%)
0→1	22	0	100.0
1→0	22	1	95.5
0→2	22	0	100.0
2→0	22	1	95.5
0→3	20	1	95.0
3→0	15	3	85.0
0→4	15	2	86.7
4→0	16	3	78.6
0→1→2→0	14	1	93.8
0→2→3→0		0	100.0
평균			91.8

추정하는 dead-reckoning 방법에 기초하기 때문인데, 긴 경로를 보다 짧은 경로로 나누어 부분적으로 위치 변경을 인식하게 한다면 부분적으로는 해결할 수 있을 것으로 판단된다. 이는 오차의 축적을 막기 위한 방법의 하나로 이를 실현하기 위해서는 보다 정확한 단위 동작 인식 방법과 함께 매우 많은 위치의 선정이 필요하다.

또 다른 문제점은 한번의 잘못된 인식의 영향이 계속 남아 있는 것이다. 다시 말해 잘못된 위치 변경 인식에 의해 현재 위치를 다른 위치로 선정하게 되면 시작 위치가 잘못되는 것을 의미하므로,

이 후 시스템이 올바르게 단위 동작 인식과 방향 감지를 수행하여 정확한 상대 이동 벡터를 계산한다고 해도 적절한 위치 변동을 검출할 수 없다. 해결할 수 있는 방법은 절대 위치 측정 방법의 도입을 통해서만 해결할 수 있을 것으로 판단된다.

4. 결론

본 논문에서는 유비쿼터스 컴퓨팅의 여러 응용 시스템의 핵심 기능인 사용자의 상황 인식을 위해 필수적인 활동 및 위치 정보를 저가의 장착형 센서를 이용하여 인식하는 시스템에 대해 기술하였다. 제안된 방법은 3개의 기능 블록 - 장착형 센서 신호를 처리하는 "센싱 블록"과, 사용자의 현재 활동 중 이동과 관련된 동작 - 앉기, 서기, 평지 걷기, 계단 오르기, 계단 내려가기 - 을 감지 인식하는 "단위 동작 인식기"와, 인식된 단위 동작 중 걷기 동작 정보와 방향 정보를 기초로 dead-reckoning 방법을 기초로 상대 변위 벡터를 계산하여 이미 만들어져 있는 위치 변동 벡터 테이블과의 비교를 통해 위치 변경을 찾아내는 "위치 인식기"로 구성되었다. 제안된 활동 인식 방법은 8명 피험자에 대해 약 92% 정도의 인식 정확도를 얻었고, 위치 인식 방법은 일반적인 사무실 환경에서의 5개 위치에 대한 10 경로에 대해 91%의 인식 정확도를 얻었다.

향후 과제로서 제안된 방법에서 나타난 여러 문제점들을 해결하기 위해 절대 위치 측정 방법들과의 혼합 방식에 집중하여 연구하고자 한다. 제안된 방법과 같이 상대 위치 측정에 의한 위치 인식 방법이 능동 마커 시스템과 같은 기존의 절대 위치 측정만을 이용하는 방법의 여러 단점들을 보완하여 보다 정밀하고 정확하게 실내에서의 사용자 위치를 인식하고, 또한 보다 저렴하게 시스템을 개발, 운영하도록 도움을 줄 것으로 판단되므로, 상호 보완하는 최적의 방법을 찾고자 한다.

참고문헌

- [1] Weiser, M. The Computer for the 21st Century. Scientific American, September, 1991.
- [2] G. Chen and D. Kotz, "A Survey of Context-Aware Mobile Computing Research", Dartmouth Computer Science Tech. Report TR2000-381, 2000.
- [3] B. Schilit, N. Adams, and R. Want, "Context-aware computing applications", In Proc. of IEEE Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, 85-90, December, 1994.
- [4] Dey, A.K., "Understanding and Using Context", Personal and Ubiquitous Computing Journal, Vol. 5 (1), pp. 4-7, 2001.
- [5] D. Ashbrook, "Context sensing with the twiddler key-board," in The Third Int'l Symposium on Wearable Computers, (San Francisco), pp. 197-198, October 1999.
- [6] J. Farrington, A. J. Moore, N. Tibury, J. Church, and P. D. Biemond, "Wearable sensor badge & sensor jacket for context awareness," in Proc. of The Third International Symposium on Wearable Computers, (San Francisco, CA), pp. 107-113, IEEE Computer Society, October 1999.
- [7] C. Randell and H. Muller, "Context awareness by analysing accelerometer data," in The Fourth Int'l Symposium on Wearable Computers, (Atlanta, Georgia), pp. 175-176, October 2000.
- [8] K. V. Laerhoven and O. Cakmakci, "What shall we teach our pants?," in The Fourth Int'l Symposium on Wearable Computers, (Atlanta, Georgia), pp. 77-83, October 2000.
- [9] J. Hightower and G. Borriello, "Location systems for ubiquitous computing," IEEE Computer, vol. 34, pp. 57-66, August 2001.
- [10] N. B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan, "The cricket location-support system," in 6th ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (ACM MOBICOM), (Boston, MA), pp. 32-43, August 2000.
- [11] C. Randell and H. Muller, "Low cost indoor positioning system," in International Conference of Ubicomp 2001: Ubiquitous Computing (G. D. Abowd and B. B. S. Shafer, eds.), (Atlanta Georgia), pp. 42-48, Springer, October 2001.
- [12] P. Castro, P. Chiu, T. Kremenek, and R. Muntz, "A probabilistic room location service for wireless networked environments," in International Conference of Ubicomp 2001: Ubiquitous Computing (G. D. Abowd and B. B. S. Shafer, eds.), (Atlanta Georgia), pp. 18-34, Springer, October 2001.
- [13] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "Radar: An in-building rf-based user location and tracking system," in Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM 2000), (Tel Aviv, Israel), pp. 775-784, March 2000.

- [14] H. Aoki, B. Schiele, and A. Pentland, Realtime personal positioning systems for a wearable computers,' in The Third Int'l Symposium on Wearable Computers}, (San Francisco), pp.~37-43, October 1999.
- [15] W. Rungsrityotin and T. E. Starner, Finding location using omni- directional video on a wearable computing platform,' in The Fourth Int'l Symposium on Wearable Computers}, (Atlanta, Georgia), pp.~61-68, IEEE CS Press, October 2000.
- [16] S.-W. Lee and K.~Mase, A personal indoor navigation system using wearable sensors,' in The Second Int'l Symposium on Mixed Reality (ISMR01)}, (Yokohama, JAPAN), pp.~147-148, Mixed Reality Systems Lab. Inc., March 2001.
- [17] S.-W. Lee and K.~Mase, Incremental motion-based location recognition,' in The Fifth International Symposium on Wearable Computers}, (Zurich, Switzerland), pp.~123-130, IEEE CS Press, October 2001.

저자약력



이 선 우

1990년 KAIST 전기 및 전자공학과 (공학사)
1992년 KAIST 전기 및 전자공학과 (공학석사)
1996년 KAIST 전기 및 전자공학과 (공학박사)
1996년~2000년 삼성전자 (주) 생활시스템 연구소 선임 연구원
2000년~2002년 일본 ATR Media Information Science Lab. 연구원
2002년 -현재 한림대학교 정보통신공학부 조교수
관심분야: 유비쿼터스 컴퓨팅, 상황 인식 컴퓨팅, 위치 인식, 실시간 내장형 시스템