

유비플로어를 이용한 사용자 인증 시스템

(The User Identification System using the ubiFloor)

이 승 현[†] 윤 재 석^{**} 류 재 하^{***} 우 운 택^{****}
 (Seunghun Lee) (Jaeseok Yun) (Jeha Ryu) (Woontack Woo)

요 약 본 논문에서는 사용자의 발걸음 정보를 이용하여 유비쿼터스 컴퓨팅 환경 중 가정과 같이 규모가 크지 않은 곳에서 사용자의 위치 추적 및 인식이 가능한 유비플로어 시스템을 제안한다. 유비쿼터스 환경에서 개인화 된 위치 기반 서비스를 제공하기 위해서는 사용자 및 위치 정보가 반드시 필요하다. 기존의 시스템은 이를 위해서 태그등의 센서를 휴대하거나 카메라등의 비접촉 센서를 사용하였다. 그러나 이들은 사용자에게 불편함을 주거나 주변 노이즈에 민감한 단점이 있다. 이를 극복하기 위해, 사용자가 걸을 때의 지면 반력을 이용한 플로어-기반의 인증 시스템이 제안되었으나 시스템을 구성하는 센서와 주변 기기가 비싸다는 단점이 있다. 제안된 시스템은 썬 ON/OFF 스위치 센서들을 사용해 일상생활에서 걷는 사용자의 발걸음 패턴을 파악하여 사용자를 인증한다. 성인 남녀 10명을 대상으로 실험하여 평균 90%의 인식률을 얻었으며, 사용자는 인증받기 위해 특별한 장치의 착용이나 특정한 행동을 취할 필요가 없다.

키워드 유비플로어, 발걸음 패턴, 위치 추적, 사용자 인증

Abstract We propose the ubiFloor system to track and recognize users in ubiquitous computing environments such as ubiHome. Conventional user identification systems require users to carry tag sensors or use camera-based sensors to be very susceptible to environmental noise. Though floor-type systems may relieve these problems, high cost of load cell and DAQ boards makes the systems expensive. We propose the transparent user identification system, ubiFloor, exploiting user's walking pattern to recognize the user with a set of simple ON/OFF switch sensors. The experimental results show that the proposed system can recognize the 10 enrolled users at the correct recognition rate of 90% without users' awareness of the system.

Key words : ubiFloor, Walking Pattern, User Tracking, User Identification

1. 서 론

컴퓨팅 파워의 급속한 성장으로 인하여 개인화된 서비스가 최근 들어 가능해지고 있다. 이러한 서비스를 제공하기 위해 보다 편안하고 지능적인 사용자 인증 시스템의 필요성이 요구되고 있다. 기존에는 사용자가 컴퓨터를 사용하기 위해 컴퓨터 앞에 앉아 ID와 암호를 입력하여 사용자 인증을 수행하였으나 컴퓨팅 자원이 특정한 장소에 위치한 것이 아니라 분산되어 위치한 유비

쿼터스 컴퓨팅(Ubiquitous computing) 환경에서는 인증 수단이나 절차 등에 있어서 다양한 방법이 필요하다.

1.1 무선주파수(RFID) 시스템

사용자 인증 방법의 대표적인 예로서 무선주파수를 이용한 시스템을 들 수 있다. 액티브 배지(Active badge) [1], BAT[2], 그리고 RADAR[3]은 각 센서에 포함된 고유한 ID 값을 비교하여 등록된 사용자를 알아내며 추가로 위치정보도 얻어낸다. 이러한 무선주파수 시스템의 장점으로는 주변의 밝기와 같은 사용자 주위환경 잡음에 강건하고 인식률이 높다는 점을 들 수 있다. 그러나 사용자는 항상 배지나 태그와 같은 센서를 몸에 지니고 다녀야 하고 센서의 크기가 작기 때문에 분실할 가능성이 있다.

1.2 생체인식(Biometrics)

생체인식은 DNA, 귀, 얼굴, 홍채, 지문, 손바닥, 음성, 걸음걸이 등 사람마다 독특한 생체정보를 추출하여 이를 정보화하여 인증 시스템에 이용하는 방식이다. 생체

· 본 논문은 광주과학기술원과 삼성전자의 지원으로 수행되었음

† 비 회 원 : 한국항공우주연구원

slce@kari.re.kr

** 비 회 원 : 광주과학기술원 기전공학과

zapper@gist.ac.kr

*** 비 회 원 : 광주과학기술원 기전공학과 교수

ryu@gist.ac.kr

**** 종신회원 : 광주과학기술원 정보통신학과 교수

wwoo@gist.ac.kr

논문접수 : 2003년 9월 5일

심사완료 : 2005년 2월 24일

인식 시스템은 위에서 기술한 무선주파수 시스템처럼 사용자가 인증받기 위해 특별히 센서를 휴대하지 않아도 되어 편안한 사용자 인터페이스를 제공하고, 사람의 생체정보는 복제하기 어렵기 때문에 높은 신뢰도를 가지고 있다. 그러나 현재까지 개발된 생체인식 기술은 편리하고 정확한 사용자 인증을 수행하지 못하고 있는 형편이다[4,5]. 예를 들어 카메라를 센서로 사용하는 시스템은 사용자와 카메라 사이에 다른 물체가 가릴 경우, 그림자가 많이 생길 경우, 사용자 주위 빛의 세기에 따라 인식률이 큰 영향을 받는다. 음성을 이용한 인증 시스템은 배경 잡음에 의해 영향을 받으며 지문인식 시스템은 직업상 혹은 유전적으로 지문이 뚜렷하지 않은 사용자의 경우 그리고 사용자의 지문이 정확히 채취가 되지 않은 경우 인식률이 현저히 떨어진다.

사용자 인증 절차 및 환경 또한 생체인식 시스템에 있어서 중요한 고려 대상이다. 음성인식의 경우에는 도서관처럼 조용한 환경에서는 사용되기 힘들고, 홍채인식의 경우에는 사용자가 인증 받기 위해 기기 앞에 서서 한곳을 응시하거나 일정시간 동안 신체 움직이지 않는 것과 같은 특정한 동작을 취해야 하기 때문에 자연스럽지 못한 사용자 인터페이스를 가진다. 이러한 제약점을 가진 시스템은 가정환경과 같이 편안함을 필요로 하는 환경에 적용하기에는 적절치 않다. 이와 같이 생체인식 시스템의 개발 및 보급화에는 몇 가지 어려운 점들이 있는데 크게 생체 정보의 정확도, 축적해야 할 데이터의 크기, 안정성, 사생활 침해 등을 들 수 있다[6].

1.3 걸음걸이(Gait) 인식

걸음걸이 인식은 사람마다 각기 다른 독특한 걸음걸이 형태 및 습관을 이용하여 인식을 하는 방법이다. 사람의 걸음걸이가 인식에 사용될 수 있는 가능성은 수학 및 의학과 같은 다른 분야에서 제안되어 왔는데[7], 이러한 걸음걸이 인식 시스템은 크게 카메라-기반(Vision-based) 방법[7,8]과 플로어-기반(Floor-based) 방법[9,10]으로 나눌 수 있다. 카메라-기반 인식 방법은 사람이 걷는 영상으로부터 여러 가지 특징들을 추출하여 인식하는 방법으로 얼굴 인식등과 같이 높은 해상도의 카메라를 요구하지 않고 사용자로부터 일정 거리를 떨어져서 인식이 가능하다는 장점이 있으나 빛을 이용하는 카메라 센서의 특징 때문에 환경에 따라 채취한 생체 정보의 정확도가 떨어질 수 있고, 사생활 침해의 여지가 있어 사적인 장소에는 보급하기에 어려움이 있다. 이에 반해, 플로어-기반 걸음걸이 인식 방법은 걸음걸이로부터 파생되어지는 발자국(Footstep) 정보를 이용하여 사람을 인식하는 방법으로서, 대표적인 예로 액티브 플로어[9]와 스마트 플로어[10]가 있다. 플로어-기반

인식 방법은 사람의 발자국만을 이용하기 때문에 사생활이 보호되고 빛의 세기와 상관없이 24시간 사용될 수 있다는 장점이 있다.

액티브 플로어는 3×3 개의 타일로 이루어져 있고 각 타일의 네 귀퉁이에 4×4개의 로드 셀(Load cell)을 설치하였다. 사용자가 플로어 위를 걸을 때 각 로드 셀로부터 신호를 읽어 들어 사용자 발바닥에 작용하는 지면반력(Ground Reaction Force)의 수직 정보를 추출해 이를 사용자 인식을 위한 특징(Feature)으로 사용하였다. 사용자 인식 과정은 먼저 각 피 실험자의 발자국을 은닉 마코프 모델(Hidden Markov Model)을 이용해 모델링 하여 저장한 뒤 임의의 발자국 모델을 입력으로 주어 인식을 하였다. 실험결과 15명의 사용자에 대하여 91% 정확한 인식률을 보였다.

스마트 플로어 또한 액티브 플로어와 유사하게 로드 셀을 이용해 사용자의 지면반력을 측정하여 특징으로 사용하였다. 그러나 액티브 플로어와는 달리 타일 한 장과 네 개의 로드 셀만을 사용하여 발자국 하나만을 채취할 수 있도록 제작하였다. 사용자 인식 과정은 각 피 실험자의 발자국에서 지면반력 변화도(Profile)를 구하여 10개의 특징값(Feature values)들을 추출해 저장한 뒤 임의의 발자국 모델이 들어 왔을 때 10개의 특징값들에 대해 유클리디언 거리를 구하여 최소값을 선택하는 방법으로 인식을 하였다. 실험결과 15명의 사용자에 대하여 93%의 정확한 인식률을 보였다.

이러한 플로어-기반 인식 시스템은 사용자가 걸을 때의 지면반력을 측정하여 특징으로 이용하기 때문에 비싼 로드 셀을 필요로 한다. 액티브 플로어의 경우, 사용자 위치 추적을 위해 다수의 타일을 가정에 설치한다고 가정했을 때 전체 시스템의 비용이 증가하게 될 뿐만 아니라 각 로드 셀로부터 신호를 모아야 하는 점을 고려했을 때 데이터 획득(Data Acquisition) 시스템 구축비용도 큰 제약이 된다. 스마트 플로어는 사용자 인증만을 위해 하나의 타일만을 사용하여 사용자 위치 추적이 불가능하고 타일을 늘릴 경우 액티브 플로어와 같은 문제를 가진다. 특히 사용자 인증에 있어서도 사용자들은 정확한 지면반력 측정을 위해 타일의 중앙을 밟아야 하기 때문에 자연스럽게 못한 느낌을 받을 수 있다.

본 논문에서 제안된 시스템은 사용자에게 충분한 공간을 제공하여 특정 부분을 밟지 않아도 되고 일상생활에서의 자연스러운 걸음걸이를 재현하였다. 그림 1은 제안된 유비 플로어 시스템의 개략도를 보여준다. 넓은 크기의 바닥 장판에 값싼 ON/OFF 스위치 센서들을 배열하고 사용자가 바닥 장판 위를 걸어가갈 때 센서들로부터 각 센서들의 상태 정보를 데이터 획득 보드가 읽어 들여 호스트 PC에 전달한다. 호스트 PC는 수집한 센서들

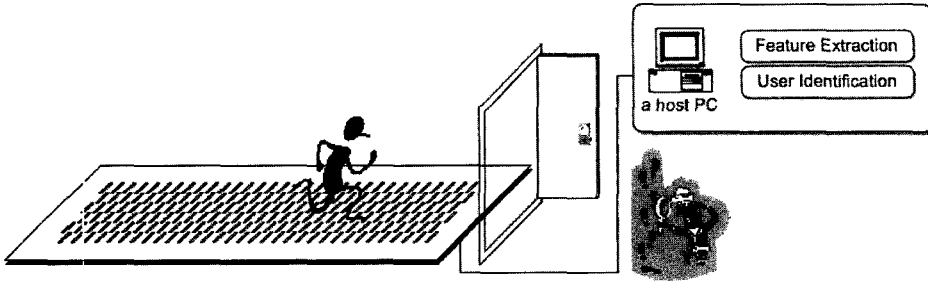


그림 1 유비플로어를 이용한 사용자 인증 시스템의 개략도

의 상태 정보로부터 각 발걸음의 위치 정보 및 패턴을 이끌어 내고 이를 이용해 신경망을 학습시킨다. 이후 사용자 인식을 위하여 새로운 발걸음 패턴을 학습된 신경망에 입력하여 사용자를 구별한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 사용자의 발걸음 정보를 수집하는 유비플로어 시스템을 소개한다. 3장에서는 수집한 발걸음 정보로부터 사용자 인식에 사용하기 위한 특징값 추출 및 인식 소프트웨어를 설명한다. 4장에서는 실험 환경과 실험 결과를, 5장에서는 결론을 설명한다.

2. 유비플로어 시스템

1절은 ON/OFF 스위치 센서와 센서로부터 값을 읽어들이고 전송하는 데이터 획득 보드를 포함하는 하드웨어 시스템 구성에 대해 설명하며, 2절은 센서 상태 정보를 수집하는 데이터 획득 과장파호스트 PC로 전송하는 데이터 전송 과정에 대해 설명한다.

2.1 시스템 구성

유비플로어 시스템은 바닥 장판에 설치된 144개의 ON/OFF 스위치 센서와 이들 센서로부터 데이터를 수집하여 호스트 PC로 전송하는 마이크로 프로세서가 포함된 데이터 획득 보드로 구성되어 있다. 사용자의 발걸음 정보를 모으기 위해 크기가 14cm×2.5cm인 저렴한 구조가 간단한 ON/OFF 스위치 센서가 사용되었다. 그림 2는 ON/OFF 스위치 센서의 외형과 센서를 동작시키기 위한 회로도를 나타낸다.



그림 2 ON/OFF 스위치 센서의 외형과 회로도

표 1은 기존의 플로어-기반의 시스템에서 사용된 로드 셀 센서와 본 논문에서 사용한 ON/OFF 스위치 센서의 비교표이다. 가장 큰 차이점은 로드 셀은 무게를 측정하고 ON/OFF 스위치 센서는 눌렀는지 만을 나타내는 디지털 값을 측정한다.

표 1 기존 시스템과의 센서 비교표

	로드 셀	ON/OFF 스위치 센서
측정내용	무게	on 또는 off
가격	높음	낮음
출력형태	아날로그	디지털

플로어에 스위치 센서들을 효과적으로 배열하기 위해 셀(cell) 개념을 도입하였다. 한국인 성인 남자의 발 크기가 30cm이하임을 고려하여 한 걸음에 최대 4개의 센서가 눌릴 수 있도록 셀의 크기를 30cm×30cm로 정하고 4개의 센서를 그림 3과 같이 셀 안에 배치했다. 센서의 높이로 인하여 사용자가 플로어 위에서 걸을 때 요철로 인한 불편함을 느낄 수 있으므로 센서와 같은 높이의 장판에다가 센서가 위치할 곳에 센서 모양의 홈을 내고 센서를 채워 넣어 플로어를 구성하였다.

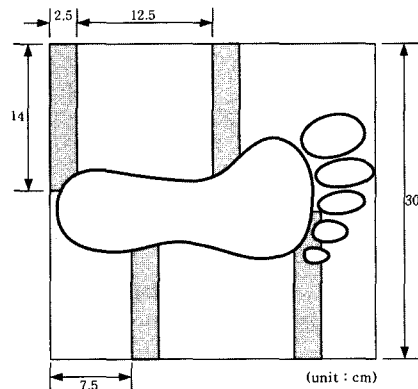


그림 3 셀과 센서의 배열

사용자가 걸을 때 충분한 거리를 확보해 주기 위한 플로어를 구성하기 위해 그림 4와 같이 12×3개의 셀들로 구성된 유비플로어(3.6m×0.9m)를 구현하였다. 그림 5는 구현되어 실험실에 설치된 유비플로어를 보여준다.

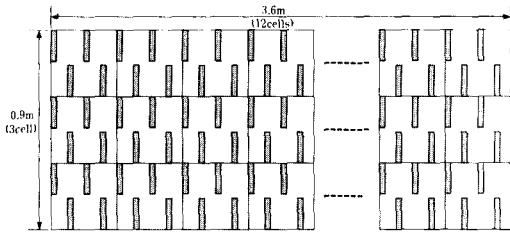


그림 4 유비플로어의 구조



그림 5 구현된 유비플로어

유비플로어에 배치한 144개의 ON/OFF 스위치 센서들로부터 센서들의 상태 정보를 읽어 들이기 위해 80KC196 마이크로 프로세서, 18개의 8-비트 버퍼, 2개의 16-비트 DEMUX 그리고 6개의 50-핀 커넥터로 구성된 데이터 획득 보드를 그림 6과 같이 구현하였다. 이 과정에서 효율적인 데이터 획득을 위해 그림 7처럼 같은 열에 인접한 두개의 셀 안에 배치한 센서 8개를 묶어 블록이라 부르고 대응하는 8-비트 버퍼에 연결하였다. 데이터 획득 보드의 전체 회로 구성은 다음과 같다. 그림 2와 같은 센서 회로의 출력선들을 블록별로 8개씩 모아 50 핀 커넥터를 통해 대응하는 각 버퍼의 입력단으로 연결하고, 각 버퍼들의 출력단은 공통으로 묶어 마이크로 프로세서의 8-비트 디지털 입력단에 연결하였다. 모든 버퍼들이 마이크로 프로세서의 8-비트 데이터 버스를 공통으로 사용하므로 선별적인 버퍼 선택을 하기 위해 16 비트 DEMUX의 각 비트 출력핀을 대응하는 각 버퍼의 인에이블(Enable) 입력핀에 연결하였다. DEMUX의 입력핀은 마이크로 프로세서의 8-비트 어드

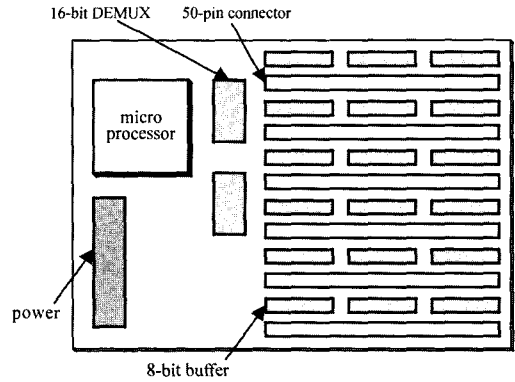


그림 6 DAQ 보드의 구조

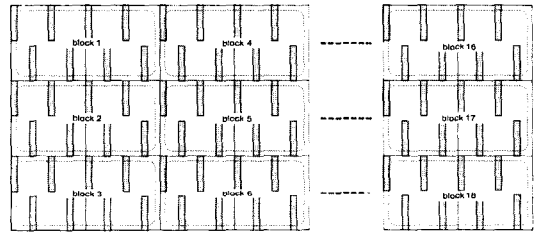


그림 7 유비플로어의 18개 블록

레스 버스와 연결하였다. 최종적으로 마이크로 프로세서의 UART포트를 RS232C 케이블을 통해 호스트 PC의 COM1포트와 연결한다.

2.2 데이터 획득 및 전송

마이크로 프로세서가 144개의 ON/OFF 스위치 센서들로부터 상태 정보를 읽어 들이기 위해 다음과 같은 데이터 획득 과정을 거친다. 먼저, 마이크로 프로세서는 2개의 16-비트 DEMUX에게 제어 신호를 보내 18개의 버퍼를 순차적으로 하나씩 인에이블을 시킨다. 각 버퍼가 DEMUX로부터 인에이블 신호를 받았을 때 버퍼는 마이크로 프로세서의 8-비트 데이터 버스를 독점할 수 있게 되고, 마이크로 프로세서는 인에이블된 버퍼에 연결된 8개 스위치 센서의 상태 정보를 읽어 들인다. 이렇게 순차적으로 18개의 버퍼가 인에이블이 되고 마이크로 프로세서가 인에이블된 버퍼값을 읽어 들이면 144개의 디지털 값으로 구성된 하나의 데이터 집합(data set)을 획득할 수 있다. 그림 8은 데이터 획득 과정을 위한 데이터 흐름도를 보여준다.

데이터 획득 과정을 거친 뒤, 마이크로 프로세서는 획득한 하나의 데이터 집합을 이전에 획득했던 데이터 집합과 비교하여 하나 이상의 센서에서 상태 변화[ON→OFF 또는 OFF→ON]가 일어났을 때 변화 내용을 호스트 PC에 RS232C 케이블을 통해 전송한다. 호스트 PC

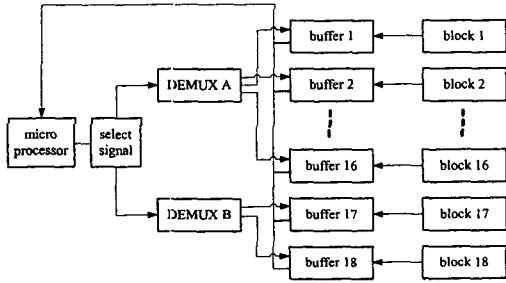


그림 8 데이터 흐름도

로 전송하는 데이터 포맷은 그림 9와 같이 변화가 일어난 센서를 포함하는 블록의 번호와 데이터로 구성되어 있다. 그리고 하나의 데이터 집합에서 일어난 변화를 전송한 뒤 SYNC_BIT를 추가로 전송하여 하나의 데이터 패킷이 끝났음을 호스트 PC에게 알려준다. 블록의 번호 (BLOCK #)는 1에서 18까지의 값을 갖고, 블록의 데이터(DATA)는 8-비트 즉, 0x00에서 0xFF까지의 값을 가질 수 있다.

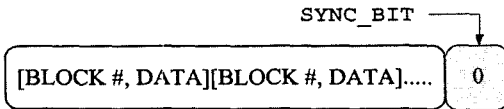


그림 9 호스트 PC로 전송하는 데이터 패킷의 포맷

예를 들어 그림 10과 같이 유비플로어의 센서들에서 상태 변화가 있을 때, 변화가 일어난 센서를 포함하는 블록 번호와 데이터를 순차적으로 호스트 PC에 전송한다. 그림 10에서 볼 수 있듯이 1, 2, 그리고 5번 블록에서 상태 변화가 일어났으므로, 해당 블록의 데이터와 함께 그림 11과 같은 데이터 포맷을 구성하여 호스트 PC로 전송한다. 여기서 데이터의 하위 네 비트[BIT0:3]는 센서 번호 1-4에 해당하고, 상위 네 비트[BIT4:7]는 센서 번호 5-8에 해당한다. 예로서, 블록 2의 경우 5번째와 7번째 센서에서 변화가 일어났으므로 해당 블록 데이터는 0x50(=01010000)이다.

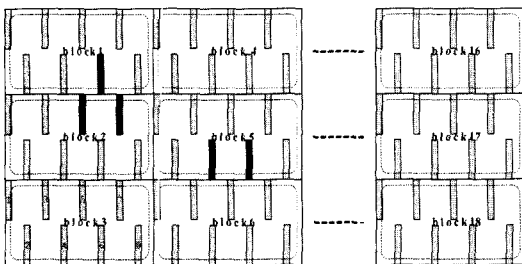


그림 10 유비플로어의 센서 상태 예제

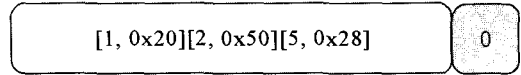


그림 11 호스트 PC로 전송하는 데이터 패킷의 예제

호스트 PC가 마이크로 프로세서로부터 SYNC_BIT를 전송 받았을 때, 다시 말해서 하나의 데이터 패킷을 전송 받았을 때, 호스트 PC는 패킷을 전송 받았을 때의 시간을 기록하고 블록 번호와 데이터를 센서 좌표[i j]들로 변환한다. i는 센서의 열(row)을 의미하며 0부터 23까지의 값을 가질 수 있고, j는 센서의 줄(column)을 의미하며 0부터 5까지의 값을 갖는다. 예를 들어 호스트 PC가 마이크로 프로세서로부터 그림 11과 같은 데이터 패킷을 전송 받았을 때, 호스트 PC는 데이터 패킷을 'RECEIVED_TIME [2 1][2 2][3 2][5 3][6 3]'과 같은 문자열로 변환하여 디스크에 기록한다. 그림 12는 호스트 PC가 5개의 데이터 패킷을 받았을 때 변환하여 기록한 센서 인덱스들을 보여준다.

0:163254	[11 2]		
0:195214	[11 2]	[13 3]	
0:245687	[11 2]	[13 3]	[14 3]
0:298456	[13 3]	[14 3]	
0:354751	[14 3]		

그림 12 전송된 데이터 패킷들의 변환 예제

3. 유비플로어를 이용한 사용자 인증

1절은 유비플로어로부터 수집한 센서들의 상태 정보들로부터 사용자의 걸음 패턴을 추출하는 과정을 설명하고, 2절은 추출된 걸음 패턴을 바탕으로 신경망을 이용해 사용자를 인증 하는 과정을 설명한다.

3.1 발걸음 패턴 추출

발걸음 패턴 추출을 위한 소프트웨어는 크게 스텝-특징(step-feature) 추출 과정과 이를 이용해서 발걸음 패턴을 추출하는 워킹-특징(walking-feature) 추출 과정으로 이루어진다.

스텝-특징 추출 소프트웨어는 사용자가 한번 유비플로어 위를 걸어갔을 때 데이터 획득 보드로부터 수집한 데이터 집합들의 모음을 분석하여 사용자의 발자국(foopstep)들을 찾아내고, 각 발자국들의 특징들을 추출한다. 그림 13은 사용자가 한번 유비플로어 위를 걸어갔을 때 발자국들을 찾아내는 예를 보여준다.

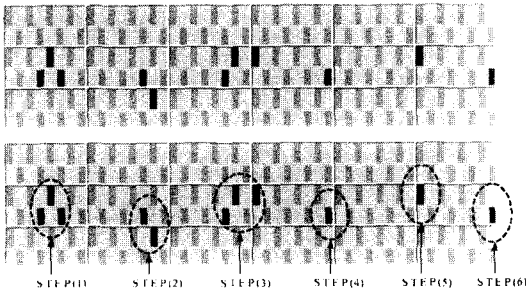


그림 13 발자국들을 찾아내는 예제

사용자들의 발자국들을 모델링하기 위해 그림 14와 같이 발자국 모델을 만들고 다음과 같은 네 개의 스텝-특징값들을 사용하였다.

- 1) 발자국 안에서 가장 뒤에 위치한 센서의 X 좌표
- 2) 발자국 안에서 가장 뒤에 위치한 센서의 Y 좌표
- 3) 발자국 안에서 눌린 센서의 개수
- 4) 발자국의 종류

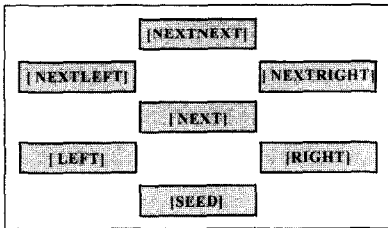


그림 14 발자국 모델

그림 14에서 볼 수 있듯이 한 발자국 안에서 가장 뒤에 위치한 센서가 시드(seed) 센서가 되고, 이를 기준으로 하여 각 스텝-특징값들을 추출한다. 그림 15는 실험 데이터들을 고려해 작성한 일어날 수 있는 모든 발자국의 종류들을 보여준다.

스텝 특징 추출 과정을 통해 얻은 특징값들을 워킹-특징 추출 소프트웨어의 입력으로 이용하여 워킹-특징값들을 추출할 수 있다. 본 논문에서는 다음과 같이 다섯 개의 워킹-특징값들을 이용하였다.

- 1) FX: 각 발자국의 가장 뒤에 위치한 센서의 실제 X 위치
- 2) FY: 각 발자국의 가장 뒤에 위치한 센서의 실제 Y 위치
- 3) com_FX: 각 발자국의 종류에 따라 FX를 보상한 실제 X 위치
- 4) com_FY: 각 발자국의 종류에 따라 FY를 보상한 실제 Y 위치
- 5) nSensor: 각 발자국 안에서 눌린 센서의 개수

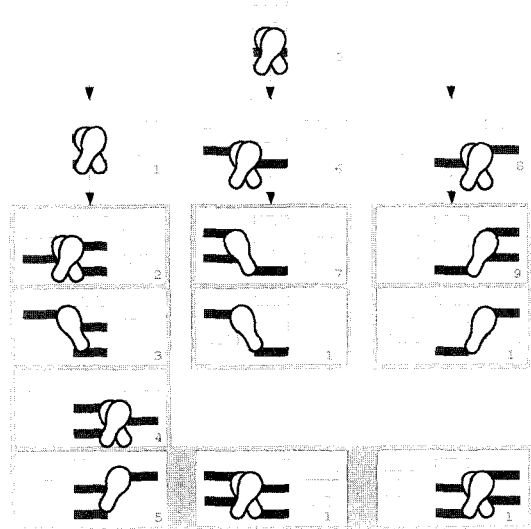


그림 15 가능한 발자국의 종류

FX와 FY는 유비플로어의 왼쪽 아래 구석을 좌표계의 원점으로 정했을 때 각 발자국 내의 시드 센서의 실제 위치를 나타낸다. com_FX와 com_FY는 그림 16과 같이 발자국의 종류에 따라 FX와 FY를 보상하여 얻을 수 있는 각 발자국의 중심 좌표를 나타낸다. 마지막으로 nSensor는 스텝-특징 추출과정에서 얻은 값을 그대로 사용한다.

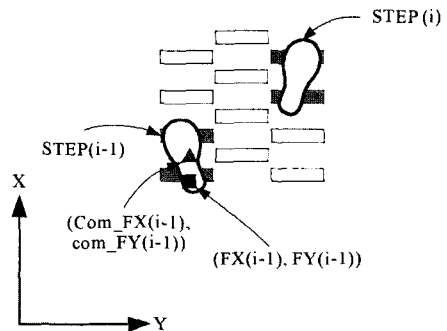


그림 16 워킹-특징 추출 과정

3.2 사용자 인증

사용자 인증을 위하여 다층 퍼셉트론(MLP) 신경망을 사용하였다 [13]. 신경망은 병렬로 동작하는 간단한 뉴런(Neuron)들로 이루어져 있다. 이러한 구성요소는 생명체의 신경 시스템으로부터 유래되어졌고 구성 요소들 간의 연결에 따라 네트워크 함수가 결정되어진다. 특정한 네트워크 함수를 수행하기 위해 신경망을 훈련시키는데, 이것은 구성 요소들 사이의 연결강도를 조정

함으로써 수행된다. 본 논문에서 사용된 학습 알고리즘은 역전파 알고리즘이다. 역전파 알고리즘에서 구성 요소들의 연결강도 변경 방향은 목표 값의 계산 방향과 반대로 이루어진다. 이러한 역전파 알고리즘을 이용한 신경망은 잘 훈련된다면, 훈련 시 발견되지 못했던 데이터 값에 대해서도 정확하게 분류 할 수 있는 능력을 보여준다. 신경망 이론은 비선형적인 문제들을 해결하는데 있어, 다른 이론에 비해 시간과 비용이 적게 드는 장점을 가지는 유용한 이론이다.

신경망의 구조는 그림 17과 같이 세 개의 층으로 이루어져 있다. P_1 개의 신경으로 이루어진 입력층 N_1 , P_2 개의 신경으로 이루어진 은닉층 N_2 , 그리고 M 개의 신경으로 이루어진 출력층 N_3 로 구성된다. 입력층 N_1 은 사용자 발걸음들로부터 계산되어진 워킹-특징값들이 P_1 개의 신경으로 매핑된다. 사용자의 걸음걸이 특징은 하나의 발걸음 특징값으로 나타내어 질 수 없기 때문에 여러 개의 발걸음을 사용한다. 만약 발걸음별 특징값 개수를 F_N 이라 하고, 사용자의 걸음걸이 특징을 나타내기 위한 발걸음의 수를 S_N 이라 하면, 입력층에 사용될 신경의 총 개수 P_1 은 $F_N \times S_N$ 이다. 은닉층 N_2 의 신경 개수 P_2 는 실험에 의하여 최적화 된 값이 결정되며, 출력층 N_3 의 신경 개수 M 은 구분하고자 하는 사용자의 수를 나타낸다.

지도학습을 사용하기 때문에 훈련을 하기 위한 각각의 입력 패턴과 이때 나타내어져야 할 출력 패턴은 정해져 있다. 은닉층과 출력층 사이는 선형 전이함수를 사용하여 계산된 값을 전달하며, 입력층과 은닉층 사이는 탄젠트-시그모이드 전이함수를 사용하여 값을 전달한다. 이러한 수렴 값을 가지는 비선형 전이함수는 데이터가 노이즈를 가질 때 적절하게 조정해 주는 역할을 하며, 일반적으로 완만한 값을 출력으로 가지는 함수는 학습에 더욱 더 효과적이다.

신경망 훈련 과정은 다음과 같다. 먼저 특징값들은 전처리 과정을 거친 후 입력층에 입력된다. 전처리 과정이

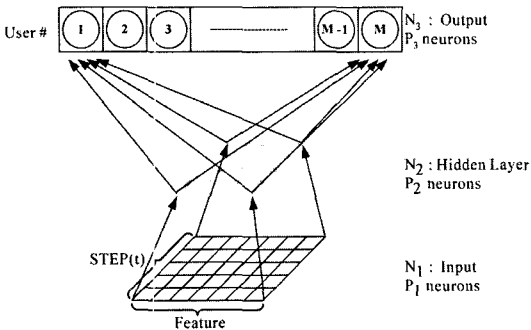


그림 17 사용자 인증 시스템에 사용된 신경망의 구조

란 입력 값들의 범위가 각각의 필드마다 다르기 때문에 전체 입력값을 -1과 1사이의 값으로 비율을 변경하는 것이다. 전처리 과정을 거친 특징값들은 입력층의 뉴런으로 입력되며, 은닉층의 연결강도와 bias 값들은 주어진 학습 알고리즘에 의해 변경된다. 주어진 입력값에 해당하는 출력값과 훈련에 의해 계산된 출력값이 일치할 때까지 훈련 과정을 거친다. 훈련이 끝나면 테스트 특징들이 입력으로 주어지며 그때의 사용자를 선택하기 위해서 최고값을 가진 출력층 노드를 선택하여 그 노드의 번호를 사용자 번호로 인식한다.

$$User_Number = \max(O_1, O_2, \dots, O_M)$$

O_i 는 출력층의 i 번째 노드를 나타내며, M 은 훈련된 사용자의 수를 나타낸다.

그림 18은 훈련에 주어진 입력과 출력 데이터를 보여 주며, 중간에 입력층, 은닉층, 그리고 출력층이 위치하여 주어진 입력 데이터에 대해 계산을 한 후, 최고값을 가진 출력층의 노드를 선택하여 사용자의 번호로 선택한다. 주어진 오차 범위 내에서 출력값이 일치하면, 훈련 과정을 마치고 훈련 과정에서 주어지지 않은 입력 데이터와 출력 데이터를 사용하여 실험을 한다. 신경망을 사용한 목적이 훈련에 사용되지 않은 데이터에 대해서도 예측가능하기 때문이며, 제안된 시스템의 유용성을 검증하기 위해 실험을 통하여 인식률을 계산한다.

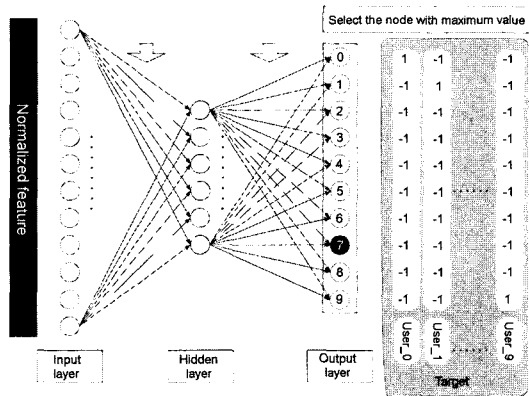


그림 18 입력/출력 데이터 예

4. 실험

4.1 실험 환경

본 논문에서 구현된 사용자 인증 시스템의 성능을 평가하기 위한 실험에 앞서 “피 실험자는 최대한 일정한 걸음 패턴을 유지한다” 라는 같은 가정을 하였다.

- 1) 실험 환경은 일반 가정으로 설정하였으며, 구성원은 10명 이하로 제한하고 이들의 발걸음 패턴이 충분히

다르다고 가정한다.

- 2) 피 실험자가 가능한 편안하고 자연스럽게 앞을 보고 걷게 하기 위해 실험 시 차분한 리듬의 음악을 들으면서 걷게 하였다. 따라서 발걸음 패턴의 변이가 대부분 줄어든다고 가정할 수 있다.

위의 가정에 따라 신장이 165cm에서 179cm 사이인 10명(남자 8명, 여자 2명)의 사용자를 대상으로 실험을 하였다. 각 사용자는 최대한 고정된 위치에서 걷기 시작하여 유비플로어 끝까지 50번 걸었으며, 이들로부터 실험에 사용할 발걸음 샘플들을 수집하였다. 실험에 따르면 사용자의 보폭에 따라 한번 걸어 다닐 때 다섯 내지 여섯 번의 발걸음을 가지기 때문에 이들 중 처음 다섯 발걸음만을 인식에 사용한다. 50번의 사용자 데이터를 훈련/검증/모의실험으로 각각 사용하기 위해 40%-20%-40%로 나누었다. 신경망을 훈련 할 때, 효율적으로 진행하기 위해 모든 훈련 데이터를 사용하지 않고 검증 데이터도 같이 사용하여 설정한 목표치에 도달하면 훈련과정은 자동으로 멈춘다. 그리고 신경망으로는 MATLAB에서 제공하는 TOOLBOX를 사용하였다.

4.2 고찰

위킹-특징 추출 과정에서 얻어지는 특징값들을 표 2에서 보여준다. 이러한 특징값들이 신경망의 입력에 사용되었을 때 얼마나 의미 있는 특징값인지 알아내기 위해 특징값들의 조합을 사용하여 실험을 하였다. 경우 1은 사용자가 주어진 영역의 시작부터 끝까지 한번 걸을 때 144개의 ON/OFF 센서의 신호 정보를 입력으로 사용하였다. 경우 1은 경우 2부터 5까지의 결과와 비교하기 위한 기준값이 된다. 표 2에서 보면 신경망의 학습에 입력되는 데이터의 크기가 원래 데이터의 크기에 비해 최대 7% (10개)까지 압축되었다.

표 2 발걸음 특징값 분류

경우	특징값	입력 신경의 개수
1	원시 데이터 (모든 센서의 ON/OFF 정보)	144
2	FX, FY	10
3	FX, FY, 그리고 눌린 센서의 개수	15
4	com_FX, com_FY	10
5	com_FX, com_FY, 그리고 눌린 센서의 개수	15

4.3 평가

먼저 인증률을 높이고 학습 시간을 줄이기 위한 방법을 설명한다. 은닉층의 뉴런 개수가 증가함에 따라 성능은 점차 증가하지만 또한 계산하기 위한 시간도 증가한다. 다른 파라미터 값은 모두 고정시키고 은닉층의 뉴런 개수를 변경하여 뉴런의 수가 증가함에 따라 인식률과

시간을 비교하였다. 그림 19는 은닉층의 뉴런 개수에 따른 성능 곡선을 나타낸다. 그림 19에서 인식률은 은닉층의 뉴런 개수가 약 50개에서 80% 정도에 포화되는 것을 알 수 있다. Early stopping을 결정짓는 변수로 'epoch'가 있으며 이 변수의 설정 값에 따른 표준편차는 그림 20에 나타난다. Epoch의 값이 800 이후로 표준편차는 10^{-2} 로 수렴함을 알 수 있다. 이 표준편차 값은 Early stopping을 결정하는 또 다른 변수인 'goal'로 설정된다. 실험에 사용된 특징값은 발걸음 실제 좌표 FX와 FY이고 훈련 알고리즘으로는 Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts를 사용하였다.

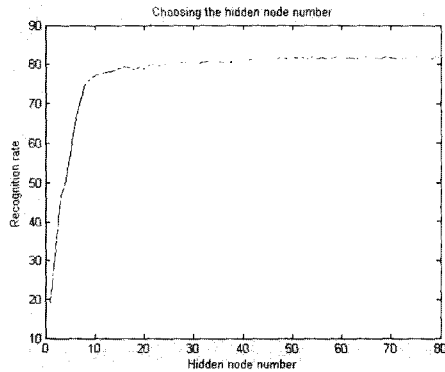


그림 19 은닉층의 뉴런 개수에 따른 성능 곡선

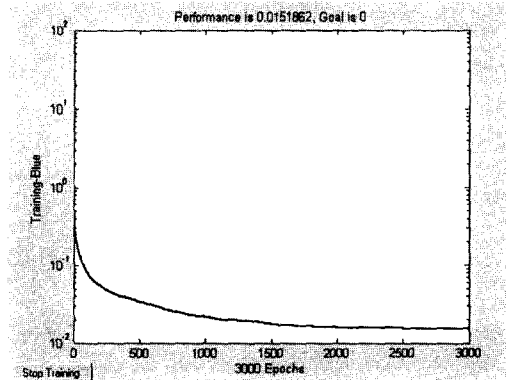


그림 20 학습 반복 회수에 따른 표준편차 곡선

그림 21은 사용자 10명의 모의실험 결과를 나타낸다. 이 때 사용된 특징값은 com_FX와 com_FY이고 은닉층 노드의 개수는 48개이다. 그림 21의 위에 나타난 그림은 모의실험에 입력된 테스트 데이터를 나타내며, 아래에 나타난 그림은 훈련된 신경망에 테스트 데이터를 입력하여 나타난 결과 값이다. 테스트 데이터의 번호에 따라 그림 21의 위에 나타난 좌표와 아래에 나타난 좌

표가 동일 값이면 올바르게 인식된 것을 나타낸다. 그림 21은 인식률이 가장 높을 때(92% - 200개의 테스트 데이터 중 16개가 잘못 분류된 경우)를 나타내며 사용자별 발걸음의 유사성을 발견할 수 있다.

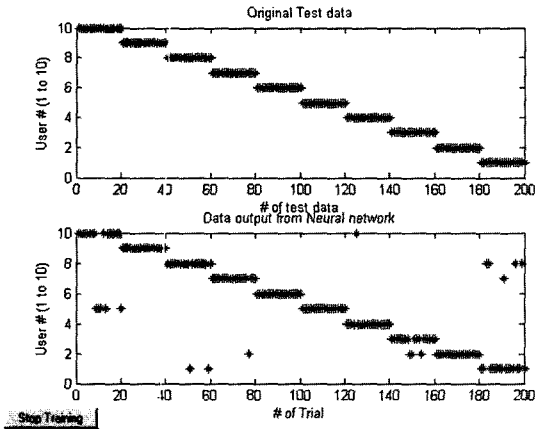


그림 21 사용자 10명의 테스트 결과

표 3은 발걸음 특징별 인식률 비교를 나타낸다. 이 표에서 인식률은 한번의 모의 실험에서 나온 최대값을 나타낸 것이 아니라 연결강도와 bias를 결정짓는 랜덤 초기화 값을 매번 바꾸며 10번의 모의 실험을 통한 평균 값이다. 실험 결과로부터 com_FX와 com_FY를 특징값으로 사용했을 때 가장 좋은 90% 인식률을 얻었으며 유비플로어의 센서 분해능이 더욱 증가한다면 인식률을 높일 수 있다는 것을 알 수 있다. 세 번째 경우 늘린 센서의 개수가 단순히 위치 정보만 사용한 두 번째 경우보다 인식률을 6%정도 높은 것으로 보아 늘린 센서의 개수 또한 중요한 특징값이라는 결과를 얻었다. 그러나 다섯 번째 경우, 늘린 센서의 개수 정보가 FX와 FY를 각각 com_FX와 com_FY로 보상해주는 과정에서 적용이 되었기 때문에 인식률을 네 번째 경우보다 떨어뜨리는 결과를 보여준다.

표 3 인식률의 비교

경우	특징값	입력 신경의 개수	인식률(%)
1	원시 데이터 (모든 센서의 ON/OFF 정보)	144	84.0
2	FX, FY	10	80.5
3	FX, FY, 그리고 늘린 센서의 개수	15	86.0
4	com_FX, com_FY	10	90.0
5	com_FX, com_FY, 그리고 늘린 센서의 개수	15	86.0

본 논문에서 제안한 인증 시스템과 기존의 플로어-기반 시스템과의 비교 평가를 위해 인식률과 경제적인 면에서 비교를 하였다. 표 4는 기존의 플로어-기반 시스템인 액티브 플로어와 스마트 플로어의 인식률을 비교를 보여준다. 표 4에서 볼 수 있듯이, 유비플로어의 인식률은 액티브 플로어 및 스마트 플로어에 비해 비슷하나 피 실험자의 수는 적다. 그러나 본 논문에서는 실험 환경을 일반 가정환경으로 가정하였으므로 10명 이하의 가족을 90%로 인식한 결과는 충분히 일반 가정에서 사용자 인증을 위해 유비플로어를 사용할 수 있다는 결론을 보여준다.

표 4 기존의 플로어-기반 시스템과의 비교

	# of Subjects	Recognition Rate
액티브 플로어	15	91%
스마트 플로어	15	93%
유비플로어	10	90%

경제적인 면에서 봤을 때 기존의 연구에서 구현한 시스템들과의 가장 큰 차이점은 두 가지이다. 첫 번째는 시스템에서 발걸음을 추출하기 위해 사용된 센서이다. 본 논문에서는 기존 연구들, 즉 GATECH의 스마트 플로어나 ORL의 액티브 플로어에서 사용된 로드 셀이 아닌 값싼 스위치 센서를 이용하였다. 그러므로 플로어 구성에 들어가는 센서의 비용이 확연히 절감된다고 말할 수 있다. 두 번째는 각 센서들로부터 값을 읽어 들이는 데이터 획득 부분이다. 기존의 연구들을 살펴보면, 스마트 플로어에서는 내소널 인스트루먼트사(NI)의 SC-2043-SG나 PCI-1200같은 데이터 획득 보드를 사용하였고, 액티브 플로어에서는 데이터 획득을 위해 휴렛 팩커드(HP)사의 VXI-based 스트레인 게이지 데이터 획득 시스템 및 이 시스템을 PC에서 구동하기 위한 VEE(Visual Engineering Environment)를 이용하였다. 그러나 본 연구에서는 따로 마이크로 프로세서와 디지털 IC들을 이용해 값싼 데이터 획득 보드를 제작하였고 사용된 소프트웨어도 직접 제작하였다. 결과적으로 실제로 가정에 적용한다고 보았을 때 본 연구에서 구현한 시스템은 바로 적용이 가능 하지만, 기존의 시스템은 위에서 기술한 특정 회사의 데이터 획득 시스템들을 이용하기 때문에 어렵다고 말할 수 있다.

5. 결론

본 논문은 사용자가 걸어 다닐 때의 발걸음 패턴을 이용하여 사용자를 인증하는 유비플로어 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 사용자가 특별한 장치를 가지고 다니지 않아도 되며, 일상생활처럼 제안된 시스템 위

를 걸어 다니는 것만으로 인증 절차를 거치게 되는 편안한 인터페이스를 제공하였다. 10명의 사용자를 대상으로 실험하여 약 90%의 인증률을 얻어 가정환경에서 사용자 인증 시스템으로 사용될 수 있는 가능성을 보였다.

앞으로의 연구로는 다음과 같다. 현재 시스템은 사용한 스위치 센서들의 각기 다른 기계적인 특성과 낮은 분해능으로 인해 시간 정보를 사용자 인식에 적용하기가 어렵다. 따라서 다른 비접촉식 센서를 사용하고 높은 분해능을 갖는 플로어를 제작하면 인식률을 높이는 것이 가능하다. 또한 모든 센서들의 정보 획득 및 처리를 하나의 마이크로 프로세서에서 처리하는 중앙 집적 구조의 하드웨어 구성으로 인해 플로어의 확장 및 유지 보수 능력이 부족하다. 따라서 플로어를 구성하는 타일 별로 모듈화를 하여 센서 네트워크 기능을 첨가한다면 위의 문제도 해결할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] A. Harter, A. Hopper, A Distributed Location System for the Active Office, IEEE Network, January 1994.

[2] A. Harter, A. Hopper, P. Steggles, A. Ward, P. Webster, The Anatomy of a Context-Aware Application, ACM Mobicom, August 1999.

[3] P. Bahl, V. N. Padmanabhan, RADAR: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System, IEEE Infocom, March 2000.

[4] A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, Biometrics: Promising frontiers for emerging identification market, ACM Communications, 2000.

[5] A. K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, An Introduction to Biometric Recognition, IEEE Circuits and Systems for Video Technology, January 2004.

[6] A. K. Jain, S. Pankanti, S. Prabhakar, L. Hong, A. Ross, J. L. Wayman, Biometrics: A Grand Challenge, International Conference on Pattern Recognition, August 2004.

[7] M. S. Nixon, J. N. Carter, Advances in Automatic Gait Recognition, IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004.

[8] A. Kale, A. Sundaresan, A. N. Rajagopalan, N. P. Cuntoor, A. K. Roy-Chowdhury, V. Krüger, R. Chellappa, Identification of Humans Using Gait, IEEE Image Processing, September 2004.

[9] M. D. Addlessee, A. Jones, F. Livesez, F. Samaria, The ORL Active Floor, IEEE Personal Communications, October 1997.

[10] ZR. J. Orr, G. D. Abowd, The smart floor: A mechanism for natural user identification and tracking, Conference on Human Factors in Computing Systems, April 2000.

[11] Seunghun Lee, Woontack Woo, The Interactive Dancing Floor: The Smart Floor Plays Music,

WIAMIS 2003, pages 328-331, London, U.K, April 2003.

[12] J. Yun, S. Lee, W. Woo, and J. Ryu, The User Identification System Using Walking Pattern over the ubiFloor, ICCAS, 1046-1050, 2003.

[13] Howard Demuth and Mark Beale, Neural Network Toolbox: For use with MATLAB: User's Guide, The Mathworks, 1993.

[14] Masters, T., Advanced Algorithms for Neural Networks: A C++ Sourcebook, NY: John Wiley and Sons, 1995.



이 승 현
1999년 인하대학교 컴퓨터공학과(학사)
2003년 광주과학기술원 정보통신공학과(석사). 2003년~현재 한국항공우주연구원에 재직. 관심분야는 유비쿼터스 컴퓨팅, 컨텍스트 인식 등



윤 재 석
1997년 전남대학교 전자공학과(학사). 1999년 광주과학기술원 기전공학과(석사) 1999년~현재 광주과학기술원 기전공학과 박사과정. 관심분야는 유비쿼터스 컴퓨팅, HCI, VR 등



류 재 하
1982년 서울대학교 기계공학과(학사)
1984년 한국과학기술원 기계공학과(석사)
1991년 University of Iowa 기계공학과(박사). 1992~1994년 Master Engineer, BMY Combat Systems, USA. 1994~현재 광주과학기술원 기전공학과 정교수
관심분야는 Haptic device, Computer haptics, Parallel manipulator, Vehicle dynamics, HILS 등



우 운 택
1989년 경북대학교 전자공학과(학사)
1991년 포항공과대학교 전자전기공학(석사). 1998년 University of Southern California 전기공학과(박사). 1991년~1992년 삼성종합기술원 연구원. 1999년~2001년 ATR, Japan 초빙 연구원
2001년~현재 광주과학기술원 정보통신공학과 조교수. 관심분야는 3D computer vision, Affective AR, Mediated Reality, HCI, Affective sensing, Context-aware, Ubiquitous computing 등