

논문 2008-45CI-5-6

# WLAN 기반의 웨이블릿과 신경망을 이용한 위치인식 방법 (Indoor Positioning Using the WLAN-based Wavelet and Neural Network)

김종배\*

(Jong-Bae Kim)

### 요약

위치인식 연구에서 가장 일반적으로 사용하는 방법은 GPS 기반의 위치인식 방법이다. 하지만, 이 방법은 위성 신호의 제약으로 인해 실내나 건물 밀집 지역 등에서는 제 역할을 수행할 수 없는 문제가 발생한다. 따라서, 이를 해결하기 위해 본 논문은 WLAN 환경을 이용하여 웨이블릿과 신경망을 사용한 실내 위치인식 방법을 제안한다. 제안한 방법의 기본적인 아이디어는 경제적이면서 효율적인 방법으로 실내에 설치된 Access point들로 부터 수신된 무선 신호의 수신세기를 이용하여 비교적 정확하게 위치를 추정하는 것이다. 일반적으로 무선 신호는 주위 환경 및 건물 구조적 요인에 의해 수신세기가 더해지거나 감해지는 현상이 발생함으로써 수신된 각 신호세기들로부터 신호 잡음과 오류에 강인하고 시간과 주파수 도메인의 정보 표현이 가능하며 각 무선 신호 세기들 간의 구별성을 갖는 특징값이 필요하다. 제안 방법에서는 수신된 무선 신호 세기 값으로부터 중복 데이터와 잡음에 민감하게 반응한 수신 신호값을 제거하고 수신신호 전역 및 지역적 특징을 잘 표현이 가능한 웨이블릿 계수 값을 특징값으로 사용한다. 그리고, 이 값을 입력으로 하는 신경망을 이용하여 실내 위치를 추정한다. 제안한 방법을 실내 위치인식 시스템에 적용한 결과 높은 정확성을 가지며 각 신호 세기들 간의 구분이 보다 뛰어난 것을 알 수 있다.

### Abstract

The most commonly used location recognition system is the GPS-based approach. However, the GPS is inefficient for an indoor or urban area where high buildings shield the satellite signals. To overcome this problem, this paper propose the indoor positioning method using wavelet and neural network. The basic idea of proposed method is estimated the location using the received signal strength from wireless APs installed in the indoor environment. Because of the received signal strength of wireless radio signal is fluctuated by the environment factors, a feature that is strength of signal noise and error and express the time and frequency domain is need. Therefore, this paper is used the wavelet coefficient as the feature. And the neural network is used for estimate the location. The experiment results indicate 94.6% an location recognition rate.

**Keywords :** wavelet transform, neural network, LBS, ubiquitous computing, WLAN

## I. 서론

사람들은 컴퓨터와 네트워크를 통해 원하는 정보를 언제 어디서나 손쉽게 얻을 수 있기 때문에 이 시대를

흔히 정보화 시대를 넘어 유비쿼터스 시대라 표현한다. 이미 컴퓨터는 생활 속에서 가장 중요한 필수품이 되었고, 그것을 통해 우리는 적절한 정보를 즉각 얻고 이용하는 습관을 가지게 되었다. 이로 인해 컴퓨터의 존재 여부를 인식하지 못한 채 언제 어디서나 컴퓨팅 서비스를 이용할 수 있는 유비쿼터스 시대라 도래하게 되었다<sup>[1]</sup>. 이 유비쿼터스 시대를 실현하는데 많은 기술과 서비스들이 결합되어야 필요한데 특히, 초고속 정보 통신망의 구축을 필두로 무선 및 모바일 통신망, 센싱 기술,

\* 정회원, 서울디지털대학교  
(Dept. Computer Eng., Seoul Digital University)  
※ 이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2007-331-D00715)  
접수일자: 2008년8월20일, 수정완료일: 2008년9월8일

이기종 간의 기기간의 원활한 통신 기술등이 필요하다<sup>2~3)</sup>. 그 이유는 유비쿼터스 컴퓨팅에서 가장 중요시 되는 사용자 혹은 사물의 상황에 따라 지능적으로 사용자 중심의 서비스를 효율적으로 제공하기 위해서이다. 상황정보 중에서 가장 중요한 것은 위치 정보일 것이다. 유비쿼터스 환경 하에서 위치 정보는 사용자나 사물들의 상황정보를 이해하고 해석하기 위한 하나의 핵심 수단이며, 이를 바탕으로 사용자가 미처 깨닫지 못한 상황정보들을 인지하고 이에 적절한 정보제공으로 대응하기 위한 정보이다. 이러한 위치 정보는 생태 및 환경 모니터링, 사물의 위치 추적 및 감시, 재난 방지 및 모니터링 등 다양한 응용에 이용될 수 있다. 따라서 이러한 응용의 구현을 위해서 중요하게 고려되어야 할 부분이 각 사물의 위치를 판단하는 위치인식 기술이며 이러한 서비스를 지능적으로 제공하기 위한 연구가 필요하다.

위치인식 서비스의 적용 범위에 따라 위치를 인식하기 위한 기술은 크게 GPS 위성, 이동통신망, 초단거리 통신기술(Diffuse-infrared, 초음파, RF, UWB, RFID)등을 이용한 기술 방식들로 나눌 수 있으며 각 방법들은 광역적인 위치인식방법: GPS(Global Positioning System), 준광역적인 위치인식방법: NPS(Nation Positioning System), 지역적인 위치인식방법: LPS(Local Positioning System)들로 분류할 수 있다<sup>4~8, 11, 16)</sup>. 광역적인 위치인식 방법(GPS)은 가장 광범위한 위치인식 가능 영역을 제공하며 GPS 위성을 이용한 방법이 대표적인 예이다. GPS를 이용한 위치인식 기술은 1970년대 미국에서 개발한 기술로써 별도의 이용료가 없으며 정확한 위치인식의 장점을 가지고 있는데 반해 보안상의 이유로 타 국가에서 사용 시 오차가 추가되어 정확하지 않는 정보가 제공될 수 있으며, 인공위성과의 지리적인 변화와 지하 및 날씨에 의한 정확도 감소, 그리고 GPS 단말기 보급 및 기술종속에 따른 로열티 부담 등이 문제점으로 지적되고 있다.

준광역적인 위치인식방법(NPS)은 이동통신망을 이용하여 단말기 혹은 사용자의 위치를 추정하는 방법으로써 1990년대 본격적으로 도입되어 교통정보 제공을 목적으로 시작된 기술이다. 이동통신망을 이용한 위치인식 방법은 건물의 밀집 지역이나 지하에 관계없이 위치인식 서비스가 가능한 장점을 가지고 있는 반면에 중계기와 단말기 사이의 시간 및 전파 신호의 차이로 인하여 정확도가 낮을 뿐만 아니라 이동통신 단말기와 중계기 사이의 지속적인 통신으로 인한 과도한 이용 요금이 발생하는 점이 지적되고 있다.

인공위성의 지리적인 변화나 실내 및 지하에서의 서비스 정확도 저하와 이용 요금의 발생과 같은 문제를 해결하기 위해 방법인 지역적인 위치인식방법(LPS)으로써 적외선(IR), 초음파, RF, UWB, ZigBee, RFID, 그리고 WLAN(IEEE 802.11b / Wi-Fi) 등과 같은 무선통신기술을 사한다. 대부분 이 기술들은 건물 및 실내 제한된 공간 환경에서 거리에 따른 전파 신호의 세기 정보를 기반으로 한 위치 인식 연구에 사용되었다. 하지만, 적외선이나 초음파를 이용한 위치인식의 경우 신호의 특성상 가시거리 내에서만 사용이 가능하며 적외선의 경우 태양광이 비치는 장소에 사용이 불가능하며 초음파의 경우 고가의 인프라 설치비용이 소요되는 문제가 있다. RFID를 이용한 위치인식의 경우는 저렴한 가격에 비해 tag와 리더기의 근접 조건이 만족해야 인식이 가능한 점이 지적되고 있다. 그러므로 최근에는 Wi-Fi 기반, UWB, ZigBee 등의 기술을 이용한 방법들이 주류를 이루고 있으며 특히, WLAN을 이용한 위치인식 기술은 실내에 구축된 인프라를 이용함으로써 구축비용 감소와 함께 다양한 곳에서 적용이 가능한 장점이 있다. 하지만, WLAN 신호 세기가 주위 환경적인 요인에 의해 다양한 문제점이 지적되어 정확한 위치인식 어려운 문제점을 가지고 있다. 즉, Wi-Fi 송신기로부터 출력된 RF 신호는 반사되고 굴절되며, 실내 위치에 다양한 장애물(벽, 문, 창문, 사람 등)등에 의해 감쇠된다. 따라서 이러한 장애물로 인한 감쇠에 의한 손실 예측은 상당히 어려운 것이 사실이다. 그러나 이것은 RF 신호의 특성들을 이용하여 추정하는 것이 가능하다.

따라서 본 논문에서는 WLAN상에서 건물 내의 다양한 환경에 따른 신호의 잡음 및 왜곡에 강인한 웨이블릿 변환과 신경망을 이용한 효과적인 실내 위치 인식 방법을 제안한다. 웨이블릿 변환은 신호를 다중 해상도 분석을 통한 해석 기법이며, 푸리에 변환에 비해 신호 처리 속도가 빠르고, 시간과 주파수 영역으로 신호를 해석 가능한 형태로 효율적으로 분해함으로써 신호 처리 분야에 많이 활용된다<sup>13~15)</sup>. 제안한 방법은 수신된 무선 신호 세기가 실내 환경의 다양한 장애물들에 의해 감쇄되거나 반사 혹은 굴절됨으로써 정확히 측정하기 어려운 문제를 해결하기 위해 수신된 무선 신호 세기로부터 고유한 신호 세기 값을 분석한 후 웨이블릿 변환 계수값을 입력으로 하는 신경망을 사용하여 위치를 추정한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 제안하는 연구에 대해 자세히 소개한다. 마지막으로, III장에서 실험 결과를 보이고, IV장에서 결론으로 구성한다.

## II. WLAN 기반의 위치인식

무선랜 기반 위치인식 기술은 쉽게 접근이 가능하고 많은 개발비가 들어가지 않는 장점으로 인해 그동안 많은 연구가 되어 왔다. 특히, 최근에서는 유비쿼터스 컴퓨팅 구축을 위해 실내에서도 위치정보가 비교적 정확하고 정밀하게 제공하여 서비스의 연속성을 보장하기 위해 무선랜 기반의 위치인식 기술 개발의 확대가 필요하였다. 따라서 무선랜 기술 개발과 무선랜의 저가격에 따른 경제적 보편화가 실현됨으로서 무선랜의 보급이 활성화 되었고 실내에서 사용가능한 위치인식 기술로 발전하였다. 기존 연구에 따르면 무선랜 기반의 많은 이점을 언급하고 있다<sup>[6]</sup>. 기존 연구와 같이 무선랜 기반의 위치추정 방법은 인터넷을 위한 AP를 이용하기 때문에 추가적인 하드웨어 설치할 필요가 없다는 장점을 가지고 있다. 즉, AP들로부터 수신된 무선 신호값에 따른 전파를 사전에 모델링해야 위치추정이 가능하다. 하지만, 측정된 무선 신호는 시간과 환경에 따른 그 강도가 변하게 됨으로써 주위 환경 변화에 민감하게 반응하여 무선 신호의 정확한 측정이 어려운 것이 현실이다. 이러한 문제는 여러 기존 연구들에서 제기하였다. 본 논문에서는 기존 무선랜 기반의 위치인식 연구들에서 발생한 문제점들을 해결하고 높은 위치인식 정확도를 획득하기 위해 무선신호 세기값으로부터 웨이블릿 변환 계수들을 추출하고 이 값을 입력으로 하는 신경망을 이용한 위치인식 방법을 제안한다.

### 1. 연구개요

제안하는 연구는 그림 1과 같이 수신된 무선 신호 세기값을 이용하여 위치에 관한 정보를 학습하는 단계와

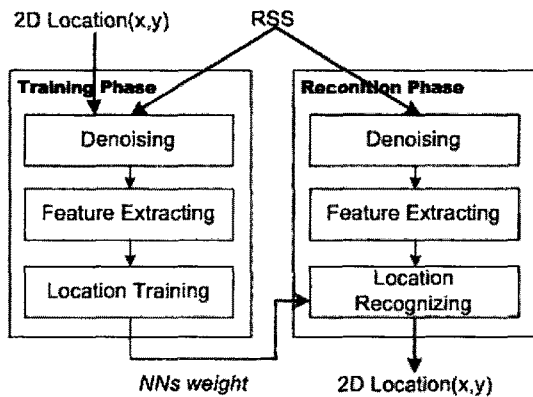


그림 1. 제안한 방법의 연구개요  
Fig. 1. Flowchart of the proposed method.

이후 입력되는 신호 세기값으로부터 학습된 정보와 비교하여 위치를 인식하는 단계로 구성된다. 먼저 학습 단계에서는 사전에 설치된 n개의 AP들로부터 일정한 시간 간격동안 무선 신호 세기를 수신한다. n개의 AP들로부터 수신된 무선 신호 세기들은 AP가 설치된 다양한 환경 조건에 의해 신호의 잡음 및 왜곡 및 굴절이 포함됨으로써 올바른 신호 세기값을 포함하고 있지 못하는 문제가 있다. 따라서 수신된 신호 세기 정보로부터 잡음이나 왜곡을 제거한 고유 신호 세기값 표현이 가능한 특징 정보를 추출한다. 그리고 이 특징정보를 신경망 학습 과정을 거쳐 위치에 대한 정보값으로 등록한다. 그리고 위치인식 단계에서는 임의 위치에서 n개의 AP로부터 수신된 무선 신호 세기정보들로부터 특징값을 분석한 후 해당 값을 신경망의 입력 값으로 사용하여 현재 위치를 인식한다.

### 2. 노이즈 제거

무선신호 세기는 주위 환경적인 요인에 밀접하게 영향을 받는다. 따라서, 본 연구에서는 WLAN상에서 건물내의 다양한 환경에 의해 잡음이 포함된 무선신호 세기로부터 노이즈를 제거하기 위한 과정이 필요하다. 과거에는 신호 성분을 분석하기 위해 푸리에 해석(Fourier analysis) 이용되었다. 푸리에 해석은 신호를 sine파와 cosine파로 표현하여 해석하는 방법으로써 시간에 의해 표현된 신호를 주파수로 표현하는 방법이다. 하지만, 신호 해석을 위해 주파수 영역으로 변화하는데 있어 시간에 관한 정보 손실이 큰 문제점으로 대두되었다. 즉, 신호를 해석하기 위해 시간에 따른 발생한 신호값을 확인 할 수 없음으로 해서 시간에 따른 정보의 변화가 발생하는 현상들에 대한 분석이 어려운 것이 문제점으로 대두되었다. 이러한 문제를 해결하기 위해 웨이블릿 변환이 신호 해석에 이용되었다. 웨이블릿 변환은 신호를 시간과 주파수 영역에서 변동 크기를 갖는 기저함수를 사용하여 확대와 축소를 할 수 있는 장점이 있으며 신호에 대한 시간-주파수축에 대해 분석이 가능하므로 여러 종류의 신호를 분석하여 신호가 가진 물리적인 의미를 파악하는데 이용된다<sup>[9-10]</sup>. 수신된 신호  $d$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$d_i = f(t_i) + \sigma n_i$$

$$WT_{d,i} = WT_{f,i} + \sigma WT_{n,i} \tag{1}$$

$n_i$ 는 백색 가우시안 노이즈(white gaussian noise)이고  $\sigma$ 의 노이즈의 분산이다. 식 (1)과 같이 본 단계에

서는 수신된 신호  $d$ 로부터 노이즈  $n$ 이 제거된 원 신호  $f$ 를 얻는 것이 목적이다. 따라서, 본 연구에서 수신된 신호에 노이즈를 제거하기 위해 식 (1)과 같이 웨이블릿 변환을 통한 soft-thresholding 방법을 사용한다. 여기서  $WT_{d,i}, WT_{f,i}$ , 그리고  $\sigma WT_{n,i}$ 는 식 (1)에서 웨이블릿 변환을 수행하는 식이다. 식 (2)와 같이 노이즈 제거 기법은 웨이블릿 분해를 과정을 통해 생성된 웨이블릿 계수들 중에서 노이즈의 특성을 기준으로 계산된 임계치값보다 작은 값을 가지는 계수들을 0으로 만드는 방법이다. 본 연구에서 사용한 것은 Haar 웨이블릿 변환을 이용하여 신호를 분해함으로써, 각 부밴드의 해상도를 줄일 수 있고, 또한 그 결과 계산의 복잡성을 낮은 저주파수의 웨이블릿 계수 영역에서 작업함으로써 신호의 고유한 성질을 내포함과 동시에 작업 시간의 소모를 줄일 수 있는 이점을 가지고 있다. 신호  $f$ 를 입력으로 하고 이를  $\varphi(X)$ 로 정의되는 mother wavelet을 변이시키고 확대/축소시킴으로써 얻어지는 함수들의 집합을 웨이블릿이라고하며, 원 신호수평, 수직다운 샘플링(down-sampling) 함수  $h_\varphi(-n)$ 와  $h_\psi(-n)$ 에 의해서  $\psi$  밴드로 분리된 웨이블릿 변환 신호로 분리된다. 입력 신호의 웨이블릿 변환 과정을 통해 저주파수와 고주파 영역으로 분해한 결과 저주파수 영역에서는 차원이 감소된 입력 신호의 정보가 있고, 고주파수 영역에서는 잡음 성분이 포함하게 된다. 따라서 haar 웨이블릿 2-level 변환 과정을 통해 입력 신호를 주파수와 고주파수로 나누는 분해 과정을 거친 후 고주파수 영역에 임계치를 초과하는 웨이블릿 값을 잡음으로 간주하여 이를 버리게 된다. 즉, 임계값을 사용하여 신호 내에 포함된 잡음을 제거한 후 웨이블릿 역변환 과정을 통해 잡음이 제거된 신호를 얻게 된다. 본 단계에서 사용하는 임계치는 Donoho<sup>[11]</sup>의 soft-thresholding 방법을 사용하여 다음과 같이 계산된다.

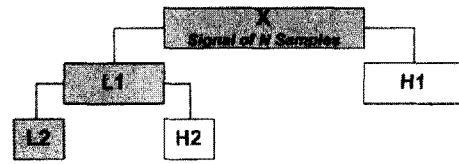
$$\widehat{WT}_{d,i} = \begin{cases} \text{sign}(WT_{d,i}) (|WT_{d,i}| - \lambda) & \text{if } |WT_{d,i}| \geq \lambda \\ 0 & \text{if } |WT_{d,i}| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

$$\lambda = \sqrt{2 \log(C)} \quad (3)$$

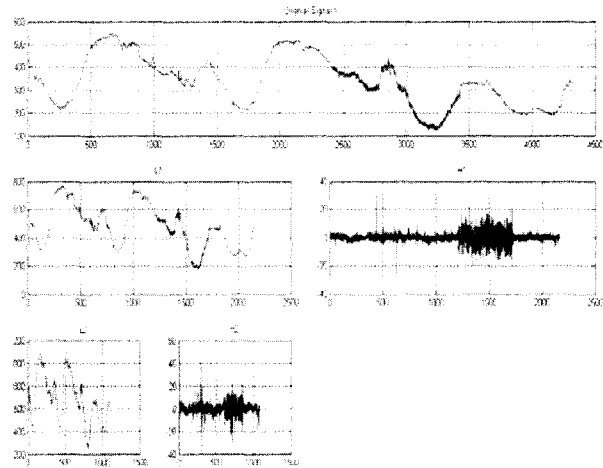
여기서  $\widehat{WT}_{d,i}$ 는 잡음이 제거된 웨이블릿 계수이고,  $\text{sign}()$ 은 부호 함수이며,  $\lambda$ 는 식 (3)과 같이 계산된다. 여기서,  $C$ 는 웨이블릿 계수의 수이다.

### 3. 특징값 추출 및 위치 학습

본 단계에서는 웨이블릿 변환을 통해 노이즈가 제거



(가) 웨이블릿 신호 분해 과정



(나) 2-level 웨이블릿 변환을 통한 신호 분해 결과

그림 2. 웨이블릿 변환을 통한 신호 분해 과정  
Fig. 2. Process of the signal decomposition using wavelet transform.

된 입력 신호 값들로부터 웨이블릿 변환을 통해 저주파 영역의 웨이블릿 계수값을 특징 정보로 추출한다. 그림 2와 같이  $N$  개의 입력 신호 벡터  $X$ 를 2-level 웨이블릿 변환을 통해 분해된 저주파 영역의 L2 영역의  $N/4$  개의 웨이블릿 계수값을 위치 인식을 위한 특징 벡터로 사용한다. 2-level 웨이블릿 변환된 저주파수 영역의 계수값을 위치인식을 위한 특징 값으로 사용함으로써 신호 잡음이 포함된 신호값 제거와 함께 입력 벡터의 차원을 감소시킴으로써 빠른 위치인식을 수행 할 수 있다.

그리고 본 연구에서 위치학습을 위해 추출된 웨이블릿 특징값으로부터 신경망을 사용하여 위치를 학습시킨다. 신경망 기술은 불안전하고 잡음이 많은 입력의 해석뿐만 아니라 인식, 학습, 분류등을 위한 시스템에 이용되며, 특히, 신호 처리와 같은 실시간 처리 시스템에서 많이 사용되고 있다<sup>[12]</sup>. 신경망에서는 입력과 목표 출력값이 주어졌을 때 그 목표값을 달성할 수 있도록 학습하는데 신경망을 이용한 무선신호세기의 의한 위치 인식도 마찬가지이다. 무선랜의 신호 세기는 주위 환경적인 요인에 의해 신호의 잡음 및 왜곡, 반사등의 특성 때문에 정확한 신호세기 측정이 어려운 것이 사실이다. 따라서 임의의 위치에서 인식 가능한 여러 개의 AP들

로부터 수신된 무선신호 세기값중 잡음을 포함하고 있는 몇 개의 특징값들로부터 전체 성능에 영향을 주지 않도록 하는 위치 인식 방법이 필요하다. 이러한 점을 보완하기 위해 본 단계에서는 신경망을 사용하였는데, 신경망 기술은 몇 개의 입력 노드가 여러 개의 처리노드에 국소적으로 연결되어 있기 때문에 한두 개의 노드에 잡음이 발생하였다 해도 전체적인 성능에서는 현저하게 영향을 주지 않는 장점을 가지고 있다.

신경망 학습은 예제 샘플들의 인식 결과와 실제 결과의 차이인 에러값이 최소가 되는 방향으로 진행된다. 본 단계에서 사용한 신경망 알고리즘의 순서는 다음과 같다. 먼저 출력층 노드  $k$ 개, 은닉층이  $j$ 개, 입력층이  $i$ 개로 구성되어 있을 때, 네트워크의 연결 강도를 결정하는 연결 강도  $w$ 는 랜덤하게  $-0.5$ 부터  $+0.5$  할당하고 offset 역시 랜덤하게  $-0.05$ 부터  $+0.05$ 까지 할당한다. 본 연구에서는 학습을 위해 9개의 특징값을 입력하고, 은닉층  $j$ 번째의 유닛에 대한 입력의 합은  $N_{oj} = \sum W_{ji} O_{oi}$ 이고, 노드  $j$ 번째의 출력은  $O_{oj} = f(N_{oj})$ 이다. 여기서  $f$ 는 시그모이드 활성화 함수이므로  $O_{oi} = 1/(1 + \exp(-O_{oj}))$ 가 된다. 또한 출력층  $k$ 번째의 유닛에 대한 입력의 합은  $N_{ok} = \sum W_{kj} O_{oj}$ 이고,  $k$ 번째 유닛의 출력은  $O_{ok} = f(N_{ok})$ 가 된다. 이러한 학습 과정을 통해 출력된 출력 층의 값과 실제 학습 패턴의 원하는 값과는 차이가 있기 때문에 이 차이인 에러를 최소화하는 연결 강도  $w$  값을 반복 학습을 통해 수정한다<sup>[13]</sup>.

본 단계에서는 다층 퍼셉트론(MLP: Multi Layer Perceptron)을 사용하고, 이 MLP는 비선형 활성화함수인 탄젠트 시그모이드 함수를 가지고 있고, 은닉 층으로 불리는 중간층을 가지며, 각 층의 뉴런들은 인접한 층의 다른 모든 뉴런들과 상호 연결되어 있다는 특징으로 인해 다양한 특징 정보를 지닌다. 그리고 MLP의 학습은 Gradient Descent 오류 역전파 알고리즘 방식에 의

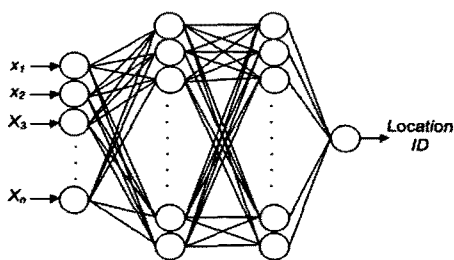
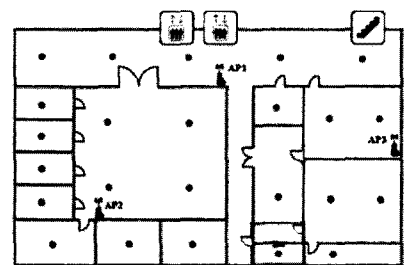


그림 3. 신경망 구조  
Fig. 3. The structure of Neural Network.

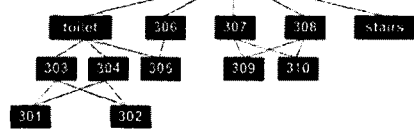
해 수행된다<sup>[12]</sup>. 신경망 학습에 사용된 특징값을 위치를 알고 있는 장소에서 수신된 무선랜의 신호세기 값을 측정한다. 위치 인식을 위해 위치를 알고 있는 3개의 AP를 사용하고, 각 AP당 초당 4개의 신호값을 입력한다. 따라서 각 AP당 3초 동안 12개의 신호값을 획득함으로써 총 3대의 AP들로부터 36개의 신호값을 획득하게 되고 특징값 추출과정을 통해 9개의 입력 값을 추출하게 된다. 본 논문에서 설계된 신경망 구조는 그림 3과 같으며 9개의 입력 노드, 18개의 노드를 가진 두개의 은닉 층과 1개의 출력 층으로 구성한다. 출력값을 실내 환경에 2차원 위치에 해당하는 위치 번호를 출력한다.

4. 위치 인식

본 단계는 신경망 학습을 통해 기억된 각 위치마다의 고유한 신호패턴을 기반으로하여 신경망을 통해 위치를 인식한다. 하지만, 무선신호의 특성상 주위 환경적 요인의 의해 큰 영향을 받게 된다. 따라서 이를 보완하기 위해 본 단계에서는 실내 환경에서 각 위치에 대한 위치 모델을 참조하여 위치를 인식한다. 먼저 위치를 인식을 위해 실내 환경의 구조적 위치가 구분되어야 한다. 예를 들어 출입구와 연관되어 있는 위치, 계단과 인접해 있는 위치 등 이러한 연관된 정보들이 사전에 체계화 되어 있어야 한다. 각 실내 건물에 해당하는 위치 모델들은 사전에 정의되어져 있고, 이 정보는 신경망 학습 시 해당 정보를 생성한다. 제안한 방법을 적용하기 위해 실험 환경 구조는 그림 4와 같고, 이를 위한 위치 모델은 그림 4(나)와 같이 도식화 한다. 위치모델의



(가) 실내 환경



(나) 위치모델

그림 4. 실내 위치 인식 환경 및 위치 모델  
Fig. 4. Indoor environment and location model.

표 1. 위치인식을 위한 조건  
Table 1. Criteria of location recognition.

경우	결과
$I$	신경망 학습을 통한 위치 인식 결과
$pl$	이전단계에서의 인식된 위치 인식 결과
$\{cl\}_p$	위치모델내 임의의 노드 $p$ 에서 이동 가능한 연결된 노드들의 집합
if $I \in \{cl\}_p$	output $I$
if $I \notin \{cl\}_p$	output $pl$

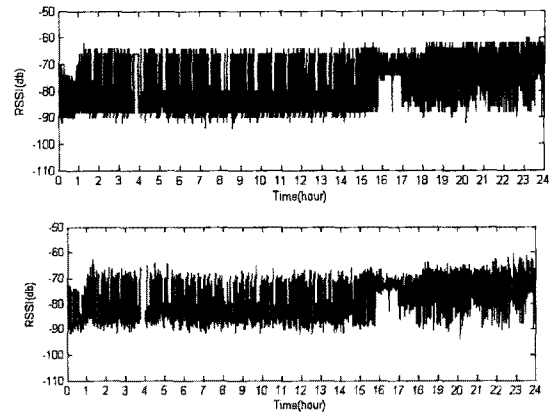
노드들은 각 위치를 나타내며 각 노드의 간선은 사용자의 이동 가능성을 나타낸다. 간선이 없는 노드들 간의 이동은 불가능하다고 가정한다. 그리고 해당 위치 인식을 위해 표 1과 같은 경우를 고려한다. 신경망 인식을 통해 출력된 결과를 사전에 정의된 위치 모델과 비교함으로써 위치 인식의 오인식률이 줄어들게 된다.

### III. 실험 결과

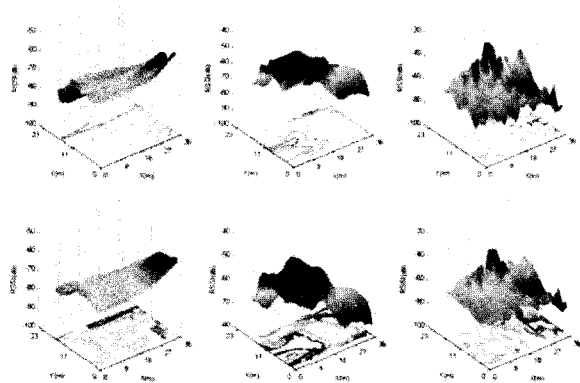
제안한 방법을 실험하기 위해 그림 4(가)와 같이 36.1m×34.8m 크기의 실내환경에 서로 다른 시간대에 고정된 3개의 AP들로부터의 신호를 획득한 후 신경망에 학습하였고, 총 24개의 위치 ID를 사용하였다. 무선 신호 수신을 위해 Wireless-G 54Mbps 속도를 가진 랜카드를 사용하였고, 펜티엄4 IBM호환 PC에서 윈도우 XP 환경(CPU: Core2 due 2.6GHz, RAM:4G)의 VC++ 언어로 구현하였다. 무선랜의 입력 신호는 초당 4개이고, 각 무선신호는 AP들의 고유한 MAC 주소에 의해 구분이 가능하다. 그리고 위치학습을 위해서 각 위치마다 360개의 데이터를 낮 시간대에 획득하여 총 2,000번의 학습을 수행하였다. 제안한 연구에 구성된 각 단계별 수행 시간은 표 2와 같다. 수신된 무선 신호들로부터 노이즈 제거 단계에서 사용한 웨이블릿 기반의 임계값 계산은 입력 신호들의 패턴에 따라 매번 계산함으로써 수행시간의 소모가 발생한다. 따라서 노이즈 제거 단계가 제안한 방법의 전체 수행에 있어서 가장 많

표 2. 제안한 연구의 단계별 수행 시간  
Table 2. Processing time of each step.

단계	평균 수행 시간 (sec./location)
노이즈 제거	0.65
특징값 추출	0.28
위치 인식	0.51
전체 수행 시간	1.44



(가) 시간 변화에 따른 무선신호 세기 측정



(나) 각 AP들의 위치에 따른 무선신호 세기 측정

그림 5. 원 신호(상)와 제안한 방법(하)을 적용한 시공간 무선 신호의 세기측정 결과

Fig. 5. Result of the spatiotemporal received signal strength.

은 시간이 소모되었음을 알 수 있다. 제안한 방법은 위치 당 적어도 1.5초 이하의 시간이 소요되며 무선 신호 값 입력을 위해 약 3초 동안 3대의 AP들로부터 36개의 신호값을 획득이 필요하다. 실험환경에서 수신된 무선 신호의 강도를 시간 및 공간적으로 측정된 결과 그림 5와 같다. 시간적으로 측정된 무선신호는 24시간 동일한 장소에서는 측정하였으며, 초당 4개씩 데이터를 수신하였다. 그리고 공간적인 데이터는 실험 환경에서 노트북 PC를 일정한 속도로 이동하면서 데이터를 수신하였다. 실험 결과 수신된 무선 신호는 시간적인 흐름에 따라 신호 강도의 많은 변화를 가져다주었다. 특히, 야간보다는 주간 시간대에 실내 환경의 변화, 즉, 문 열림 및 닫힘, 사람의 움직임, 그리고 신호의 간섭 등으로 많은 변화가 발생하였다. 또한, 각 AP들의 위치에 따른 공간적인 무선 신호의 강도 변화 역시 무선 신호의 세기값이 공간적인 거리에 비례하기 보다는 실

내환경의 구조적인 환경에 따른 많은 변화를 나타내었다. 이를 해결하고 안정적인 데이터 획득을 위한 본 연구에서 제안한 방법을 통해 제시된 결과는 그림 5와 같다. 그림과 같이 수신된 원 무선신호의 강도를 실내 위치추정에 이용하는 것보다는 제안한 방법을 거쳐 생산된 데이터를 이용하는 것이 그 결과의 안정성을 가져다줄 수 있다.

1. 위치 인식 결과

실험을 통해 사람의 움직임이나 문의 열림 및 닫힘과 같은 환경적 변화요인에 의해 수신된 신호값이 큰 변화는 가져옴을 알 수 있다. 하지만, 제안한 방법을 적용한 결과, 비록 무선 신호의 큰 변화가 있을 지라도 위치 인식에는 비교적 영향을 받지 않음을 알 수 있다. 표 3은 제안한 방법을 적용한 위치 인식 결과이다.

표 3에서 수신된 위치신호로부터 ID 16과 19 번째에 오인식률이 높게 나온 것은 실험 환경의 실내 구조가 다소 복잡함으로 서로 인접한 위치 ID로 오인식되는 문

표 3. 위치 인식 실험 결과  
Table 3. Results of location recognition.

위치 ID	성공/전체	오인식	인식률(%)
#1	93 / 98	5	94.9
#2	96 / 102	6	94.1
#3	94 / 103	9	91.3
#4	89 / 92	3	96.7
#5	95 / 99	4	96.0
#6	98 / 105	7	93.3
#7	100 / 108	8	92.6
#8	87 / 90	3	96.7
#9	89 / 94	5	94.7
#10	94 / 100	6	94.0
#11	96 / 99	3	97.0
#12	98 / 107	9	91.6
#13	96 / 100	4	96.0
#14	95 / 103	8	92.2
#15	92 / 95	3	96.8
#16	95 / 107	12	88.8
#17	96 / 104	8	92.3
#18	96 / 100	4	96.0
#19	94 / 105	11	89.5
#20	98 / 104	6	94.2
#21	94 / 97	3	96.9
#22	96 / 97	1	99.0
#23	98 / 99	1	99.0
#24	97 / 100	3	97.0
평균			94.6

제가 발생되었다. 실험결과 제안한 위치 인식 연구의 평균 인식률은 약 94.6%의 위치 인식률을 보인다.

2. 노이즈 제거 성능 측정

입력 신호들에 포함된 노이즈의 영향을 최소화됨을 측정하기 위해 본 연구에서는 웨이블릿 변환을 통해 신호를 저주파수와 고주파수 영역으로 분해한 후 각 분해된 신호 영역의 계수들에 임계치 방법을 사용하여 노이즈를 제거한다. 제안한 방법을 성능을 측정하기 위해 입력 신호에 백색 가우시안 노이즈를 첨가하여 이를 제거한 결과 신호와 비교를 통해 노이즈 제거 성능을 측정하였다. 실험을 위해 입력 신호값에 신호 대 잡음비 (signal to noise ratio: SNR) 2dB 차이가 가진 노이즈 신호를 생성하였다. 신호 대 잡음비가 작을수록 수신된 신호에 잡음이 많이 포함되어 있음을 의미함으로써 본 연구에서 제안한 노이즈 제거 방법의 성능 비교를 위해 이용한다. 제안한 방법을 실험한 결과, 원 신호에서 잡

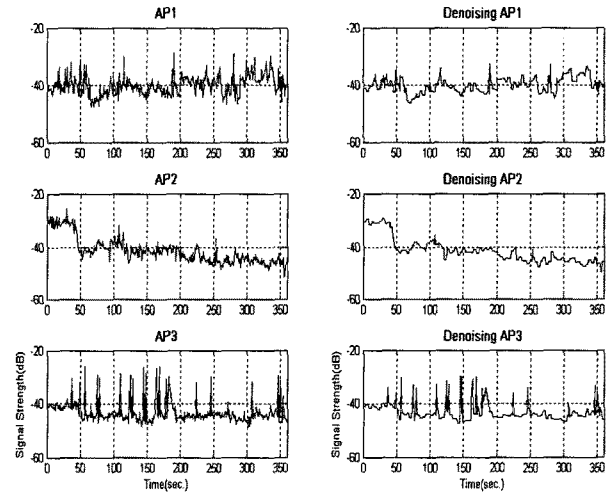


그림 6. 노이즈 제거 실험 결과  
Fig. 6. Result of noise remove.

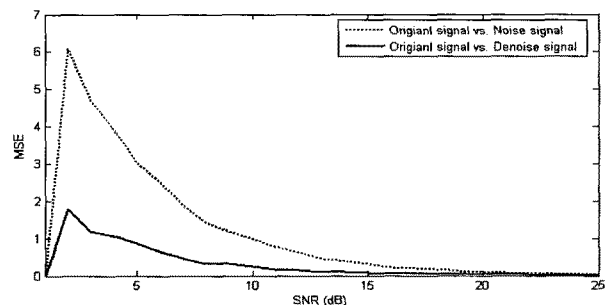


그림 7. 원 신호와 노이즈가 제거된 신호와의 MSE 비교  
Fig. 7. MSE Comparison with the original signal and noise removed signal.

음을 포함시킨 후 이를 제거한 결과가 그림 6과 같다. 그림 6은 실험 환경의 한 위치에서 3개의 AP들로부터 수신된 신호들로부터 노이즈를 제거한 결과로써, 입력된 신호는 주위 환경의 물리적 요인 등에 의해 많은 잡음을 가지고 있지만 제안한 방법을 노이즈 제거에 적용한 결과 비교적 성능이 우수함을 알 수 있다. 실험 결과 예서와 같이 원 신호에서 잡음을 포함시킨 후 이를 제거한 결과를 비교하기 위해서 측정한 MSE(mean square error)는 원 신호와 노이즈 신호의 MSE는 6.06 이고, 원 신호와 노이즈제거 신호와의 MSE는 1.78로써 약 29%이상의 노이즈 제거 효과를 나타냄을 알 수 있다. 그리고 그림 7에서는 원 신호에 SNR 비율을 증가함에 따라서 제안한 노이즈를 제거한 신호의 MSE가 낮음을 알 수 있다.

3. 특징값 추출에 따른 위치 인식 결과

제안한 연구에서는 AP들로부터 수신된 신호 값으로부터 웨이블릿 변환을 통해 차원이 감소된 특징값을 위치 인식을 위해 사용한다. 웨이블릿 변환을 통한 입력 패턴의 차원 감소로 인해 전체 위치 인식 성능에 관계 없이 수행 시간 감소를 꾀할 수 있음을 알 수 있다. 표 4와 같이 입력 패턴의 차원 감소에 따른 수행 성능 및 수행 시간을 비교하였다. 표 4와 같이 수신된 신호값 전체를 위치 인식을 위한 특징값으로 사용하는 것이 2-level haar 웨이블릿 변환된 저주파수 영역 특징값을 사용하는 것보다 인식결과 저조할 뿐만 아니라 수행시간 역시 많이 소모되었다.

표 4. 특징값 개수에 따른 단계별 수행시간  
Table 4. Processing time of the proposed method according to the number of features.

단계	입력 패턴의수	평균 수행 시간 (sec./ID)		
		WT 개수	2-level	1-level 원신호
		9	18	36
	노이즈 제거	0.65	0.65	0.66
	특징값 추출	0.28	0.29	0.29
	위치 인식	0.51	0.62	0.78
	전체수행시간	1.44	1.56	1.73
	인식 결과(%)	94.6	94.7	94.1

4. 위치모델 사용에 따른 위치 인식 결과

위치 모델은 실내 환경내 위치에 대한 사전 정보를 그래프 형태로 구현한 모델이다. 이 모델은 신경망 학

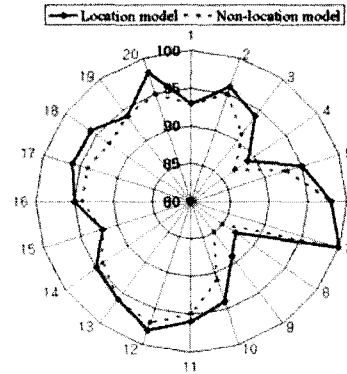


그림 8. 위치모델 사용에 따른 위치인식 결과 비교  
Fig. 8. Comparing the location recognition results of the use of location model.

습 시 구축되며 위치 인식 단계에서 사용된다. 임의 위치  $p$ 에서 접근 가능한 위치 정보들의 집합을  $\{c\}$ 이라고 하고, 제안한 방법에서 인식된 임의의 위치에서 이동 가능한 위치들의 집합인  $\{d\}$ 을 참조함으로써 위치 인식률의 성능이 개선됨을 알 수 있다. 그림 8은 20개의 위치에서 위치모델 사용 및 비사용에 따른 인식 결과를 나타낸 것이다. 실험 결과 위치 모델을 사용함으로써 위치 인식률 약 1.5% 이상 개선됨을 알 수 있다.

5. 신경망 노드 수에 따른 위치 인식 결과

제안한 연구에서는 수신된 무선 신호의 세기값들로부터 신경망을 사용한 위치 인식을 수행한다. 이때 신경망의 입력노드와 은닉 노드의 수를 결정하기 위해서 다른 수의 입력 노드와 은닉 노드의 수에 따른 인식 결과를 비교 실험하였다. 실험결과 제안한 방법을 통해 신경망 입력 특징값 9개를 입력으로 하고 은닉노드는 18개를 설정하는 것이 위치인식과 처리 시간이 가장 좋은 결과를 그림 9와 같이 제시하였다.

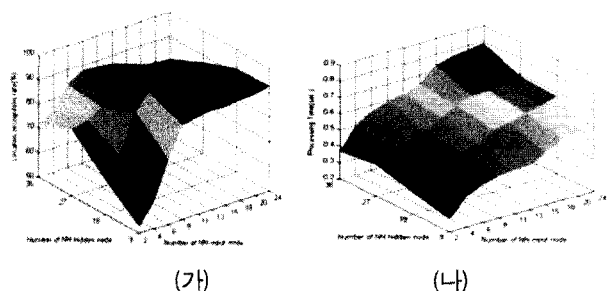


그림 9. 신경망 노드 수에 따른 위치 결과(가) 및 수행 시간 비교(나)

Fig. 9. Comparing the location recognition and processing time according to the number of NN node.



## 6. 연구 결과 비교

제안한 방법의 성능을 비교 평가하기 위해 서로 다른 실험환경 10개에서 각각 100개씩의 위치에서 Bettiti[14]의 신경망을 이용한 위치 인식 연구와 신호 패턴 매칭 [15]을 통한 위치 인식 연구와 위치인식 결과를 비교하였다. Bettiti의 연구에서는 실내에 설치된 3대의 AP들로부터 신호를 입력받은 후 56개의 위치에서 각 AP당 15개의 신호를 입력받은 후 신경망 입력노드 3개, 하나의 은닉노드 8개, 출력노드 2개로 구성한다. 그리고 신호 패턴 매칭방법은 3개의 AP들로부터 수신된 신호 세기 값을 평활화 단계와 정규화 단계 후 사전에 등록된 신호 패턴과 유클리디언 거리 유사도를 측정하는 방법으로 가장 작은 거리를 가진 모형의 위치를 인식한다. 실험 결과 그림 10과 같이 제안한 방법이 다른 방법에 비해 위치 인식 성능이 뛰어난 것을 알 수 있다.

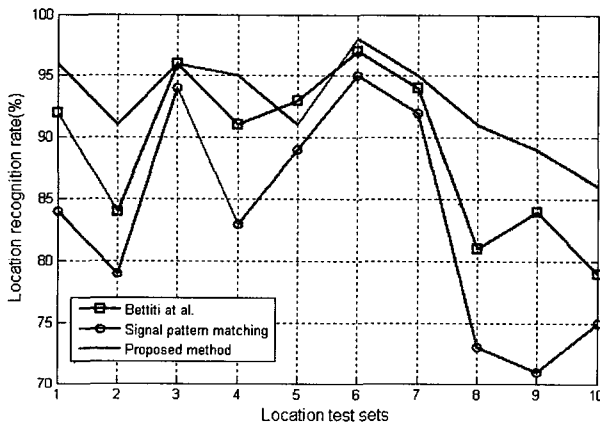


그림 10. Bettiti와 신호패턴매칭연구와 인식 결과비교

Fig. 10. Comparing the location recognition results with Bettiti and signal pattern matching method.

## IV. 결론

논문에서는 실내에서 무선 신호의 잡음 및 왜곡에 강한 WLAN 기반의 위치인식 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 웨이블릿 변환을 통해 수신된 무선신호에 포함된 노이즈를 제거하고 위치 인식을 위한 특징값의 차원을 감소시킨다. 그리고 위치를 판별하기 위해 웨이블릿 변환 계수들은 입력으로 하는 신경망을 사용한다. 제안한 방법은 실험한 결과 위치 인식률은 약 94.6%의 결과를 얻었다. 향후 연구로는 사전 위치학습이 아닌 적응적 위치학습을 연구할 것이다.

## 참고 문헌

- [1] J. Hightower, G. Borriello, "Location systems for ubiquitous computing", *IEEE Computer*, Vol. 34, pp.57-66, 2001.
- [2] K. Feher, *Wireless digital communications*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1995.
- [3] V. Martin, et al., "Wireless local positioning", *IEEE Microwave Magazine*, pp.77-86, 2003.
- [4] Z. Xiang, et al., "A wireless LAN-based indoor positioning technology", *IBM J. Res. & Dev.*, Vol. 48, No. 5/6, pp.617-626, 2004.
- [5] 조영수 외, "실내의 연속 측위 기술 동향", *전자통신동향분석*, 제 22권, 제 3호, pp.20-28, 2007.
- [6] 김학용, "무선랜 기반 위치정보 서비스", *Tele. Review*, 제 16권, 제 2호, pp.188-202, 2006.
- [7] 박경은, 김진수, 이장희, "LBS를 통한 유비쿼터스 컴퓨팅 환경 실현", *한국정보처리학회지*, 제 10권, 제 4호, pp. 164-172, 2003.
- [8] 안효성 외, "지능형 로봇 공간을 위한 실내 측위 기술", *전자통신동향분석*, 제 22권, 제 2호, pp.48-57, 2007.
- [9] J. B. Kim, H. J. Kim, "Multiresolution-Based Watersheds for Efficient Image Segmentation", *Pattern Recognition Letter*, Vol. 24, No. 1, pp. 473-488, 2003.
- [10] J. B. Kim, et al., "A Wavelet-Based Watershed Image Segmentation for VOP's Generation", *IEEE ICPR*, Vol. 3, pp. 505-508, 2002.
- [11] D. Donoho, "De-noising by soft-thresholding", *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 41, No. 3, pp.613-627, 1995.
- [12] S. Haykin, *Neural Networks*, Prentice-Hall, 1999.
- [13] J. B. Kim, "Real-time moving object recognition and tracking using the wavelet-based neural network and invariant moments", *Journal of the IEEK*, Vol. 45SP, No. 4, pp. 304-315, 2008.
- [14] R. Bettiti, T. L. Nhat, A. Villani, "Location-aware computing: a neural network model for determining location in wireless LANs", *Technical Report DIT-02-0083*, Dept. Information and Comm. Technology, Univ. Trento, 2002.
- [15] Y. C. Kim, S. Y. Park, "Object location sensing using signal pattern matching methods", *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 10, No. 4, pp. 548-558, 2007.
- [16] H. Liu, et al., "Survey of wireless indoor poisoning techniques and systems", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part C*, Vol. 37, No. 6, pp.1067-1080, 2007.

---

저 자 소 개

---

김 종 배(정회원)  
대한전자공학회 논문지  
제45권 SP편 4호(7월) 참조