신경회로망을 이용한 RSSI 기반 위치인식 시스템 설계 및 구현

정경권* · 조형국* · 엄기환*

*동국대학교 전자공학과

Design And Implementation of RSSI Based Location Recognition System Using Neural Networks

Kyung Kwon Jung* · Hyung Kook Cho* · Ki Hwan Eom*

*Department of Electronics Engineering, Dongguk University

E-mail : kihwanum@dongguk.edu

요 약

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 RSSI(Received Signal Strength Indication) 기반 위치인식 시스템을 제안하였다. 위치를 지정한 다수의 고정노드를 구성하고, 이동노드로부터 수신되는 RSSI를 측정한다. LVQ(Learning Vector Quantization) 네트워크의 학습을 위해 정해진 위치 정보를 목표값으로 하여 고정노드에서 측정된 RSSI를 입력으로 사용하여 학습을 진행한다. 실내에 고정노드를 배치하고, 실험을 통해서 삼각측량법과 위치 추적 성능을 검토하였다.

ABSTRACT

This paper proposed indoor location recognition method based on RSSI (received signal strength indication) using the LVQ (Learning Vector Quantization) network. The LVQ inputs are the RSSI values measured by the fixed reference nodes and the output are the spatial sections. In order to verify the effectiveness of the proposed method, we performed experiments, and then compared to the conventional triangularity measurement method.

키워드

Location Recognition, RSSI, Reference Node, LVQ

Ⅰ. 서 론

유비쿼터스 네트워크는 누구든지 언제, 어디서나 통신 속도 등의 제약 없이 이용할 수 있고 모든 정보나 콘텐츠를 유통시킬 수 있는 정보통신 네트워크를 의미하며, 이의 구현으로 기존의 정보통신 망이나 서비스가 가지고 있었던 여러 가지 제약으로부터 벗어나 이용자가 자유롭게 정보통신 서비스를 이용할 수 있도록 한다. 특히 유비쿼터스 컴퓨팅을 위해 대상의 위치를 찾아 기록하고 처리할 수 있는 위치 추적 기술이 필요하다. 최근까지 여러 가지 시스템들이 위치 추적 문제에 대해 언급해왔으며 각 기술마다 서로 다른 문제 해결능력을 가지고 발전되고 있다. 현재 가장 대표적인 위치 추적 시스템으로는 GPS와 이동통신망을 이용한 방식이 있다. 그러나 이들 방식은 수신기나 핸드폰 단말기 등의 별도 장치가 있어야 하고 건물 내부에서 사용될 수 없는 단점을 가지고 있다. RSSI(Received Signal Strength Indication) 기반 위치 추적은 별도의 장치 없이 RF의 세기만으로 위치를 인식할 수 있어 가장 많이 연구되고 있는 방법이다. RF 신호에 의한 방법의 위치 계산오차를 줄이기 위한 방법으로 초음파를 전송하여 발생되는 시간차를 이용하여 위치를 알아내려는 기법도 제안되었다[1-3].

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 RSSI 기반 위치인식 시스템을 설계 및 구현한다. 위치를 지정한 다수의 고정노드를 구성하고, 이동노드로부터 수신되는 RSSI를 측정하고, 실내 구역의 위치 인덱스를 목표값으로 제시하여 LVQ를 학습한다. 실내에 고정노드를 배치하고, 실험을 통해서 위치 추적 성능을 검토한다.

II. RSSI를 이용한 삼각측량

본 논문에서는 제안한 방식과의 비교를 위해 고정노드가 수신한 RSSI를 이용하여 삼각측량을 실행한다[4].

그림 1과 같이 고정노드 N_i의 좌표 x_i, y_i로부터 이동노드 $O(x_o,y_o)$를 계산한다.

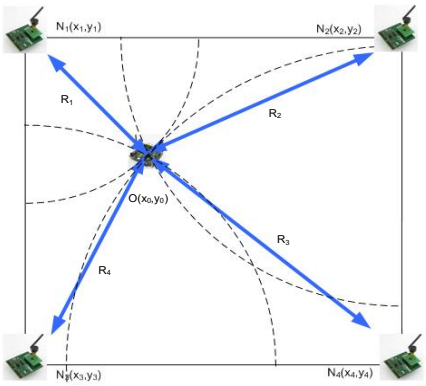

그림 1. 위치 계산

노드에서 수신된 RSSI 정보를 거리로 환산하여 식(1), 식(2)와 같은 시스템 방정식을 구성하여 해를 구한다.

$$(x_i-x_0)^2+(y_i-y_0)^2=R_i^2 \tag{1}$$

$$2\begin{bmatrix} x_n-x_1 & y_n-y_1 \\ x_n-x_2 & y_n-y_2 \\ \vdots & \vdots \\ x_n-x_{n-1} & y_n-y_{n-1} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (R_1^2-R_n^2)-(x_1^2-x_n^2)-(y_1^2-y_n^2) \\ (R_2^2-R_n^2)-(x_2^2-x_n^2)-(y_2^2-y_n^2) \\ \vdots \\ (R_{n-1}^2-R_n^2)-(x_{n-1}^2-x_n^2)-(y_{n-1}^2-y_n^2) \end{bmatrix} \tag{2}$$

여기서 i는 기준 노드의 개수로 $i=1,2,3,\cdots,n$ 개이다. R_i는 채널 모델을 이용하여 RSSI를 거리로 환산한 값이다.

식(2)를 다음과 같은 선형 방정식으로 표현하고, MSE(Mean Square Error)가 최소가 되는 해를 구하면, 그 해가 이동노드의 위치이다.

$$\mathbf{Ax=b} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} \|\mathbf{Ax-b}\|^2 &= (\mathbf{Ax-b})^{\mathrm{T}}(\mathbf{Ax-b}) \\ &= \mathbf{x}^{\mathrm{T}}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{Ax}-2\mathbf{x}^{\mathrm{T}}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{b}-\mathbf{b}^{\mathrm{T}}\mathbf{b} \end{aligned} \tag{4}$$

$$\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{Ax}=\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{b} \tag{5}$$

$$\mathbf{x}=(\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{b} \tag{6}$$

RSSI를 거리로 환산하기 위해 log-normal path loss 방식을 이용한다. Log-normal path loss 모델은 식(7)과 같다[5].

$$PL(d)[dB]=PL(d_0)+10n\log 10\left(\frac{d}{d_0}\right)+X_\sigma \tag{7}$$

여기서 $PL(d_0)$는 기준 거리 1m에서의 path loss이고, X_σ는 표준 편차가 σ인 가우시안 분포의 랜덤 변수이다.

실내 환경에서의 log-normal path loss 모델의 파라미터를 구하기 위해 송신 기능을 하는 센서 노드에서 일정한 전력으로 신호를 보내고, 수신기능을 하는 센서 노드를 통해 2.4 GHz 신호의 수신 전력을 측정한다.

수신된 전력은 식(8)과 같이 나타낼 수 있고, 식(7)에서의 파라미터 n과 X_σ를 구한다.

$$P_r[dBm]=P_t[dBm]-PL(d)[dB] \tag{8}$$

여기서 P_r은 수신 전력이고, P_t는 송신 전력이다.

실험을 통해 구해진 log-normal path loss 모델은 그림 2와 같고, log-normal path loss 모델의 파라미터는 표 1과 같다.

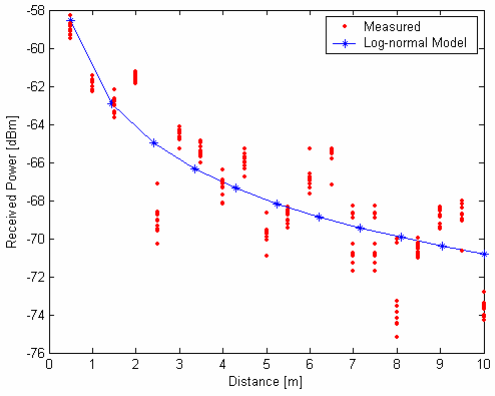

그림 2. Log-normal path loss 모델

표 1. Log-normal path loss 모델 파라미터

Path loss at 1m , $PL(d_0)$ [dBm]	Path loss exponent n	Random variable X_σ
-61.903	0.8329	0.7924

III. 제안한 방식

Kohonen이 제안한 LVQ 알고리즘은 클래스를 잘 구분할 수 있도록 경계를 형성하는 것이 목적

이다. Kohonen은 LVQ를 SOFM(Self-Organizing Feature Map)에 분류 성능을 향상시키기 위해 제안하였으나, 단독으로 그림 3과 같은 LVQ 경쟁 신경회로망으로 사용된다[6].

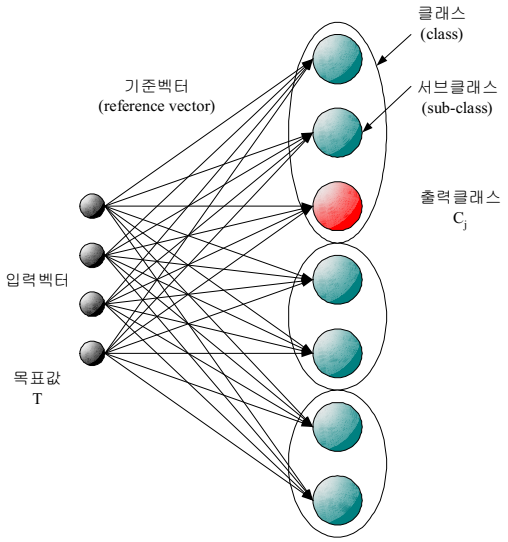

그림 3. LVQ 네트워크의 구조

LVQ는 잘못 분류된 출력 뉴런의 가중치 벡터에 대해서 결정 경계의 반대 방향으로 밀어냄으로써 분류 성능을 향상시키는 방법이다. 입력 벡터 x에 대해서 승리 뉴런이 i이고 그 기준 벡터를 $v_i(t)$라고 할 때, 입력 벡터 x와 출력 뉴런 i의 클래스가 같은 경우에는 식(9)에 의해 기준 벡터를 조정한다.

$$v_i(t+1) = v_i(t) + \alpha(t) \cdot (x - v_i(t)) \quad (9)$$

입력 벡터 i와 출력 뉴런 i의 클래스가 다른 경우에는 식(10)과 같이 조정된다.

$$v_i(t+1) = v_i(t) - \alpha(t) \cdot (x - v_i(t)) \quad (10)$$

승리 뉴런 i를 제외한 모든 출력 뉴런의 가중치 벡터는 갱신되지 않으며, 식(11)과 같다. $\alpha(t)$는 학습 율이다[6].

$$v_j(t+1) = v_j(t) \quad \text{for } j \neq i \quad (11)$$

학습에 필요한 목표 값은 그림 4와 같이 1m 간격으로 40개의 위치 인덱스를 결정한다. n개의 노드에서 수신된 RSSI 정보를 거리로 환산하여 LVQ의 입력 패턴으로 사용한다. 그림 4에서 고정노드는 (O)에 6개를 위치시키고, 40개의 위치에서 RSSI를 측정한 후 LVQ의 입력으로 사용한다.

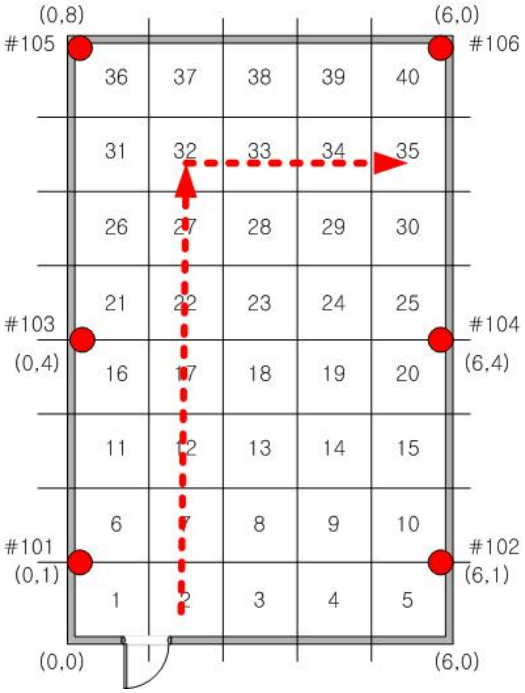

그림 4. 목표값

Ⅳ. 실험 및 검토

Telosb 플래폼을 기반으로 TinyOS 2.x를 이용하여 프로그래밍 가능한 Kmote로 구성된 센서노드는 그림 5와 같다. 고정노드는 1.5V AA 사이즈 건전지를 연결할 수 있고, 이동노드는 휴대형으로 리튬-폴리머 배터리를 사용한다[7-8].

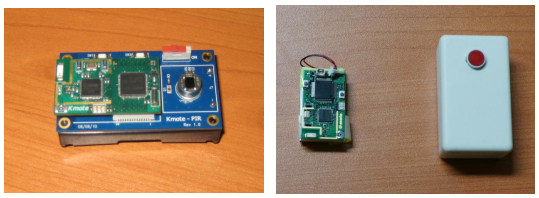

그림 5. 고정노드와 이동노드

수신한 데이터에서 Payload 부분을 분리하여 이동노드의 ID와 RSSI를 이용하여 이동노드의 위치를 계산하며, LVQ 네트워크를 이용하여 학습을 진행하였다.

40개 구역마다 같은 자리에서 10번 전파를 송신하여 학습용 입력패턴을 구성하였다. 학습율은 0.9에서 학습에 따라 감소하도록 설정하였으며, 학습회수는 1000번으로 하였다. 서브클래스의 수는 실험을 통해서 최적의 값으로 설정하였다. 서브클래스 개수의 증가에 따라 성능이 개선되지 않았기 때문에 최적의 개수로 4개를 선택하였다.

학습이 종료된 후 그림 4의 화살표와 같이 이동하였을 때 위치 인식 실험을 수행하였다. 학습

방법과 같이 이동 자리에서 10번의 신호를 송신하였다.

표 2는 기존의 RSSI를 측정하고 그 값을 거리로 환산한 후 삼각측량 방식으로 10번 측정된 RSSI를 이용하여 평균값을 계산한 것이다. 그림 6은 삼각측량 방식의 이동 경로에 대한 결과이다.

표 2. 삼각측량 방식의 실험 결과

이동 경로(위치[m])	인식 결과	
2 (1.5, 0.5)	1.0674	0.3133
7 (1.5, 1.5)	-0.1656	2.2258
12 (1.5, 2.5)	1.6253	1.9117
17 (1.5, 3.5)	1.7877	5.6832
22 (1.5, 4.5)	0.3535	4.3636
27 (1.5, 5.5)	2.6909	5.6139
32 (1.5, 6.5)	2.6892	7.5668
33 (2.5, 6.5)	2.4624	6.5593
34 (3.5, 6.5)	3.8273	6.4044
35 (4.5, 6.5)	4.6746	5.6677

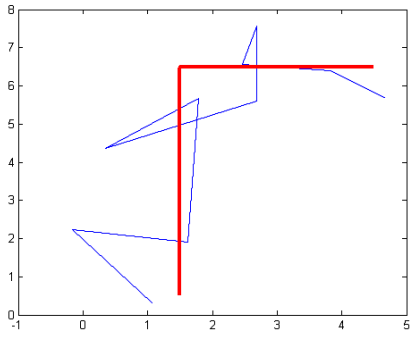

그림 6. 삼각측량 방식의 이동경로

표 3은 제안한 방식의 실험 결과이다. 기존의 삼각측량법에서는 표 2와 같이 평균 최소 0.04m에서 최대 2.2m의 오차를 나타내었으나, 제안한 방식은 100회의 위치인식 실험에서 11회의 오차를 확인하였다.

표 3. 제안한 방식의 실험 결과

이동 경로	인식 결과
2	2(9회), 17(1회)
7	7(7회), 22(3회)
12	12(10회)
17	17(10회)
22	17(8회), 22(2회)
27	27(7회), 32(3회)
32	32(10회)
33	33(10회)
34	34(10회)
35	35(10회)

Ⅴ. 결 론

본 논문에서는 실내 위치인식을 위해 RSSI를 기반으로 하는 LVQ 신경회로망을 이용한 방식을 제안하였다. 제안한 방식은 센서 네트워크를 이용하여 고정노드와 이동노드를 구성하고, 이동노드로부터 RSSI를 수신하여 LVQ의 학습 패턴으로 사용하였다. 실험을 통해 학습에서는 96%의 인식 성공률을 확인하였고, 실험에서는 91%의 위치 인식 성공률을 확인하였다.

제안한 방식은 정확한 위치를 산출할 수는 없으나 이동노드가 어느 구역에 있는지를 판단하여 이동경로를 인식할 수 있다. 본 논문에서는 기존의 RSSI를 이용한 삼각측량법은 측정한 RSSI의 편차에 따라 약 2m이내의 오차범위를 보였으나 제안한 방식은 설정한 구역의 RSSI 패턴을 분류하여 위치를 결정하는 방식으로 1m 간격의 구역으로 정했을 경우 ±0.5 오차를 유지한다.

참고문헌

[1] N. Bulusu, J. Heidemann and D. Estrin, “GPS-less Low Cost Outdoor Localization for Very Small Devices,” IEEE Personal Communications Magazine, 7(5):28-34, October 2000.

[2] Paramvir Bahl and Venksta N. Padmanabhan, “RADAR: An In-Building RF-based User Location and Tracking System,” IEEE INFOCOM 2000.

[3] Roy Want, Andy Hopper, Veronica Falcao, Jonathan Gibbons, “The Active Badge Location System,” ACM Transactions on Information Systems, Vol. 10, No.1, Jan. 1992, pp. 91-102.

[4] Bertinato, M.; Ortolan, G.; Maran, F.; Marcon, R.; Marcassa, A.; Zanella, F.; Zambotto, M.; Schenato,
L.; Cenedese, A. RF localization and tracking of mobile nodes in wireless sensors networks:
Architectures, algorithms and experiments. Technical report, University of Padova, 2008.

[5] Bernard Sklar, Digital Communications: Fundamentals and Applications, Prentice Hall, 2001.

[6] T. Kohonen, Self-Organizing Maps, Springer, 2001.

[7] IenTech, http://www.tinyosmall.co.kr

[8] TinyOS, http://www.tinyos.net