

위치 서비스를 위한 RBF 신경회로망과 RSSI 기반의 거리추정

이병로*, 이주원**

Distance Estimation Based on RSSI and RBF Neural Network for Location-Based Service

Byeong-Ro Lee*, Ju-Won Lee**

요약 최근, 정보통신기술의 발달로 위치 정보 서비스가 점차 확대되고 있으며, 실내의 위치를 추출하기 위해 RSSI가 많이 활용되고 있다. RSSI를 이용한 실내외 위치추정법은 전파경로 및 간섭, 주변의 무선기기 장치 등의 영향을 받아 정확도가 떨어진다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 전파 환경을 고려한 거리 추정방법이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 전파 환경을 고려하기 거리 추정 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 확률적 특성을 가진 RBF 신경망과 전파 환경이 반영된 RSSI 입력과 출력을 학습하여 거리를 추정하도록 한 것이다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 BLE 비컨 송신기와 수신기를 이용하여 최대 55[m] 범위 내의 수신기의 위치를 추정하는 성능을 기존의 평균 필터, 칼만 필터 등과 비교평가 하였다. 그 결과 제안된 방법의 거리 추정정확도가 6.7배로 높은 결과를 보였다. 이 성능평가의 결과와 같이 본 연구의 방법을 위치 서비스에 적용한다면 더 정확한 위치추정이 가능할 것으로 사료된다.

Abstract Recently, location information services are gradually expanding due to the development of information and communication technology. RSSI is widely used to extract indoor and outdoor locations. The indoor and outdoor location estimation methods using RSSI are less accurate due to the influence of radio wave paths, interference, and surrounding wireless devices. In order to improve this problem, a distance estimation method that takes into account the wireless propagation environment is necessary. Therefore, in this study, we propose a distance estimation algorithm that takes into account the radio wave environment. The proposed method estimates the distance by learning RSSI input and output considering the RBF neural network and the propagation environment. To evaluate the performance of the proposed method, the performance of estimating the location of the receiver within a range of up to 55[m] using a BLE beacon transmitter and receiver was compared with the average filter and Kalman filter. As a result, the distance estimation accuracy of the proposed method was 6.7 times higher than that of the average filter and Kalman filter. As shown in the results of this performance evaluation, if the method of this study is applied to location services, more accurate location estimation will be possible.

Key Words : Location-based services, multipath interference, RSSI, neural network, RSSI filter

1. 서론

정보통신기술의 발달로 위치 정보 서비스가 점차 확대되고 있으며 지도, 내비게이션, 대중교통, 위치추적

등의 앱(App) 서비스뿐만 아니라 스마트팩토리, 모바일 로봇 제어 등 다양한 분야에 활용되고 있다[1][2]. 대부분의 위치 정보는 위성항법 시스템(GPS), 고속 통신 네트워크(5G), Wi-Fi 등을 활용한 위치 정보 수집

*Department of Convergence Electronic Engineering, Gyeongsang National University

**Department of Electric and Automation, Andong Science College (bioee@naver.com)

Received September 25, 2023

Revised October 6, 2023

Accepted October 11, 2023

하는 기술이 적용되고 있다. 일반적으로 위치 정보를 수집하기 위해 모바일 장치에 GPS(Global Positioning System) 장치를 가장 많이 활용하고 있지만, RF 수신감도, 신호처리, 위성추적 시간 등에 따라 그 성능은 달라진다. 특히, 높은 건물이 많은 도시 지역, 산악 지형 및 실내 지역과 같은 일부 환경에서는 위치추적의 어려움이 있다. 이러한 문제점의 개선하기 위해 ToA(Time of Arrival)법, AoA(Angle of Arrival)법, RSSI(Received Signal Strength Indicator) 방법 등 다양한 무선 측위 기술이 연구되고 있다[3][4][5]. 이들 연구 중 ToA 방식은 송신기와 수신기 노드 사이의 신호의 전파 속도와 신호를 전송하는 동안 경과 된 시간을 알고 거리를 계산하는 방법이다. 이 방법은 송신기와 수신기(노드) 사이의 시간 동기화가 매우 중요하며, 송신기와 수신기 간의 동기화의 시간 차이로 거리 오차율이 크게 발생하는 단점이 있다. 그리고 AoA 방식은 안테나 어레이 등 추가적인 하드웨어를 구성하여 자유 공간 환경에서 들어오는 신호 각도에 계산하여 거리와 위치를 추정하는 방법이며, 이 방법은 여러 개의 안테나와 수신회로가 추가되어 높은 비용이 발생한다. 한편, RSSI 무선 수신 강도 방식은 RSS가 작다는 것은 거리가 멀어진다는 것을 가정하여 거리를 추정하는 방법으로 추가적인 하드웨어 장치 없이도 위치를 추정할 수 있는 경제적인 방법이다[6]. 최근, RSSI 방법은 대부분의 무선 시스템에서 실내 또는 실외 측위 기술에 RSSI 방법이 많이 활용됨과 동시에 연구가 다양하게 진행되고 있다. 그러나 RSSI 방법은 무선 신호가 건물 내부나 도시 환경에서 다중 경로 간섭(multipath interference)에 영향, 주변의 무선기기 장치 등에 의하여 RSSI가 실제 거리와 크게 다르게 나타나 위치추정의 정확도가 감소하는 경우가 빈번하다. 즉, 신호 감쇠 모델을 특정 수식의 모델로 가정하여 거리를 추정하기 때문에 환경에 따라 실제로 적용되기 어렵거나 부정확하다. 따라서 RSSI를 사용한 위치 추정은 저렴하고 간단한 방법일 수 있지만, 보다 정확한 거리 추정이 이루어져야 한다. 최근 RSSI 기반의 거리 추정법이 다양하게 연구되고 있으며, 대부분 BLE(Bluetooth Low Energy) 또는 WiFi 비콘(beacon) 기술을 활용한 실내 측위를 위한 연구가 이

루어지고 있다. 이들 연구에서는 장애물 또는 전파 환경 문제 등에 따른 RSSI 수신감도 문제점을 해결하기 위해 평균 필터, RSSI 피드백 필터, 칼만필터(Kalman Filter) 등이 이용되었다[7][8][9]. 여기서 평균 필터법과 RSSI 피드백 필터법은 가장 사용하기 쉬운 방법이지만 원거리의 정확도는 낮다. 또한, 칼만 필터법은 RSSI 수신에 포함된 잡음을 제거하는 데에는 우수한 성능을 보였지만 RSSI 변동 잡음은 분포에서 가우시안(gaussian) 분포가 아닌 RSSI 데이터에서는 그 성능이 현저하게 떨어진다. 이들의 대체적인 원인은 전파 환경이 수시로 변동하기 때문이다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서 전파 환경이 고려된 알고리즘이 필요하며, 본 연구에서는 인공지능기법 중의 하나인 신경망을 이용하여 전파 환경을 고려한 거리 추정법을 제안하였다. 제안된 방법은 확률적 특성을 가진 RBF(radial basis function) 신경망과 전파 환경이 반영된 RSSI 입력과 출력을 학습하여 거리를 추정하도록 한 것이다. 이 방법의 성능을 평가하기 위해 블루투스 비콘 송신기와 수신 App을 이용하였고 기존에 연구되었던 평균 필터와 칼만 필터 등과 비교 분석하여 제안된 방법의 우수성을 확인하였다.

2. RSSI의 잡음 제거 필터

RSSI는 무선통신 단말기의 수신에서 측정된 수신 신호의 전력 값이며, 단위는 dBm으로 대부분 음의 값을 가진다. 그리고 RSSI가 클수록 가까운 거리를 의미하며, 거리가 멀수록 작은 값을 나타낸다[7]. 이는 송·수신기 간의 거리를 추정하는 데에 사용할 수 있으며, RSSI를 이용한 거리는 식(1)과 같이 로그함수 형태이다.

$$RSSI = -10n \log_{10}(d) + \alpha \quad (1)$$

$$d = 10^{\frac{\alpha - RSSI}{10n}} \quad (2)$$

여기서 n 은 벽 또는 장애물 등 전파 환경에 따라 설정하는 보정 상수로서 2~4의 값을 가지며, d 는 송·수신 간의 거리를 의미하고, α 는 1[m] 거리에서 측정된 RSSI이다. 식(1)과 식(2)를 이용하여 거리를 추정할 때

동일한 송·수신기 간의 거리에서 측정된 RSSI는 측정할 때마다 일정하지 않고 변화가 크며, 전파 장애물의 밀집도에 따라 균일한 RSSI를 측정할 수가 없는 단점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 평균 필터, 칼만 필터 등을 활용하고 있다[8][9].

$$R_A = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} R(k) \quad (3)$$

여기서 평균 필터 법은 거리에 따른 신호 세기 감쇠 모델에 적용하기 위해 식(3)과 같이 단위시간 k 마다 수신된 RSSI $R(k)$ 를 N 개 만큼 측정하여 평균 R_A 를 계산하여 사용하는 필터 법이다. 이 방법은 거리 추정의 정확도를 높이기 위해 많은 수의 송수신 패킷이 요구된다[8][9]. 이러한 평균 필터 법의 문제점을 개선하기 위한 RSSI 피드백법은 식(4)와 같이 저역통과 필터 구조를 갖고 있으며, 평활한 RSSI $\hat{R}(k)$ 을 출력한다.

$$\hat{R}(k) = \beta R(k) + (1 - \beta)R(k - 1) \quad (4)$$

식(4)에서 필터 계수 β 를 전파 환경에 따라 조정해야 하며, 일반적으로 $\beta \geq 0.75$ 조건으로 설정한다. 이처럼 피드백 필터 법은 적은 수의 RSSI 데이터로 필터링할 수 있지만, 송신기로부터 전송된 데이터를 수신기가 수신 시간이 변화할 경우 필터 성능이 현저하게 감소하는 단점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 칼만 필터 법은 상태방정식 식(5)에서부터 식(11)의 과정으로 현재 측정된 RSSI를 기반으로 예측하고 보정하는 방식이다[9]. 이에 관련된 칼만필터의 관계식은 다음과 같다.

$$x_k = x_{k-1} + w_{k-1} \quad (5)$$

$$z_k = x_k + v_k \quad (6)$$

여기서 식(5)는 공분산 Q 를 갖는 프로세서 잡음 w_{k-1} 를 포함한 상태방정식이고 식(6)은 RSSI와 공분산 R 을 갖는 측정잡음 v_k 의 합 z_k 로 구성된 관측방정식이다. 이러한 상태방정식과 관측방정식에서 갱신과

정은 식(7)에서부터 식(11)의 과정으로 이루어진다.

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} \quad (7)$$

$$P_k^- = P_{k-1} + Q \quad (8)$$

$$K_k = P_k^- / (P_k^- + R) \quad (9)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - \hat{x}_k^-) \quad (10)$$

$$P_k = (1 - K_k)P_k^- \quad (11)$$

위의 식에서 \hat{x}_k^- 는 예측된 상태 추정이고, P_k^- 는 예측된 오류 공분산, K_k 는 최적의 칼만 이득, \hat{x}_k 는 예측된 RSSI, P_k 는 갱신된 RSSI 오류 공분산을 의미한다. 이러한 과정을 거쳐 잡음이 제거된 RSSI를 얻어 거리를 산출한다. 위의 칼만 필터는 전파경로 손실모델을 기반하지 않고 있어 전파 환경의 변화에 따라 거리 추정의 오차가 증가한다. 따라서 이러한 전파 환경을 고려한 RSSI 잡음 제거 또는 거리 추정 알고리즘이 요구된다.

3. RBF 신경망 기반의 거리 추정

RSSI 수신 강도는 전파 환경에 따라 실시간으로 변화하기 때문에 거리를 정확하게 추정하기가 어렵다. 따라서 전파 환경을 고려하여 거리 추정을 한다면 보다 정확한 거리를 얻을 수 있을 것이다. 본 연구에서는 이러한 가정하에 전파 환경을 고려한 거리 추정방법을 제안한다. 제안된 방법은 그림 1과 같이 인공지능 기법의 하나이고 확률적인 특성을 가진 3층 구조의 RBF 신경망[10]에 전파 환경이 반영된 RSSI를 입력하고 학습하여 거리를 추정하게 한 것이다. RBF 신경망은 입력층, 은닉층, 출력층을 가지는 3층 구조의 신경망이며, 은닉층은 확률적 특성을 가지는 가우시안 함수로 구성 되어 있다. 학습에 있어 입력 데이터와 가우시안 중심 간의 유클리디안 거리를 기반으로 연산하고 오류역전파 알고리즘으로 학습하는 특징을 가지고 있다. 본 연구에서 적용된 RBF 신경망 구조는 그림 1과 같이 신경망 입력에 1[m] 거리에서의 전파수신 강도를 나타내는 RSSI R_1 , T -시간 동안의 평균 $R_A(k)$ 과 최대·최소

차의 절댓값 $R_{abs}(k)$ 그리고 끝단의 AP(Access Point) 또는 노드(node) 장치로부터 측정된 수신 강도 $R_{eN}(k)$ 등으로 식(12)와 같이 설정하였으며, 신경망이 입력에 대한 은닉층과 출력층의 출력을 식(13)과 식(14)와 같이 산출하게 하였다.

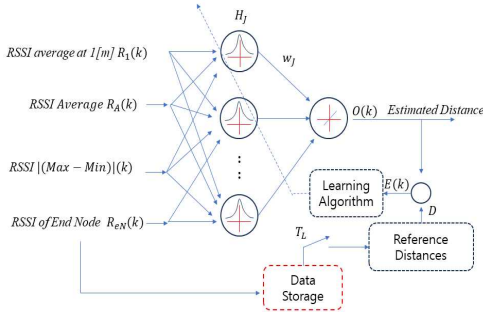


그림 1. 거리 추정을 위한 제안된 신경망 구조
Fig. 1. Structure of proposed neural network to estimate distance.

$$\mathbf{x} = [R_1, R_A(k), R_{abs}(k), R_{eN}(k)] \quad (12)$$

$$H_j = \exp\left[-\sum_{i=1}^I \frac{(x_i - m_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2}\right], \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (13)$$

$$O(k) = \sum_{j=1}^J w_j H_j \quad (14)$$

식(13)에서 m_{ji} 는 i -번째 입력에 대한 j -번째 가우시안 함수의 중심값이고, σ_{ji}^2 는 i -번째 입력에 대한 j -번째 가우시안 함수의 분산, H_j 는 은닉층에 있는 j -번째 뉴런의 출력이다. 그리고 식(14)의 $O(k)$ 는 은닉층의 출력과 출력층의 가중치 w_j 를 이용하여 추정된 거리 출력이다. 신경망이 더욱 정확한 거리를 추정하기 위해서는 학습이 필요하며, 이 학습은 입력에 따른 최적의 가우시안 중심과 폭, 출력층의 가중치를 결정하는 것이다. 즉, 식(15)의 거리 추정 오차를 최소화하는 최적의 m_{ji} , σ_{ji} , w_j 를 구하는 것이며, 이에 대한 학습 알고리즘은 식(15)에서부터 식(19)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} (d - O(k))^2 \quad (15)$$

$$\Delta w_j = -\eta_w \frac{\partial E}{\partial w_j} = \eta_w (d - O(k)) H_j \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \Delta m_{ji} &= -\eta_m \frac{\partial E}{\partial m_{ji}} \\ &= \eta_m 2 \cdot H_j \cdot \frac{(x_i - m_{ji})}{\sigma_{ji}^2} \\ &\quad \cdot (d - O(k)) \cdot w_j \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \Delta \sigma_{ji} &= -\eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ji}} \\ &= \eta_\sigma 2 H_j \frac{(x_i - m_{ji})^2}{\sigma_{ji}^3} \\ &\quad \cdot (d - O(k)) w_j \end{aligned} \quad (18)$$

여기서 d 는 원하는 출력인 표준 거릿값이며, η_w , η_m , η_σ 는 학습 상수, Δm_{ji} , $\Delta \sigma_{ji}$, Δw_j 는 변화량이다. 이 변화량을 바탕으로 가우시안 함수의 중심과 폭, 출력층의 가중치는 식(18)을 통하여 반복적으로 갱신되고 최적화가 된다. 이러한 학습을 통하여 다양한 전파 환경에서도 거리 추정 정확도를 높이도록 하였다.

$$m_{ji} \leftarrow m_{ji} + \Delta m_{ji} \quad (19)$$

$$\sigma_{ji} \leftarrow \sigma_{ji} + \Delta \sigma_{ji}$$

$$w_j \leftarrow w_j + \Delta w_j$$

4. 실험 및 성능평가

본 연구에서 제안한 RBF 신경망과 RSSI 기반한 거리 추정방법의 성능을 평가하기 위해 Silicon Lab사의 BLE BGM220 Dev 보드에 송신출력 9[dB]로 블루투스 비콘(beacon) 발생시켜 그림 2와 같이 비콘 발생기를 AP 지점에 배치하고 장애물이 없을 때와 장애물(자동차)이 있을 때를 구분하여 1[m], 5[m]부터 55[m]까지 5[m] 간격으로 20회씩 Keuwlsoft의 BLE Analyser App을 이용하여 RSSI 데이터를 수집하고 그 성능을 평가하였다. 수집된 데이터는 그림 2에 나타내었으며, 그림 2의 측정 데이터를 분석하면 장애물이 있는 경우와 없는 경우에도 RSSI 데이터의 부정확도가 높았으며, 장애물 있는 경우가 없는 경우보다 RSSI 수

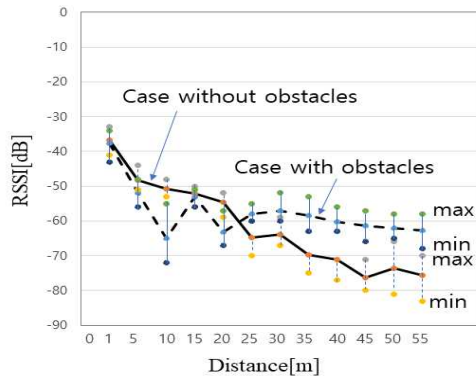
신강도 낮게 나타났고, 비콘 송신기와 거리가 멀수록 수신된 RSSI 변화폭이 크게 나타남을 확인하였다.



(a) Location of BLE Beacon and measurement



(b) Case without obstacles (c) Case with obstacles



(d) RSSI characteristics according to obstacles and distances

그림 2. 측정 환경과 측정된 RSSI 특성

Fig. 2. Measurement environment and measured RSSI characteristics

본 연구에서는 여기서 수집한 데이터를 바탕으로 평균 필터와 칼만 필터, 제안된 방법인 신경망의 성능을 비교 분석하기 위해 이들 알고리즘을 Matlab 프로그램과 표 1과 같이 설정된 파라미터로 실험하였다. 신경망 학습에서는 그림 2에서 측정된 RSSI 데이터 240개 중 228개를 사용하였고 신경망은 학습 오차가 0.1 이

하일 때 학습을 종료하도록 하였다. 학습이 완료된 후 학습에 사용되지는 않은 12개의 데이터를 신경망에 입력시켜 거리를 출력하게 하였으며, 이 실험한 결과를 표준 거리 Ref. 와 비교하여 그림 3에 나타내었다. 또한, 거리 추정오차 절댓값 평균과 분산 등을 비교하여 표 2에 나타내었다. 여기서 거리 추정을 위해 식(1)의 보정상수 n 을 2로 설정하여 거리를 산출하였다.

표 1. 실험에서 사용된 각 필터와 신경망의 파라미터
Table 1. Parameters of each filter and neural network used in the experiment

Filters	Parameters
Average filter	Filter order $N = 10$
Kalman Filter	Process noise $Q=10$ Measurement noise $R=20$
Proposed method (Neural network)	Hidden neurons: 15 $m, \sigma, w : random, \eta : 0.002$

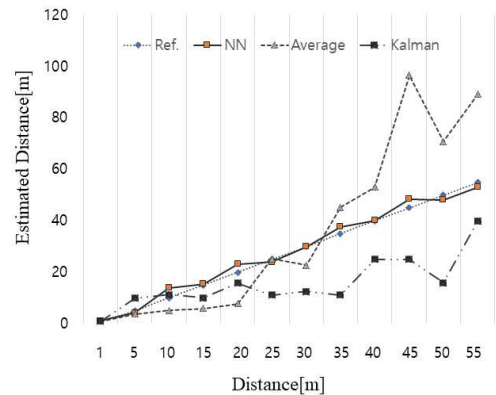


그림 3. 신경망, 평균 필터, 칼만 필터의 출력

Fig. 3. Outputs of neural networks, average filters, kalman filters

그림 3의 결과와 표 2를 분석하면 평균 필터보다 칼만 필터가 20[m] 이하에서는 거리 오차가 작게 발생하였으나 비콘 송신기와 수신 간의 거리가 멀수록 오차가 크게 나타났다. 이는 거리가 멀수록 약한 전파수신 강도와 주변의 전파에 영향을 받은 것으로 판단된다. 한편 제안된 방법인 신경망에서는 20[m] 이상의 거리에서도 추정된 거리오차가 평균 1.7[m]로 작게 나타났다. 또한, 표 2와 같이 신경망을 이용한 제안된 방법이 평균 필터와 칼만 필터보다 6.7배로 높은 정확도와 성

능을 보였다. 정확도를 더 높이기 위해서는 더 많은 학습데이터가 필요할 것으로 사료되며, 특정 시간마다 학습데이터 수집과 재학습이 필요할 것이다.

표 2. 제안된 방법과 각 필터와의 성능 비교
Table 2. Performance comparison between the proposed method and each filter

Filters	Error absolute value, unit[m]					
	below 55[m]				below 20[m]	over 20[m]
	Mean	Variation	Min	Max	mean	
Average filter	13.7	235.1	0.1	51.6	5.5	19.6
Kalman Filter	12.9	104.9	1.2	34.1	3.1	19.9
Proposed method (NN)	1.6	1.9	0.1	3.9	1.7	1.6

5. 결론

정보통신기술의 발달로 위치 정보 서비스가 점차 확대되고 있으며 비용 측면을 고려하여 실내외 측위에서 무선 수신 강도인 RSSI가 많이 활용되고 있다. 그러나 RSSI를 이용한 무선 측위는 무선 신호가 전파 경로 간섭, 주변의 무선기기의 영향 등에 의해 실제 거리와 크게 다르게 나타나 위치추정이 부정확 하는 경우가 빈번하다. 이 원인은 전파 환경이 수시로 변동하기 때문이다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서는 전파 환경을 고려한 RBF 신경망 구조와 거리 추정 알고리즘을 제안하고 기존의 평균 필터, 칼만 필터 등과 실험으로 그 성능을 비교 평가하였다. 실험의 결과에서 제안된 방법이 평균 필터와 칼만 필터보다 6.7배로 높은 정확도와 우수한 성능을 보였다. 이 결과로부터 전파 환경을 고려한 본 연구의 방법을 위치 서비스에 적용한다면 더욱 정확한 위치추정이 가능할 것으로 사료된다.

REFERENCES

[1] J.S. Shin, Y.J. Kim, "Location Information Collection Technology-Usage Status and Legal Issues", *DAIG Magazine*, Seoul

National University, no. 2, september, 2023.
 [2] KISA, "Location information industry trend report", *Korea Internet & Security Agency, monthly report*, september, 2021.
 [3] A. Harter, A. Hopper, P. Steggles, P. Ward, "The anatomy of a context-aware application", *Proceeding of the 5th annual ACM/IEEE int'l conference on mobile computing and networking*, Seattle, Washington, pp. 59-68, 1999.
 [4] D. Niculescu, B. Nath, Ad hoc positioning system (APS) using AoA, in *Proceeding of the IEEE Computer and Communications Societies*, pp. 17-34, 2003.
 [5] A. Dan, S. Halder, S. Dasbit, "Localization with enhanced location accuracy using RSSI in WSN", *Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunication Systems (ANTS)*, Bangalore, India, pp. 1-6, 2011.
 [6] IOT AND ELECTRONICS, "How To Calculate Distance form the RSSI value of the BLE Beacon", <https://iotandelectronics.wordpress.com/2016/10/07/how-to-calculate-distance-from-the-rssi-value-of-the-ble-beacon>, October 7, 2016.
 [7] Amodt, K, "CC2431 Location Engine. Applications Note AN042", *Texas Instrument Incorporated*, 2006
 [8] J.S. Kim, Y.K. Kim, "A Study on Distance Calculation Revision Algorithm using the Filtering of RSSI Measurement Results", *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication (IIBC)*, vol. 17, No. 1, pp. 25-31, Feb. 28, 2017.
 [9] Y. Sung, "RSSI-based distance estimation framework using a Kalman filter for sustainable indoor computing environments", *Sustainability*, vol. 8, no. 11, pp. 1136, Nov. 2016.
 [10] Luthfi Ramadhan, "Radial Basis Function Neural Network Simplified-A short introduction to radial basis function neural network", *Towards Data Science*, No. 10, 2021.

저자약력

이 병 로 (Byeong-Ro Lee)

[정회원]



- 1999년 2월 : 경상국립대학교 전자공학과(공학박사)
- 2000년 3월~현재 : 경상국립대학교 융합전자공학과 교수

〈관심분야〉 신호처리, 데이터 통신, 전자응용 시스템

이 주 원 (Ju-Won Lee)

[정회원]



- 2003년 2월 : 경상국립대학교 전자공학과(공학박사)
- 2009년 9월~현재 : 안동과학대학교 전기자동차과 부교수

〈관심분야〉 신호처리, 지능제어, 전자응용 시스템