

ANN 을 사용한 비콘 거리측정 기법 연구

노지우*, 강승현*, 김태영*, 장지현*, 김순태*, 이정휴*, 강윤구**, 박유빈**, 최경림**

*전북대학교 소프트웨어공학과, **유저인사이트

e-mail : {sk49016445, cat1919, rlaxodud1200, wkdwlgus901, stkim, jhlee25}@jbnu.ac.kr, {yungu, youbinrocks, rimi}@userinsight.co.kr

An Approach to Measuring Beacon Distance Using ANN

Jiwoo Noh*, Seunghyeon Kang*, Taeyeong Kim*, Jihyun Jang*, Suntae Kim *, JeongHyu Lee*, YunGu Kang**, YouBin Park**, Eddy Choi**

*Department of Software Engineering, Chonbuk National University, 567 Baekje-daero, Deokjin-gu, Jeollabuk-do 561-756, Jeonju-si, Republic of Korea

** Userinsight, 210-ho, 34, Sangni 1-gil, Deokjin-gu, Jeonju-si, Jeollabuk-do, Republic of Korea 54882

요 약

무선 통신기술이 발전함에 따라 위치기반 서비스에 대한 관심 또한 증가하고 있다. 그 중 저전력 블루투스 기술을 사용한 비콘(Beacon)은 실내 위치인식이 불가능한 GPS와 달리 실내에서도 측위가 가능하여 사용성이 주목 받고 있다. 그러나 비콘으로부터 수신되는 RSSI(Received Signal Strength Indication)값은 여러 환경요소로부터 영향을 받기 때문에 RSSI값을 기반으로 한 거리측정이 실제거리와의 오차가 크게 나타난다. 이에 따른 문제를 해결하기 위한 기존의 연구들이 존재하지만 평균적으로 10m이하의 거리에서 2m의 오차를 나타내고 있다. 본 연구에서는 RSSI의 오차를 줄이기 위해 확장 칼만 필터와 신호 안정화 필터를 사용하여 Raw Data를 전처리 한 후 산출된 Cleaned Data를 기반으로 각 거리단위에 최적화된 ANN(Artificial Neural Network)모델을 생성하여 거리를 측정하는 기법을 제안한다.

1. 서론

무선 통신기술의 발전과 함께 블루투스 위치기반 서비스에 관심이 높아지고 있으며 이로 인해, 정밀한 위치 인식의 중요성도 증가하고 있다. 사용자의 위치 인식을 위한 다양한 거리측정 기법은 다음과 같다. Wifi 를 이용하여 신호의 발신시간과 수신시간의 간격을 계산하여 Wifi 모듈과 스마트 폰 사이의 거리측정을 하고 Wifi Access Point 를 가지고 둘 간의 각도를 측정 한 뒤 사용자의 위치를 알아낸다[1]. 또한 여러 개의 레이저 센서를 이용해 실시간으로 물체를 추적하는 방법도 존재한다[2]. 그 중에서도 비콘(Beacon)기술은 사용자 위치 기반 마케팅이나 메시지 타겟팅에 적합해 관심이 높아지고 있다[7]. 그러나 2.4GHz 를 사용하는 비콘의 RSSI(Received Signal Strength Indication)값은 여러 환경요소로부터 영향을 받기 때문에 RSSI 값을 기반으로 한 거리 측정값이 정확하지 않다[3][9].

비콘의 불안정한 RSSI 문제를 해결하기 위해 RSSI의 필터링 방법[3][6]이나 인공신경망을 기반으로 거리를 학습시켜 실제거리와의 오차를 줄이는 기존의 연구가 존재한다[4][9]. 그 중에서도 비콘을 사용하고 인공신경망 구축을 하여 거리 예측을 한 Filip Mazan 과 Alena Kovarova 의 연구에서는 최대 14m 에서 오차가 평균 2.74m 라는 한계점이 존재한다[4].

본 연구에서는 비콘의 RSSI 를 Preprocessing 한 후

Cleaned Data 를 기반으로 ANN(Artificial Neural Network)[10] 거리측정 모델을 생성한다. 이를 통해 예측거리와 실제 거리의 오차를 줄이는 방안을 제시한다.

2. ANN 기반 비콘 거리측정 기법

본 장에서는 ANN(Artificial Neural Network)[10]기반 거리측정 기법에 대하여 논의한다. 본 접근 방법은 두 단계로 이루어져 있다. 첫 번째로 Preprocessing 단계에서는 비콘으로부터 수집된 Raw Data(RSSI)를 확장 칼만 필터와 신호 안정화 필터를 거쳐 Cleaned Data 로 만든다. 두 번째로 Training 단계에서는 Cleaned Data 를 바탕으로 Tensorflow 를 이용해 학습과정을 거쳐 ANN 거리측정 모델을 얻는다. 다음 세부절에서는 각 단계에 대하여 설명한다.

2.1. Preprocessing

2.1.1. Extended Kalman Filter

Preprocessing 의 첫 번째 단계는 비선형(nonlinear) 추정과 기계 학습 어플리케이션에서 표준기술로써 사용되고 있는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)이다. 주로 동적 시스템의 상태를 추정하는데 사용된다. 또한 이는 가우시안(Gaussian) 잡음이 포함된 비선형 시스템의 상태에 대한 최적의 베이시안(Bayesian) 재귀 추정을 제공한다[5]. 확장 칼만 필터는 비선형 모

델에서 최적 추정(Optimal Estimation)을 사용하는 기본적인 필터 개념으로서 평균제곱오차(Mean Square Error)를 최소화하는 방법을 사용하여 재귀적으로 다음 상태를 추정하는 필터이다. 이는 알고리즘이 단순하고 수렴 속도가 빨라 실시간 처리가 용이하다.

2.1.2. Signal Stabilization Filter

Preprocessing 과정의 두 번째 단계는 신호 안정화 필터이다. 확장 칼만 필터를 거쳐 나온 데이터를 가지고 한번 더 신호 안정화 필터를 통과시킨다. 이는 일정한 시간 동안 사용자가 수신한 비콘 신호 값의 흐름을 분석 한 뒤 발생하는 노이즈(noise) 데이터를 보정하여 위치 인식의 정확도를 확보하도록 한다. 일정 사이즈로 데이터 구역을 설정한 후 평균값과 임계 값을 이용하여 새로 수신된 신호의 노이즈 여부를 판별한 후 노이즈로 판별되었을 경우 보정하는 과정을 거친다. [6].

2.2 모델생성

다음 식 (1)은 Altbeacon 라이브러리[8]에서 정의하고 있는 거리 계산법이다.

$$\text{Distance} = (\text{coefficient1} * \text{Ratio}^{\text{coefficient2}}) + \text{coefficient3} \quad (1)$$

$$\text{Ratio} = \text{RSSI}/\text{TxPower} \quad (2)$$

스마트 기기마다 내장된 블루투스 칩 셋이나 기기 주변 강판의 재질이 다르기 때문에 비콘의 RSSI 가 수신되는 강도도 다르게 된다. 따라서 식 (1)의 coefficient 1·2·3 은 Altbeacon 라이브러리[8]에서 정의해놓은 값으로 스마트 기기마다 고유한 값이 된다. 삼성 전자의 GalaxyS3 모델 같은 경우에는 각각 coefficient1=0.42093, coefficient2 = 6.9476, coefficient3 = 0.54992 으로 명시되어있다. Ratio 는 식 (2)와 같이 입력으로 들어온 RSSI 와 TxPower 로 계산되는 값이다. 다음 식 (3)은 Altbeacon 라이브러리[8]에서 제공하고 있는 거리 계산 식 (1)에 임의로 가중치 변수를 추가해 확장한 수식이다.

$$\text{Distance} = (X * \text{coefficient1} * \text{ratio}^{(Y * \text{coefficient2})}) + Z * \text{coefficient3} \quad (3)$$

coefficient1·2·3 은 앞서 설명한 것처럼 Altbeacon 라이브러리에서 스마트 기종마다 고유한 값을 가져온다. 가중치 변수 X, Y, Z 는 ANN 학습을 통해 산출되는 값이다. 학습은 다음 식 (4)와 같이 거리범위를 정하여 각각 진행시킨다.

$$\begin{aligned} 0\text{m} < 3\text{m Model} &\leq 3\text{m} \\ 3\text{m} < 5\text{m Model} &\leq 5\text{m} \\ 5\text{m} < 7\text{m Model} &\leq 7\text{m} \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)의 모델들은 각각 해당된 범위의 거리 예측에 특화되어 있다. 이는 상황에 따라 거리 범위를 조정하여 다양한 모델을 생성할 수 있다.

3. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 비콘을 이용한 거리 계산식을 ANN 을 통해 학습시키고 그로 인해 산출된 모델로 거리를 예측하는 기법을 제안한다. 향후 연구에서는 직접 데이터 수집환경을 구축하여 실험을 진행하며 본 논문에서 제안하는 기법을 검증할 예정이다. 또한 TxPower 를 다르게 하여 제안된 기법을 사용했을 때의 비교 검증을 수행할 예정이다.

4. Acknowledgment

본 연구는 중소기업청의 첫걸음기술개발사업의 일환으로 수행하였음. [1701001260, 2.4GHz 무선 신호 및 스마트폰 센서 기반 실내/외 정밀 위치 측위 기술이 적용된 관광 정보 안내 플랫폼 개발]

참고문헌

- [1] Chouchang Yang, Huai-Rong Shao, "WiFi-based indoor positioning", IEEE Communications Magazine 2015, 53(3): pp150-157
- [2] A. Fod, A. Howard, and M. Mataric, "Laser-based people tracking," in Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom, 2002, pp. 3024-3029.
- [3] A. Shareef and Y. Zhu, "Localization using extended Kalman filters in wireless sensor networks," in Graduate Student Scholarly and Creative Submissions, 2009.
- [4] Filip Mazan and Alena Kovarova. "A Study of Devising Neural Network Based Indoor Localization Using Beacons: First Results." CISJ Vol19 No1 2015.
- [5] R. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Trans. ASME, J. Basic Eng., vol. 82, pp. 35-45, Mar. 1960.
- [6] 권순조, 김현태, 안창욱. "블루투스 비콘의 신호 안정화를 위한 신호 보정 알고리즘 연구", 한국통신학회 2016년도 동계종합학술발표회 논문집, pp298-299
- [7] Marisa Moody. 2015. "Analysis of Promising Beacon Technology for Consumers." Elon Journal of Undergraduate Research in Communications 6, 1 (2015).
- [8] [Online]. Available: <http://altbeacon.org/>
- [9] Ahmad, U., Gavrilov, A. and Lee, S. (2006) "In-building localization using neural networks." IEEE International Conference on Engineering of Intelligent Systems, IEEE, pp. 1-6.
- [10] A Krenker, J Bešter and A Kos, "Introduction to the Artificial Neural Networks", Edited Kenji Suzuki, Published by InTech, Janeza Trdine, Croatia, (2011), pp 3-18.