

분류와 회귀 방식에 따른 신경망 기반 위치 추정 알고리즘의 성능 분석

이유리, 김향란, 손소영, 김형남*

부산대학교

hnkim@pusan.ac.kr

Performance analysis of a neural network-based node localization algorithm with classification and regression

Lee Yu-Ri, Jin Xianglan, Son So-Young, Kim Hyoung-Nam*

Pusan National Univ.

요약

본 논문은 무선 센서 네트워크 환경에서 센서 노드의 위치 추정 문제를 신경망이 적용된 알고리즘을 통해 해결하는 방법에 관한 내용이다. 기존의 신경망이 적용된 위치 추정 방법은 기계 학습의 분류와 회귀 방식으로 두 가지 연구 방향으로 진행되어 왔는데, 본 논문에서는 두 방식의 차이에 의한 위치 추정 성능을 비교하였다. 그 결과, 회귀 방식을 이용한 위치 추정 오차가 분류 방식을 이용한 위치 추정 오차보다 평균오차, 최대오차, 표준오차에서 적은 값을 가지는 것을 확인하였다.

I. 서론

최근에 무선 센서 네트워크(wireless sensor network)는 빠른 속도로 발전되어 왔다. 무선 센서 네트워크는 센서에서 수집된 정보를 기반으로 하여 가정, 도시 및 환경을 모니터링 할 수 있는 기능을 한다. 도시 및 환경을 모니터링 하는 경우에는 많은 수의 센서가 필요하므로 제한적인 재원을 효과적으로 사용하기 위해 GPS 수신기가 장착되지 않은 저렴한 센서를 사용하는 경우가 많다[1]. 하지만 센서 노드(sensor node)의 지리적 정보는 네트워크 관리, 이벤트 감지, 지리 기반 쿼리(query) 처리 및 라우팅(routing) 등과 같은 센서 네트워크의 많은 작업에 필수적으로 사용되므로[2] GPS 수신기가 장착되어 있지 않는 센서 노드의 위치를 파악하는 것은 중요한 과제이다.

이러한 센서 노드의 위치를 파악하는 방법은 크게 범위 기반(range-based) 방식과 비범위 기반(range-free) 방식으로 나뉜다[3]. 범위 기반 방식은 노드 간의 거리를 측정하는 방식으로 수신신호세기(received signal strength indication), 도착지연시간(time difference of arrival), 도착위상(angle of arrival) 정보를 기반으로 하여 위치를 추정한다. 하지만 이러한 방법은 잡음의 영향을 받기 쉽고, 정확도에 따라 복잡성 및 비용이 증가한다는 단점이 있어 대규모 센서 네트워크에 적용하는데 어려움이 있다. 이에 반해 비범위 기반 방식은 거리 측정 과정이 없이 노드 연결 정보(hop 개수)만을 이용하여 연산량이 적다는 이점이 있다.

노드의 위치 추정을 위하여 다양한 방식의 비범위 기반 알고리즘이 제안되어 왔는데, 이 중 [3]과 [4]는 최근 각광받고 있는 기계학습(machine learning) 중 신경망(neural network)을 적용한 방법들이다. 그런데 [3]은 위치를 분류(classification) 방식으로, [4]는 회귀(regression) 방식으로 노드의 위치를 추정하였다. 따라서 본 논문에서는 이러한 차이에 의해 위치 추정 성능이 어떠한 영향을 받는지 확인하기 위해 분산되어 있는 노드들의 추정된 위치와 실제 위치의 평균 오차, 최대 오차 및 표준 오차를 분석하였다.

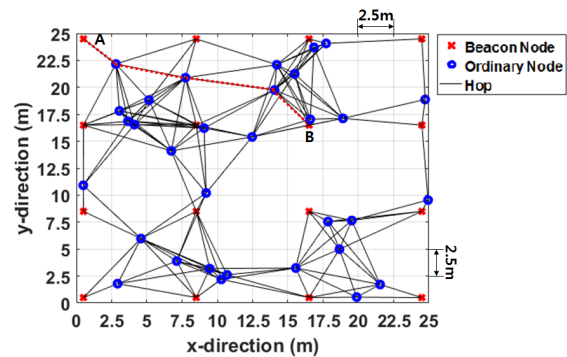


그림 1. 무선 센서 네트워크 모델 예시($N=48$, $K=16$)

II. 신경망을 이용한 노드 위치 추정

1. 무선 센서 네트워크 모델

본 논문에서는 그림 1과 같이 지리학적으로 2차원 영역의 무선 센서 네트워크 모델을 고려한다. 무선 네트워크는 N 개의 센서 노드 $\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 의 배치에 의해 형성된다. N 개의 노드 중 K 개의 노드는 GPS 수신기가 있어 위치를 알 수 있는 비콘 노드(beacon node)이고, 나머지 $(N-K)$ 개의 노드는 개별적으로는 위치 정보를 알 수 없는 일반 노드(ordinary node)이다. 각 노드의 통신이 가능한 범위는 모두 동일하다 가정하였고, 두 센서 노드가 통신 범위 내에 있으면 통신이 연결되고 이러한 연결을 홉(hop)이라 할 때, 멀티홉(multihop) 경로를 사용하여 통신 범위 외부의 노드들과의 통신도 가능하다. 그림 1의 빨간 점선은 A 노드에서 B 노드까지의 멀티홉 경로를 의미하며, 두 노드간의 홉 개수 $h(S_A, S_B)$ 는 최소 경로를 의미하며 4의 값을 가진다.

2. 신경망 모델

본 논문에서는 그림 2와 같은 신경망 모델을 사용하여 일반 노드의 위치를 추정한다. 입력되는 데이터는 S_i 와 S_j 사이의 최단 경로의 홉 개수 $h(S_i, S_j)$ 이고 출력되는 데이터는 i 번째 노드의 (x_i, y_i) 위치이다. 입력 측

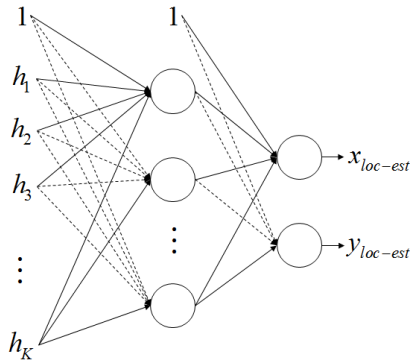


그림 2. 센서 노드의 위치 추정을 위한 신경망 모델

표 1. 무선 센서 네트워크 환경 설정 파라미터

전체 노드 개수(N)	320 (일반 노드: 균일랜덤분포)
비콘 노드 개수(K)	64 (7 m 의 균일한 간격)
x, y 축의 길이	50 m
각 노드의 통신 범위	6 m
분류 방식의 x,y 축 격자 개수(G)	20

의 뉴런에서 사용되는 전달 함수는 식 (1)과 같은 tansig 함수이고,

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (1)$$

출력 층의 뉴런에서 사용되는 전달 함수는 선형 함수이다. 입력 층과 출력 층 모두 바이어스가 있는 모델을 사용한다. 이때의 신경망 모델은 K-입력 2-출력 시스템이다. 일반 노드의 위치를 찾기 위해 신경망 모델을 훈련시켜야 하는데, 이때 훈련 데이터는 아래와 같이 비콘 노드들 간의 홉 개수로 구성된 입력 데이터와, 비콘 노드의 실제 위치 값인 (x, y)가 출력 값이 된다.

$$\begin{bmatrix} h(S_1, S_1) & h(S_1, S_2) & \dots & h(S_1, S_K) \\ h(S_2, S_1) & h(S_2, S_2) & \dots & h(S_2, S_K) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h(S_K, S_1) & h(S_K, S_2) & \dots & h(S_K, S_K) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{loc-true,1} & y_{loc-true,1} \\ x_{loc-true,2} & y_{loc-true,2} \\ \vdots & \vdots \\ x_{loc-true,K} & y_{loc-true,K} \end{bmatrix}$$

훈련된 신경망 모델은 아래와 같이 위치 정보가 없는 일반 노드와 비콘 노드 사이의 홉 개수를 입력시키게 되면 일반 노드의 위치를 추정한다.

$$\begin{bmatrix} h(S_{K+1}, S_1) & h(S_{K+1}, S_2) & \dots & h(S_{K+1}, S_K) \\ h(S_{K+2}, S_1) & h(S_{K+2}, S_2) & \dots & h(S_{K+2}, S_K) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h(S_N, S_1) & h(S_N, S_2) & \dots & h(S_N, S_K) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{loc-est,1} & y_{loc-est,1} \\ x_{loc-est,2} & y_{loc-est,2} \\ \vdots & \vdots \\ x_{loc-est,N} & y_{loc-est,N} \end{bmatrix}$$

3. 분류와 회귀 방식에 따른 신경망 출력 값 설정

[3]은 기계학습에서의 분류 방식을 이용하여, 훈련 데이터의 출력 값으로 사용되는 위치 정보를 그림 1과 같이 x, y 축을 각각 G개의 격자 형태로 나누어 격자 내의 센서 노드는 격자의 중심 위치로 매핑(mapping)한 값으로 설정한다. 이에 반해 [4]는 회귀 방식을 이용하여, 훈련 데이터의 출력 값으로 사용되는 위치 정보를 x, y 축의 좌표 값으로 설정한다. 본 논문에서는 이러한 차이에 의해 발생하는 위치 추정 성능의 차이를 확인한다.

III. 모의실험 결과

본 논문에서는 표 1과 같은 환경을 설정하였고, 신경망의 가중치(weight)를 훈련시키기 위한 알고리즘으로 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용하였다[5]. 그림 3은 총 5번의 모의실험을 통해 각 노드 배치의 경우에 분류와 회귀 방식을 적용한 일반 노드의 위치 추정 성능을 비교하였다. 그림 3의 (a)는 일반 노드의 평균 위치 추정 오차이고, (b)는 최대

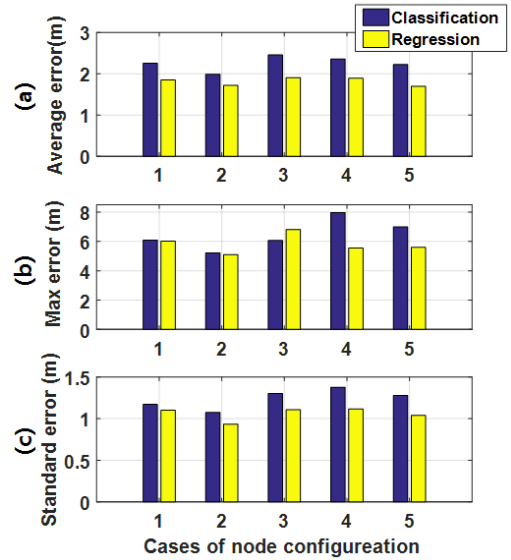


그림 3. 분류와 회귀 방식을 이용한 위치 추정 오차 비교

위치 추정 오차, (c)는 표준 추정 오차이다. 분류 방식에 비해 회귀 방식의 평균 위치 추정 오차가 2.256 m에서 1.812 m로 약 20% 작고, 최대 위치 추정 오차는 6.468 m에서 5.818 m로 약 10% 작고, 표준 추정 오차는 1.241 m에서 1.06 m로 약 15% 작은 수치를 가진다. 이렇게 분류 방식을 적용한 위치 추정 방식보다 회귀 분석 방식이 더 작은 오차를 가지는 것은 훈련 데이터에 사용되는 출력 값을 격자 형태로 매핑하는 과정에서 실제 위치에서 오차가 발생하게 되고, 일반 노드에서 추정된 위치가 격자의 중심점으로 결정되므로 이때에도 오차가 증가하게 되게 때문이다.

IV. 결론

본 논문은 신경망 기반 위치 추정 알고리즘에서 분류와 회귀 방식을 적용하였을 때 위치 추정 성능을 분석하였다. 모의실험 결과 회귀 방식이 분류 방식에 비해 위치 추정 오차가 작은 것을 확인할 수 있었고, 이는 분류 방식에서 위치를 격자 형태로 매핑하는 과정에 의해서 오차가 증가하는 효과가 있기 때문이다. 추가적인 연구로는 분류 방식에서 격자 크기가 더 줄어들었을 때의 위치 추정 성능을 회귀 방식과 비교할 예정이다.

참고 문헌

- [1] Sichitiu, Mihail L., and Vaidyanathan Ramadurai. "Localization of wireless sensor networks with a mobile beacon." *Mobile Ad-hoc and Sensor Systems, 2004 IEEE International Conference on*. IEEE, 2004.
- [2] Tran, Duc A., and Thinh Nguyen. "Localization in wireless sensor networks based on support vector machines." *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol.19, no.7, pp.981-994, 2008.
- [3] Chatterjee, Amitava. "A fletcher - reeves conjugate gradient neural-network-based localization algorithm for wireless sensor networks." *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol.59, no.2, pp.823-830, 2010.
- [4] Zheng, Jun, and Asghar Dehghani. "Range-free localization in wireless sensor networks with neural network ensembles." *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol.1, no.3, pp.254-271, 2012 .
- [5] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB, User's Guide*, Natic, MA: MathWorks Inc., 1998.