

합성곱 신경망을 이용한 UWB 시스템의 거리 추정 기법

남경모 · 정의림*

국립한밭대학교

Distance Estimation Method of UWB System Using Convolutional Neural Network

Gyeong-Mo Nam · Eui-Rim Jeong*

Hanbat National University

E-mail : ngm8837@gmail.com / erjeong@hanbat.ac.kr

요 약

본 논문에서는 Ultra-Wideband(UWB) 시스템에서 합성곱 신경망을 이용한 거리 추정 기법을 제안한다. 합성곱 신경망을 이용한 딥러닝 모델을 학습하는데 사용하는 학습 데이터는 MATLAB 프로그램을 통해 생성하였으며, IEEE 802.15.4a 표준을 활용한다. 기존 거리 추정에 사용하는 문턱값 기반의 거리 추정 기법과 성능 비교를 통해 제안하는 거리 추정 기법의 성능을 검증한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a distance estimation method using the convolutional neural network in Ultra-Wideband (UWB) systems. The training data set used to learn the deep learning model using the convolutional neural network is generated by the MATLAB program and utilizes the IEEE 802.15.4a standard. The performance of the proposed distance estimation method is verified by comparing the threshold based distance estimation technique and the performance comparison used in the conventional distance estimation.

키워드

Ultra-Wideband, 합성곱 신경망, 딥러닝, 거리 추정 기법

I. 서 론

최근 여러 종류의 실내 위치 측위 기술들은 여러 분야에서 다양하게 사용되고 있으며, 기업 및 연구소 등에서 활발하게 연구가 진행되고 있다.[1] 실내 위치 측위 기술 중 Ultra-Wideband(UWB) 기반의 시스템은 주파수 영역에서 500MHz 이상의 넓은 대역폭을 가지며, 시간 영역에서는 짧은 펄스 파형의 특징이 있다. 이 특징으로 인해 다중 경로의 간섭이 적고, 시간 영역에서의 해상도가 높아 다른 위치 측위 기술보다 정확도가 높다는 장점이 있다.[2-3]

본 논문에서는 UWB 시스템의 실내 위치 측위를 위한 합성곱 신경망을 이용한 거리 추정 기법을 제안한다. 거리 추정에 많이 사용되고 있는 문턱값(Threshold) 기반의 거리 추정 기법과의 비교를 통해 제안하는 거리 추정 기법의 성능을 검증하고자 한다. 본 논문에서는 문턱값 기반의 거리 추정 기법을 기존의 거리 추정 기법이라 정의하였다.

II. 기존의 거리 추정 기법

기존의 거리 추정 기법은 문턱값을 사용한 Time of arrival(TOA) 측정을 통해 거리 추정을 수행한

* corresponding author

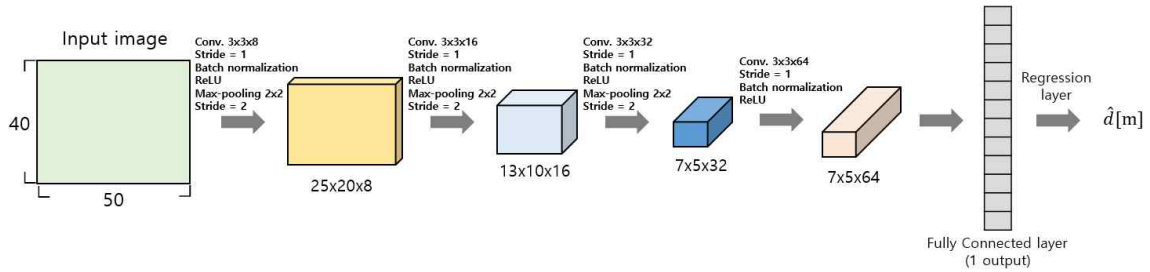


그림 1. 제안하는 거리 추정 기법의 딥러닝 모델 구조

다. 여기서, 문턱값은 수신 신호의 Signal-to-Noise Ratio(SNR)에 따라서 가변 되어야 TOA 측정이 가능하다. 따라서 다음과 같이 문턱값을 나타낼 수 있다.

$$Threshold = \alpha \times \widehat{SNR} \quad (1)$$

위 수식에서 α 는 실수값을 나타내며 0.0001의 값을 사용한다. 문턱값을 결정하기 위해서는 수신 신호의 SNR 추정이 필요하며, 다음과 같은 방법으로 추정할 수 있다. 먼저, 수신 신호의 최대 전력값을 구한다. 그리고 잡음의 평균 전력을 계산한다. 잡음의 평균 전력을 계산할 때, 신호 성분이 존재하지 않는 구간을 사용한다. 수신 신호에서 신호 성분이 존재하지 않는 구간의 시작 부분을 N , 구간의 길이를 L 로 정의하면, 수신 신호의 SNR 추정 공식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\widehat{SNR} = \frac{\max_n |x[n]|^2}{\frac{1}{L} \sum_{n=N}^{N+L-1} |x[n]|^2} \quad (2)$$

위 수식에서 $x[n]$ 은 수신 신호를 나타낸다.

위 과정을 통해 문턱값을 설정할 수 있고, 수신 전력이 문턱값을 넘는 시작점을 TOA로 판단하여 거리 추정을 수행한다.

III. 합성곱 신경망 기반의 거리 추정 기법

본 논문에서 제안하는 합성곱 신경망(CNN)을 이용한 딥러닝 모델은 그림 1과 같다. 입력 이미지의 크기는 50-by-40이며, 총 4개의 합성곱 계층과 3개의 풀링 계층을 사용한다. 각 합성곱 계층 다음에는 배치 정규화 계층을 사용하였으며, 활성화 함수는 Rectified Linear Unit(ReLU)를 사용하였다. 그리고 하나의 전결합 계층과 회귀 계층을 사용하여 딥러닝 모델을 설계하였다.

딥러닝 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터는

IEEE 802.15.4a 표준의 UWB 채널 모델 시뮬레이터를 활용하여 생성한다. 시뮬레이터는 채널 모델 3의 채널 환경을 사용하며, 24GHz의 샘플링 주파수와 3.5GHz의 반송파 주파수를 사용한다. 모든 학습 데이터는 정규화 과정이 적용되어 신호의 최대 크기가 1이며, 지연 거리와 SNR이 랜덤하게 생성된다. 최대 지연 거리는 20m이며, SNR의 범위는 10-30[dB]이다. 총 100,000개의 학습 데이터를 생성하였으며, 최대 지연 거리를 고려하여 학습 데이터의 샘플 길이를 2,000으로 설정하였다. 샘플의 길이를 시간으로 나타내면 83.33nsec, 거리로 나타내면 25m이다.

시뮬레이터를 통해 생성한 학습 데이터를 50-by-40크기의 이미지로 변형시킨 후, 딥러닝 모델의 입력 이미지로 사용하여 모델을 학습한다. 여기서, 비용 함수로는 모멘텀을 사용한 확률적 경사 하강법을 사용하고 초기 학습률은 0.001, 학습률의 감소율은 epoch 1회 마다 0.9배만큼 줄어든다. 미니 배치의 크기는 200이며, 최대 epoch는 60으로 설정하였다. \hat{d} 는 딥러닝 모델을 통해 추정된 거리이며, 마지막 회귀 계층을 통해 실수의 거리 추정값이 출력된다. 그림 1의 딥러닝 모델은 MATLAB 프로그램을 통해 구현하였으며, 시뮬레이터를 통해 SNR과 지연 거리를 고정한 검증 데이터를 생성하여 딥러닝 모델을 검증하였다.

IV. 실험 데이터를 사용한 성능 검증

본 논문에서 사용한 실험 데이터는 다음과 같이 수집하였다. 실내 LOS 환경에서 UWB 시스템을 사용하는 송신기와 수신기를 직선상에 위치시킨다. 수신기의 위치를 고정한 후, 송신기의 위치를 옮겨가며 신호를 수집한다. 여기서 UWB 시스템의 반송파 주파수는 3.5GHz이다. 2, 3, 5, 7, 10, 12m의 거리 간격으로 신호를 수집하였고 각 거리에 대한 실험 데이터의 수는 50,000개이다.

다음 그림2는 제안하는 거리 추정 기법과 기존 거리 추정 기법의 Root Mean Square Error(RMSE)를 나타낸다.

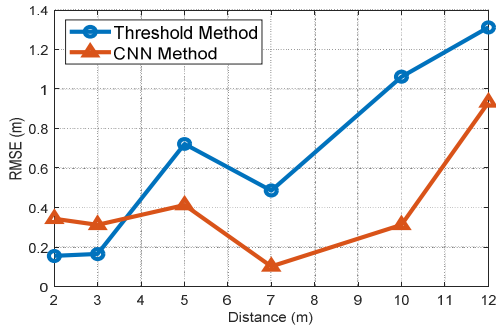


그림 2. 실험 데이터에 대한 RMSE 성능 비교

그림 2를 통해 제안하는 합성곱 신경망 기반의 거리 추정 기법은 가까운 거리의 2m, 3m에서는 기존 거리 추정 기법보다 성능이 떨어지지만, 높은 거리에 대한 성능은 제안하는 기법이 우수한 것을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 합성곱 신경망을 이용한 UWB 시스템의 거리 추정 기법을 제안한다. 제안하는 거리 추정 기법은 시뮬레이터를 통해 손쉽게 학습 데이터를 생성하여 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있으며, 높은 거리에 대해 기존의 기법보다 제안하는 기법의 성능이 우수하므로, 실용적인 가치가 높다고 볼 수 있다. 또한, 학습 데이터와 실험 데이터는 서로 완전히 다른 환경이지만 제안하는 기법이 실험 데이터에 대해 준수한 거리 추정이 가능한 것을 확인하였고, 이를 통해 다른 환경에서의 거리 추정도 기대할 수 있다.

References

- [1] S. J. Park, "Indoor location recognition technology and service development trend," *Information & Communications Magazine*, Vol. 34, No. 4, pp. 3-9, Apr. 2017.
- [2] A. Alarifi, A. Al-Salman, M. Alsaleh, A. Alnafessah, S. Al-Hadhrami, M. A. Al-Ammar and H. S. Al-Khalifa, "Ultra wideband indoor positioning technologies: Analysis and recent advances," *Sensors (Basel)*, Vol. 16, No. 5, pp. 707, May. 2017.
- [3] S. Gezici, Z. Tian, G.B. Giannakis, H. Kobayashi, A.F. Molish, H.V. Poor and Z. Sahinglu, "Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 22, No. 4, pp. 70-84, Jul. 2005.