

## UWB 시스템에서 합성곱 신경망을 이용한 거리 추정

남경모<sup>1</sup> · 정태윤<sup>1</sup> · 정성훈<sup>2</sup> · 정의림<sup>3\*</sup>

### Distance Estimation Using Convolutional Neural Network in UWB Systems

Gyeong-Mo Nam<sup>1</sup> · Tae-Yun Jung<sup>1</sup> · Sunghun Jung<sup>2</sup> · Eui-Rim Jeong<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>Graduate Student, Department of Mobile Convergence and Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

<sup>2</sup>Engineer, C4I R&D Center, LIG Nex1 Company, Seongnam, 13488 Korea

<sup>3\*</sup>Professor, Department of Information and Communication Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

#### 요약

본 논문에서는 ultra-wideband(UWB) 시스템에서 합성곱 신경망(CNN)을 이용한 거리 추정 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 UWB 신호를 이용하여 송신기와 수신기 사이의 거리를 추정하기 위하여 수신신호의 크기 샘플로 이루어진 1차원 벡터를 2차원 행렬로 재구성하며, 이 2차원 행렬로부터 합성곱 신경망 회귀를 이용하여 거리를 추정한다. IEEE 802.15.4a 표준의 UWB 실내 가시선 채널모델을 이용하여 수신신호를 생성하여 학습데이터를 만들며 합성곱 신경망 모델을 학습시킨다. 또한 실제 필드 시험을 통해 실내환경에서의 실험 데이터를 이용하여 거리추정 성능을 확인한다. 제안하는 기법은 기존의 문턱값 기반의 거리 추정 기법과의 성능비교도 수행하는데, 결과에 따르면 10m 거리에서 제안기법은 0.6m의 제곱근 평균 자승 에러를 보이는데 기존기법은 1.6m로 훨씬 큰 에러를 보인다.

#### ABSTRACT

The paper proposes a distance estimation technique for ultra-wideband (UWB) systems using convolutional neural network (CNN). To estimate the distance from the transmitter and the receiver in the proposed method, 1 dimensional vector consisted of the magnitudes of the received samples is reshaped into a 2 dimensional matrix, and by using this matrix, the distance is estimated through the CNN regressor. The received signal for CNN training is generated by the UWB channel model in the IEEE 802.15.4a, and the CNN model is trained. Next, the received signal for CNN test is generated by filed experiments in indoor environments, and the distance estimation performance is verified. The proposed technique is also compared with the existing threshold based method. According to the results, the proposed CNN based technique is superior to the conventional method and specifically, the proposed method shows 0.6 m root mean square error (RMSE) at distance 10 m while the conventional technique shows much worse 1.6 m RMSE.

**키워드** : 초 광대역 시스템, 거리 추정, 합성곱 신경망, 위치 측위, 도착시간 추정

**Keywords** : Ultra-wideband systems, Distance Estimation, Convolutional Neural Network, Localization, ToA estimation

Received 11 July 2019, Revised 13 July 2019, Accepted 29 July 2019

\* Corresponding Author Eui-Rim Jeong(E-mail:erjeong@hanbat.ac.kr, Tel:+82-42-821-1752)

Professor, Department of Information and Communication Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2019.23.10.1290>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서 론

최근, 여러 무선 통신 기기들의 발전을 통해 사용자들에게 무선 통신 시스템 기반의 다양한 서비스가 제공되고 있다[1-2]. 그중에서 사용자의 위치 측위를 이용하여 서비스를 제공하는 LBS(Location-Based Service)는 주로 위성의 GPS(Global Positioning System)를 이용한다. 그러나 실내 환경에서는 GPS 신호를 수신하기 어려워 LBS 또한 제한이 된다. 이에 따라, 실내 환경에서의 정확한 측위를 통한 LBS 제공은 중요한 문제로 다뤄지고 있으며 해결방안에 대해 관심이 높아지고 있다[3-4].

실내에 있는 사람 및 물체에 대한 위치 측위 기술은 기업 및 연구 기관 등에서 활발히 연구가 이루어지고 있다[5-6]. 실내의 위치 측위는 주로 무선 통신 기반의 기술이 사용되며 저 전력 블루투스(BLE : Bluetooth Low Energy), Wi-Fi, UWB(Ultra-WideBand) 신호를 이용하는 기술이 많이 사용된다[7-8]. 본 논문에서는 UWB 신호를 이용하는 측위시스템을 고려한다. UWB 신호는 500MHz 이상의 넓은 대역폭과 나노 초 수준의 짧은 펄스를 사용하여 통신한다[9]. 따라서 UWB 신호를 이용하는 위치 측위 기술은 다중 경로 성분에 대한 분해능이 높으며 높은 정밀도의 위치 측위가 가능하다는 장점이 있다[10-11]. 또한, UWB 신호는 벽을 투과하는 성질을 가지고 있어 장애물이 많은 실내 위치 측위에 적합하다. 실내 위치 측위 기술로는 주로 삼각 측량 또는 삼변 측량을 이용한다. 여기서 삼변 측량은 거리 정보를 이용하여 목표물의 위치를 알아내는 기법이며 2차원 평면상에서는 3개 이상의 기준점을 사용해야 위치 측위가 가능하다[12]. 정확한 위치가 알려진 3개의 기준점과 위치가 알려지지 않은 목표물 사이의 거리를 추정하여 목표물의 상대적 위치를 알아낼 수 있다. 따라서, 삼변 측량 기반의 실내 위치 측위 기술은 기준점과 목표물 사이의 거리가 각각 정확히 추정되어야 정확도 높은 위치 측위가 가능하다.

본 논문에서는 UWB 시스템을 이용한 합성곱 신경망(CNN : Convolutional Neural Network) 기반의 거리 추정 기법을 제안한다. CNN은 심층 신경망의 한 종류로 주로 이미지 인식 분야에 사용되며 자율주행, 이미지 검색 및 분류 시스템 등에 활용되고 있다[13]. 또한, 음성 인식이나 자연어 처리(NLP : Natural Language Processing)와 같은 분야에도 많이 사용된다[14]. 제안하는 CNN 기

반 거리 추정기법에서는 송신기와 수신기(목표물과 기준점) 사이의 거리를 추정을 위해 수신 신호 샘플의 크기로 구성된 1차원 벡터를 2차원 행렬로 변환하여 이 2차원 행렬을 입력으로 CNN 회귀를 통해 거리 추정을 수행한다. 제안하는 거리 추정 기법에 사용하는 학습 데이터는 IEEE 802.15.4a의 UWB 실내 페이딩채널 모델을 이용하여 생성한다. 다양한 송수신기 사이의 거리, 송수신기 사이의 SNR에 대해서 학습데이터를 생성하여 거리추정 CNN 회귀를 학습시킨다. 이렇게 학습된 CNN 회귀의 성능을 평가하기 위해서 실제 UWB 필드 시험을 통해서 수신데이터를 수집하고 이 수집 신호를 이용하여 학습된 CNN 회귀의 거리추정 정확도 성능을 평가한다. 즉, 학습에는 UWB 표준에 정의된 채널 모델을 사용하고 실제 성능평가는 필드에서 수집된 신호를 이용한다. 성능분석 결과 본 논문에서 제안하는 CNN 기반 거리 추정 기법은 대부분의 환경에서 기존 방식보다 우수한 정확도를 보이며, 특히 송수신기의 거리가 멀어질 수록 기존 기법보다 훨씬 우수한 추정성능을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존의 거리 추정 기법인 문턱값 기반의 거리 추정 기법에 대해 기술하고 3절에서는 제안하는 거리 추정 기법에 대해 기술한다. 그리고 모의실험을 통해 딥러닝 모델의 성능을 검증한다. 4절에서는 실내 환경에서 UWB 시스템을 사용하여 수집한 데이터를 통해 제안하는 기법과 기존 기법의 거리 추정 성능을 비교하고 5절에서 결론을 맺는다.

## II. 기존의 문턱값 기반 거리 추정 기법

기존의 거리 추정 기법 중 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 가장 많이 사용하는 문턱값 기반의 기법을 채택한다. 다음 그림 1은 기존의 거리 추정 기법의 블록도이다.

그림 1에서 송신기가 전송한 UWB 펄스신호를  $x(t)$  라고 하면 수신기에서 수신한 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r_a(t) = x(t) * h(t-t_0) + z(t) \quad (1)$$

$h(t)$ 는 송신기와 수신기 사이의 채널 임펄스 응답이며,  $t_0$ 는 송수신기 거리에 따른 수신신호의 시간지연으

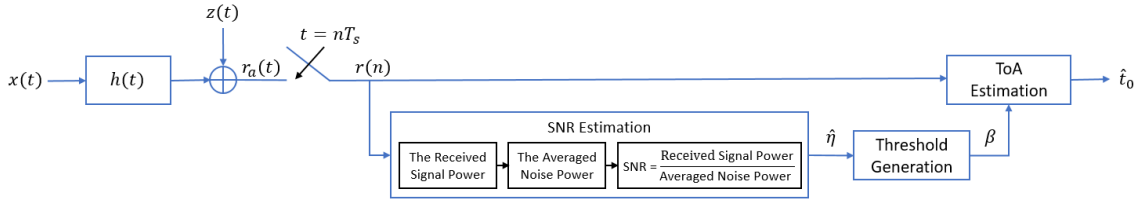


Fig. 1 Block Diagram of Conventional Threshold-Based ToA Estimator

로 문헌에서는  $t_0$ 를 ToA(Time-of-Arrival)라고 부른다.  $z(t)$ 는 잡음이고,  $r_a(t)$ 는 수신신호이다. 수신 신호는 ADC(analog to digital converter)에 의해 일정샘플링 주기에 따라 샘플링과 양자화를 수행하게 되며 이를 통해 다음과 같은 디지털 수신신호  $r(n)$ 을 얻는다.

$$r(n) = r_a(nT_s) = r_a(n/F_s), \quad 0 \leq n \leq L_d - 1 \quad (2)$$

$T_s$ 는 샘플링 주기,  $F_s$ 는 샘플링 주파수이고,  $L_d$ 는 수신 신호의 관찰 길이이다. 수신 신호  $r(n)$ 로부터 송신기와 수신기의 거리를 추정하기 위해 문턱값을 기반으로 ToA를 추정한다. 여기서 문턱값은 송신기와 수신기의 채널 환경과 SNR (signal to noise ratio)에 따라 설정해야 한다. 문턱값 기반 ToA 추정 방식은 수신신호 중에서 문턱값을 넘는 샘플이 관찰되면 그 지점을 ToA라고 판단하는 방식이다. 본 논문에서는 수신 신호의 SNR을 추정하고, 추정한 SNR을 기반으로 하여 문턱값을 설정한다. SNR의 정의는 다음과 같다.

$$\eta = \frac{P_r}{P_z} = \frac{E[|x(t)*h(t)|^2]}{E[|z(t)|^2]} \quad (3)$$

본 논문에서는 신호에 대한 평균 전력에 대한 측정의 어려움이 있어 수신 신호에 절대값 제곱 값의 최대 값으로 대신한다.

$$\hat{P}_r = \max_n |r(n)|^2 \quad (4)$$

수신 신호에서 잡음의 평균 전력을 측정할 때, 신호의 성분이 존재하지 않는 구간을 사용하여 측정한다. 잡음만 존재하는 구간의 시작을  $N$ , 구간의 길이를  $L_z$ 이라 하면 SNR 추정은 다음과 같이 수행한다.

$$\hat{\eta} = \frac{\hat{P}_r}{\frac{1}{L_d} \sum_{n=N}^{N+L_z-1} |r(n)|^2} \quad (5)$$

ToA 추정을 위한 문턱값은 다음과 같이 설정한다.

$$\beta = \alpha \hat{\eta} \quad (6)$$

수식 (6)에서  $\alpha$ 는 양의 실수의 값이며 본 논문에서는 0.0001을 사용하고  $\beta$ 는 ToA 추정을 위한 문턱값이다. 본 논문에서는 반복실험을 통해 가장 성능이 좋은  $\alpha$ 을 찾았다. ToA 추정은 다음과 같이 수행한다.

$$\hat{n} = \min_{\{n\}} \arg(|r(n)|^2 > \beta) \quad (7)$$

수식 (7)을 통해 ToA에 해당하는 샘플을 찾을 수 있으며 ToA는 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{t}_0 = \hat{n}T_s = \hat{n}/F_s \quad (8)$$

$\hat{t}_0$ 를 송수신기 사이의 거리로 변환할 수 있다.

$$\hat{d} = c\hat{t}_0 \quad (9)$$

$c$ 는 빛의 속도이며 수식 (9)를 통해 문턱값에 기반한 송신기와 수신기 사이의 거리를 추정할 수 있다. 이 기법은 우수한 성능 때문에 기존에 널리 사용되는 방식이다.

### III. 제안하는 CNN 기반 거리 추정 기법

#### 3.1. CNN 기반의 거리 추정 기법

본 논문에서는 CNN을 기반으로 하는 딥러닝 모델을 통한 거리 추정 기법을 제안한다. 그림 2는 제안하는 거리 추정 기법의 블록도이다.

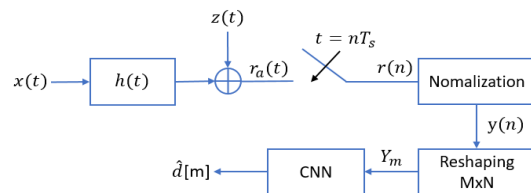


Fig. 2 Block Diagram of Proposed CNN-based Distance Estimation Technique

먼저, 딥러닝 모델의 학습에 입력하는 데이터에 대해 설명한다. 학습 데이터로 사용한 수신 신호는 IEEE 802.15.4a 표준의 UWB 채널 모델을 기반으로 MATLAB 시뮬레이터를 통해 생성한다. 즉, UWB 송신펄스를 생성하고 UWB 채널 모델을 통과시킨 다음 잡음을 더해 수신신호를 만든다. 수신신호의 샘플링 주파수  $F_s$ 는 24GHz, 반송파 주파수는 3.5GHz이며 송신펄스는 가우시안 펄스를 사용한다. 송신신호는 UWB 채널 모델을 통과하는데 표준의 UWB 채널모델은 Saleh-Valenzuela 모델로 주어진다. 표준에는 다양한 실내환경의 채널모델을 제시하고 있는데 본 논문에서는 채널 모델 3(Office-LOS, CM3)을 사용한다. 그림 2에서  $x(t)$ 를 송신 신호,  $h(t)$ 를 채널 임펄스 응답이라 하면 수신 신호는 수식 (1)-(2)와 동일하게 표현된다. 학습에 사용되는 수신신호는 다양한 채널환경을 모두 포함하기 위하여 송신기와 수신기의 거리와 SNR은 일정한 범위 안에서 랜덤하게 생성하며, 구체적으로 거리의 범위는 1~20m, SNR의 범위는 10~30[dB]로 설정하였다. 이와 같은 조건에서 총 100,000 개의 수신신호를 생성하여 학습데이터로 사용한다. 수신 신호의 관찰 길이  $L_r$ 는 송수신기 최대 이격 거리를 고려하여 25m에 해당하는 2,000으로 설정한다. 수신신호는 크기가 1을 넘지 않도록 정규화를 적용하였고 수식은 다음과 같다.

$$y(n) = |r(n)|^2 / \text{Max}|r(n)|^2 \quad (10)$$

수식 (10)를 통해 모든 수신 신호의 크기 제곱은 최대 값 1로 정규화가 된다. 길이 2,000 샘플의 1차원 신호는 CNN 학습을 위해 2차원 행렬로 변환이 이루어진다.

$$Y_m = \begin{bmatrix} y(0) & y(K) & \dots & y(MK-M) \\ y(1) & y(K+1) & \dots & y(MK-M+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(K-1) & y(2K-1) & \dots & y(MK-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

수식 (11)에서  $K$ 는 이미지의 세로축 길이,  $M$ 은 가로축의 길이이며  $KM=2,000$ 을 만족해야 한다. 본 논문에서는  $K$ 는 50,  $M$ 이 40으로 행렬을 생성한다. 다른 행렬로 변환도 가능하지만 실험에 따르면 정사각 행렬에 가까울수록 성능이 좋았기 때문에 이와 같은 값을 선택하였다.

그림 3은 제안하는 거리 추정 기법에 사용된 CNN 회귀 네트워크 구조이다. 제안하는 CNN 딥러닝 모델은 50-by-40 크기의 이미지를 입력으로 학습한다. 4개의 합성곱 계층을 사용하며 각 합성곱 계층 다음에는 배치 정규화 계층을 사용한다. 활성화 함수로는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하고 3개의 풀링 계층을 사용한다. 마지막에 하나의 전결합 계층을 사용하며 최종 회귀 계층을 통해 송신기와 수신기의 거리 추정값인  $\hat{d}$ 가 출력된다. 그림 4는 1차원 수신신호를 CNN 입력으로 사용하기 위해 2차원 행렬로 변환한 예시이며, 2차원 행렬은 흑백 이미지로 표현이 가능하다.

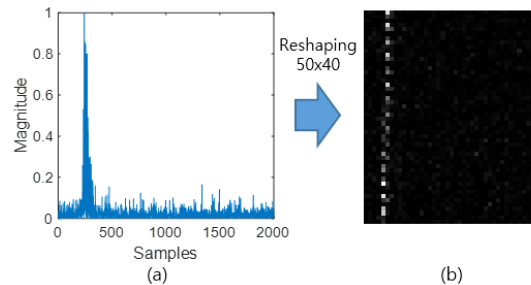


Fig. 4 Reshaping The Received Signal to Image

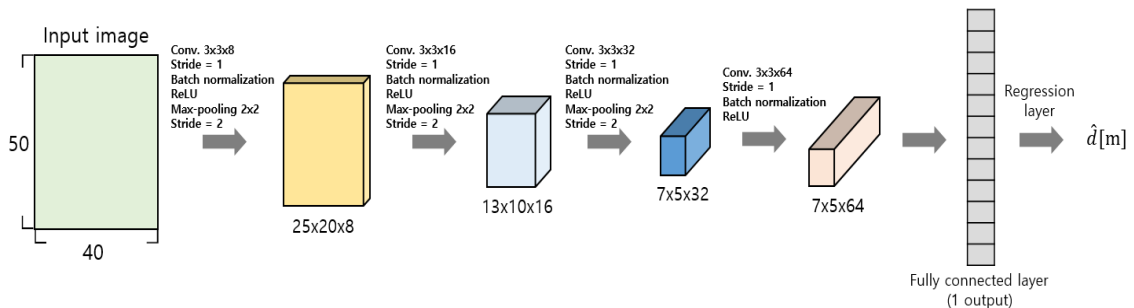


Fig. 3 Structure of Deep Learning Model Using CNN

그림 4의 (a)는 송신기와 수신기가 2m의 거리 간격일 때의 수신 신호이며 (b)는 (a)의 수신 신호를 흑백 이미지로 변환한 그림이다. 신호의 크기가 1이면 백색, 0이면 흑색으로 표현된다. 학습에 사용한 하이퍼 파라미터는 다음과 같다. 초기 학습률은 0.001로 설정하였으며 비용 함수(Cost Function)는 평균자승에러, 최적화 알고리즘으로 모멘텀을 이용한 확률적 경사 하강법을 사용한다. 매 에포크마다 학습률은 0.9배로 줄어듦을 설정하고 최대 에포크 사이즈는 60, 배치크기는 200으로 설정한다.

### 3.2. 딥러닝 모델의 성능 검증

본 논문에서 제안하는 딥러닝 모델의 검증은 먼저 학습데이터와 동일한 채널모델을 이용하여 시뮬레이션을 통해 검증한다. 이는 제안하는 CNN 회귀 기법이 거리 추정을 잘 수행하는지 확인하는 목적이며 4절에서는 실제 필드 실험데이터를 이용하여 검증을 수행한다. 채널 모델은 매번 호출할 때 마다 무작위로 채널 임펄스 응답을 생성하기 때문에 학습데이터와 검증데이터는 서로 다른 채널로 볼 수 있다. 검증 데이터는 고정 SNR에서 송신기와 수신기 사이의 거리를 무작위로 생성하였다. 각 SNR에 대해 2,000개의 검증데이터를 생성하였다. 그림 5는 검증 데이터를 사용하여 SNR에 따른 RMSE(Root Mean Square Error) 성능을 나타낸다.

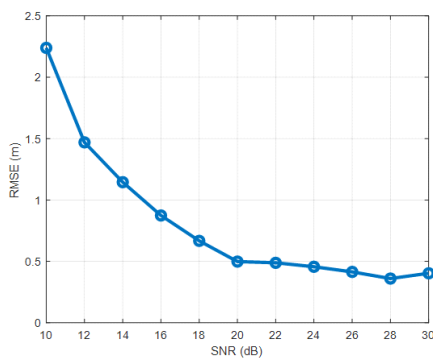


Fig. 5 RMSE for Validation Data

제안하는 CNN 기반 거리추정기의 성능 검증 결과 높은 SNR에서 0.5m이하의 RMSE를 보여주며, 낮은 SNR에서도 2.5m이하의 RMSE를 보이며 거리추정이 비교적 잘 수행되고 있음을 확인할 수 있다.

## IV. 필드 실험 결과

본 논문에서 제안하는 거리추정 기법의 실질적인 성능을 확인하기 위하여 채널모델을 통해 학습된 거리추정기를 실제 필드데이터에 그대로 적용하여 거리추정 성능을 검증한다. 구체적으로 실내 LOS 환경에서 UWB 시스템을 사용하여 실험 데이터를 수집하고 이를 기존 CNN 거리추정기에 입력하여 성능을 측정한다.

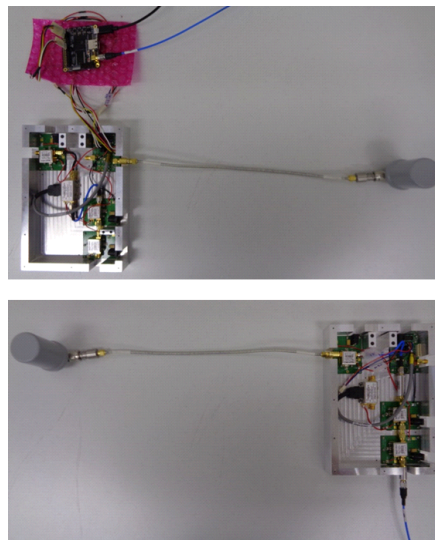


Fig. 6 UWB transmitter (up) and receiver (down)

그림 6은 본 실험에 사용한 UWB 송신기와 수신기를 보인다. 송수신기는 자체적으로 제작하였으며 UWB 신호는 IEEE 802.15.4a의 채널 모델 1을 사용하였다.



Fig. 7 Experiment environments

그림 7은 실험환경을 보이고 있다. 사무실 실내 복도 환경에서 실험이 진행되었으며 이 환경에서 확보할 수 있는 최대 가지거리는 12m 정도이다. 실험 데이터의 수집 과정은 다음과 같다. UWB 시스템의 송신기와 수신기를 LOS 환경에서 직선상에 위치시킨다. 그리고 수신기의 위치만 고정하고 송신기의 위치를 2, 3, 5, 7, 10, 12m의 거리 간격으로 옮겨가며 신호를 수집한다. 수신기에서는 디지털 오실로스코프를 사용하여 20GHz의 샘플링클럭으로 신호를 수집하였으며, 각각의 거리에 대해 50,000개의 UWB 펄스를 송신하고 이에 대한 수신 신호를 수집, 저장하였다.

그림 8은 실험을 통해 수집한 수신신호 포락선을 보인다. 송수신기 거리가 멀어질수록 수신되는 펄스가 지연되어 도착하는 것을 확인할 수 있고 경로감쇠로 인해 수신신호의 포락선 크기가 줄어드는 것도 확인이 된다. 또한 실내의 벽 또는 장애물에 의해 다중경로 성분이 많이 관찰된다.

그림 9는 실험데이터에 제안하는 거리추정 기법을 적용하였을 때 RMSE 성능을 보인다. 각 거리에서 50,000 샘플의 평균을 통해 RMSE를 구하였다. 제안하는 CNN 기반의 거리추정기 설계는 IEEE 802.15.4a 채널 모델만을 사용하여 학습하였다. 즉, 실험데이터는 거리추정기 설계에 전혀 사용되지 않았으며 3절에서 설계된 거리 추정기를 그대로 실험데이터에 적용하여 거리 추정 성능을 확인한 것이다.

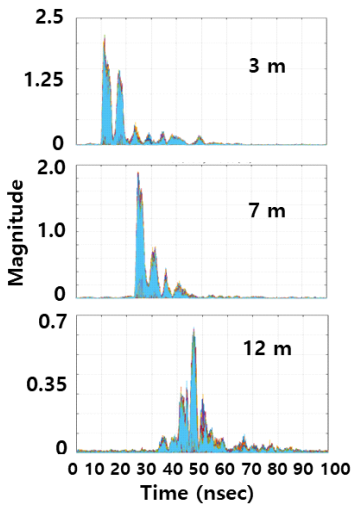


Fig. 8 Received signal envelopes for distances (3, 7, and 12 m)

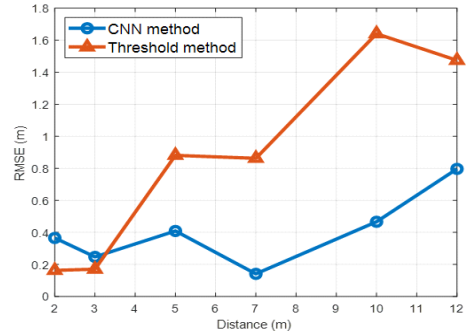


Fig. 9 RMSE Comparison Using Experiment Data

그림 9의 분석결과에 따르면 송신기와 수신기의 거리 간격이 2~3 m로 가까운 상황에서는 기존 문턱값 기반의 거리 추정 기법의 성능이 우수하다. 하지만 송수신기의 거리가 멀어질수록 제안하는 기법의 성능이 월등히 우수한 것을 확인할 수 있다. 어떤 거리에서도 제안하는 기법은 1m 이내의 RMSE 오차 성능을 보이지만 기존 문턱값 기반의 거리추정기는 최대 1.6 m의 RMSE 값을 보이는 것을 확인할 수 있다.

이와 같은 실험결과에 따르면 제안하는 CNN 기반의 거리추정기법은 3m이상의 먼 거리를 측정하는데 유리함을 보이며 따라서 넓은 실내공간의 측위에 유용하게 사용될 수 있다. 뿐만 아니라, 실내공간에 대한 어떠한 특성도 거리추정기 설계에 고려하지 않고도 우수한 성능을 보이기 때문에 실제 필드에도 쉽게 적용할 수 있는 장점도 있다.

## V. 결론

본 논문에서는 실내 위치 측위를 위한 CNN 기반의 거리 추정 기법을 제안하였다. 제안하는 거리 추정 기법은 IEEE 802.15.4a의 표준 채널모델에 기반하여 설계되었다. 설계된 거리추정기는 IEEE 802.15.4a의 표준 채널모델 환경에서 기존의 문턱값 기반 거리추정기보다 정확한 거리 추정 성능을 보일 뿐만 아니라 실제 필드 실험에서도 기존 방법보다 정확한 송수신기 거리 추정 성능을 보였다. 실제 실험환경의 채널모델에 대한 어떠한 정보를 사용하지 않고도 우수한 성능을 보이기 때문에 기존 기법보다 정확한 실내 측위가 필요한 응용분야에 적용될 수 있을 것으로 기대한다.

### ACKNOWLEDGEMENT

The authors gratefully acknowledge the financial support provided by Defense Acquisition Program Administration and Defense Industry Technology Center under the contract UD160005D

### REFERENCES

- [ 1 ] C. P. Yoon, and C. G. Hwang, "Efficient indoor positioning systems for indoor location-based service provider," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 19, no. 6, pp. 1368-1373, Jun. 2015.
- [ 2 ] J. W. Choi, "Implementation of a car rearview camera system based on the binary-CDMA wireless personal area network technology," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 19, no. 10, pp. 2292-2300, Oct. 2015.
- [ 3 ] J. N. Lee, H. Y. Kang, Y. T. Shin, and J. B. Kim, "Indoor positioning algorithm combining bluetooth low energy plate with pedestrian dead reckoning," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 22, no. 2, pp. 302-313, Feb. 2018.
- [ 4 ] H. B. Kil, H. Joo, C. Lee, and E. R. Jeong, "A Calibration Technique for Array antenna based GPS Receivers," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 22, no. 4, pp. 683-690, Apr. 2018.
- [ 5 ] S. W. Lee, and S. W. Kim, "Indoor location positioning technology trends and forecasts," *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, vol. 32, no. 2, pp. 81-88, Feb. 2015.
- [ 6 ] K. Wu, J. Xiao, Y. Yi, D. Chen, X. Luo, and L. M. Ni, "CSI-based indoor localization," *IEEE of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 19, no. 6, pp. 1368-1373, Jun. 2015.
- [ 7 ] M. S. Cheon, J. Y. Lee, and J. K. Choe, "A study on improvement of indoor position using BLE 5.0," *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, vol. 16, no. 4, pp. 43-49, Apr. 2018.
- [ 8 ] J. W. Park, and Y. B. Ko, "UWB based maximum likelihood estimation TDOA technology for high precision positioning in indoor environment," *The Journal of The Korean Institute of Information Technology*, vol. 16, no. 4, pp. 43-49, Apr. 2018.
- [ 9 ] C. E. Yi, and T. K. Sung, "UWB positioning technology introduction and technology trend," *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, vol. 34, no. 4, pp. 33-38, Apr. 2017.
- [ 10 ] 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. 1-36, May. 2016.
- [ 11 ] S. Gezici, Z. Tian, G. B. Giannakis, H. Kobayashi, A. F. Molish, H. V. Poor, and Z. Sahingle, "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.
- [ 12 ] J. H. Sohn, and G. H. Hwang, "Development of position awareness algorithm using improved trilateration measurement method," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 17, no. 2, pp. 473-480, Feb. 2013.
- [ 13 ] H. C. Shin, H. R. Roth, M. Gao, L. Lu, Z. Xu, I. Nogues, J. Yao, D. Mollura, and R. M. Summers, "Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 1285-1298, May. 2016.
- [ 14 ] X. Zhang, J. Zhao, and Y. LeCun, "Character-level convolutional networks for text classification," in *Proceeding of the 29th Conference on Neural Information Processing Systems*, pp. 649-657, 2015.



**남경모(Gyeong-Mo Nam)**

한밭대학교 정보통신공학과 학사 (2018)  
한밭대학교 모바일융합공학과 석사과정 (현재)  
※ 관심분야 : 디지털 통신, 딥러닝



**정태윤(Tae-Yun Jung)**

한밭대학교 정보통신공학과 학사 (2019)  
한밭대학교 모바일융합공학과 석사과정 (현재)  
※ 관심분야 : 디지털 신호처리, 딥러닝



**정성훈(Sunghun Jung)**

명지대학교 전자공학과 학사 (2009)  
연세대학교 전기전자공학과 석사 (2012)  
LIG넥스원 C4연구소 선임연구원 (현재)  
※ 관심분야 : 항법시스템, 초고주파 회로, 안테나



**정의림(Eui-Rim Jeong)**

한국과학기술원 전기 및 전자 공학과 학사 (1995)  
한국과학기술원 전기 및 전자 공학과 석사 (1997)  
한국과학기술원 전자 전산학과 박사 (2001)  
한밭대학교 정보통신공학과 교수 (현재)  
※ 관심분야 : 모델 설계, 통신신호처리, 딥러닝