

UWB 시스템에서 실내 측위를 위한 순환 신경망 기반 거리 추정

정태윤¹ · 정의림^{2*}

Recurrent Neural Network Based Distance Estimation for Indoor Localization in UWB Systems

Tae-Yun Jung¹ · Eui-Rim Jeong^{2*}

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

^{2*}Professor, Department of Information and Communication Engineering, Hanbat National University, Daejeon, 34158 Korea

요 약

본 논문에서는 초광대역(Ultra-wideband, UWB) 시스템에서 실내 위치 측위를 위한 새로운 거리 추정 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 딥러닝 기법 중 하나인 순환 신경망(RNN)을 기반으로 한다. 순환신경망은 시계열 신호를 처리하는데 유용한데 UWB 신호 역시 시계열 데이터로 볼 수 있기 때문에 순환신경망을 사용한다. 구체적으로, UWB 신호가 IEEE 802.15.4a 실내 채널모델을 통과하고 수신된 신호에서 순환신경망 회귀를 통해 송신기와 수신기 사이의 거리를 추정하도록 학습한다. 이렇게 학습된 순환신경망 모델의 성능은 새로운 수신신호를 이용하여 검증하며 기존의 임계값 기반의 거리 추정 기법과도 비교한다. 성능지표로는 제공된 평균추정에러(root mean square error, RMSE)를 사용한다. 컴퓨터 모의실험 결과에 따르면 제안하는 거리 추정 기법은 수신신호의 신호 대 잡음비(signal to noise ratio, SNR) 및 송수신기 사이의 거리와 상관없이 기존 기법보다 항상 월등히 우수한 성능을 보인다.

ABSTRACT

This paper proposes a new distance estimation technique for indoor localization in ultra wideband (UWB) systems. The proposed technique is based on recurrent neural network (RNN), one of the deep learning methods. The RNN is known to be useful to deal with time series data, and since UWB signals can be seen as a time series data, RNN is employed in this paper. Specifically, the transmitted UWB signal passes through IEEE802.15.4a indoor channel model, and from the received signal, the RNN regressor is trained to estimate the distance from the transmitter to the receiver. To verify the performance of the trained RNN regressor, new received UWB signals are used and the conventional threshold based technique is also compared. For the performance measure, root mean square error (RMSE) is assessed. According to the computer simulation results, the proposed distance estimator is always much better than the conventional technique in all signal-to-noise ratios and distances between the transmitter and the receiver.

키워드: 초광대역 시스템, 실내 위치 측위, 거리 추정, 순환 신경망, 회귀

Keywords: Ultra-wideband system, Indoor localization, Distance estimation, Recurrent Neural Network, Regression

Received 13 January 2020, Revised 11 February 2020, Accepted 19 February 2020

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

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

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.4.494>

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, 이동통신 기술의 발달로 인해 사용자의 위치에 따라 적절한 서비스를 제공하는 위치기반 서비스 (LBS: Location-Based Service)의 수요가 증가하고 있다 [1]. LBS는 보통 GPS (Global Positioning System)를 이용하여 위치 정보를 획득한다. 그러나 GPS 신호는 위성신호이기 때문에 가시선이 존재하지 않는 실내환경에서는 사용이 제한된다 [2-3]. 이에 따라 실내환경에서 사용자 혹은 사물의 위치를 정확히 추정할 수 있는 실내 측위의 필요성이 커지고 있다. 실내 위치 측위 기술은 그동안 다양한 연구가 진행됐으며 주로 WiFi, 비콘, 블루투스, Ultra-Wideband (UWB), Zigbee 신호를 이용하여 제안되었다 [4-5].

본 논문에서는 다양한 신호들 중에서 UWB 신호를 이용한 측위 시스템을 고려한다. UWB 시스템은 기존 통신 스펙트럼과 비교할 때 500 MHz 이상의 훨씬 넓은 대역폭을 사용하며 낮은 전력 밀도로 정보를 전송하는 근거리 무선 통신 기술이다 [6]. UWB는 매우 짧은 펄스폭의 신호를 사용하므로 임펄스 라디오라고도 불리며 높은 시간 해상도 덕분에 정밀한 위치 인식 및 측위에 강점을 가지고 있다. 또한 UWB 신호는 벽을 투과하는 성질을 가지고 있고 방해전파에도 강해 특히 실내측위에 유용하다. 이와 같은 장점 때문에 이미 실내 측위에 UWB 신호를 이용하는 기법들이 활발히 연구되어왔다 [7-8].

통신신호를 이용한 측위에 사용되는 기법은 송신기에서 수신기로 들어오는 전파의 입사각을 이용한 AoA (angle of arrival) 추정 방식, 송신기로부터 수신기까지의 신호 도착 시간을 이용한 ToA (time of arrival) 추정 방식, 신호 도착 시간의 상대적인 차이를 이용한 TDoA (time difference of arrival) 추정 방식 등이 있다 [4]. 이 중 ToA 추정 방식은 서로 다른 3개 이상의 위치에서 ToA를 수집하여 송신기의 위치를 추정한다. 이때, 수신기들의 위치는 정확히 알려져 있다고 가정하며 삼각 측량법을 통해 송신기의 위치를 추정한다 [9]. ToA 기법에서는 송수신기 사이의 거리를 정확하게 추정하는 것이 정밀한 위치 측위를 위해 매우 중요하다. UWB 신호는 높은 거리 해상도를 제공하므로 ToA 기법에 유리하며 기존 연구에서는 수신 신호의 전력이 일정 문턱값을 넘는 시점을 검출하여 ToA를 추정하는 방법이 많이 사

용되었다.

본 논문에서도 UWB 신호를 이용한 새로운 송수신기 사이의 거리 추정기법을 제안한다. 구체적으로 딥러닝 기법 중 하나인 순환 신경망을 이용하여 거리를 추정한다. 순환 신경망 (RNN: Recurrent Neural Network)은 수신신호와 같은 시계열 신호의 처리에 강점이 있다 [10]. 본 논문에서는 LSTM (long short term memory) 셀로 구성된 순환신경망을 사용하여 거리를 추정하는 기법을 제안한다. 제안하는 순환신경망의 입력으로는 수신된 UWB 신호의 크기 제곱을 사용한다. 수신된 UWB 신호는 일정 길이만큼 겹치지 않게 취하여 순환신경망에 입력하며 맨 마지막 신호가 입력되면 순환신경망은 예상 거리를 출력한다. 즉, 제안하는 기법은 거리추정을 수행하는 순환신경망 회귀기법으로 볼 수 있다. 제안기법의 성능은 IEEE 802.15.4a [11] 실내 채널모델 환경에서 컴퓨터 모의실험을 통해 확인한다. 모의실험 결과에 따르면, 제안하는 기법은 기존의 임계값 기반 기법보다 우수한 성능을 보이는데 특히 낮은 신호 대 잡음비 영역과 송수신기 사이의 거리가 먼 경우 기존기법 보다 훨씬 우수한 성능을 보인다. 예를 들어 거리가 20 m일 때 제안하는 방법은 제공된 평균 자승 에러 (root mean square error, RMSE) 1 m 이내의 성능을 보이거나 기존 기법은 16 m의 성능을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 UWB 신호를 이용한 거리 추정 시스템 모델을 설명한다. 3절과 4절에서는 각각 기존의 문턱값 기반 거리 추정 기법과 제안하는 순환신경망 기반 거리 추정 기법에 대해 설명한다. 그리고 5절에서는 컴퓨터 모의실험을 통해 두 기법의 거리 추정 성능을 비교하고 마지막으로 6절에서 결론을 맺는다.

II. 시스템 모델

그림 1은 UWB 신호를 이용하는 거리 추정 시스템을 보인다. 송신기는 UWB 펄스를 전송한다. UWB 펄스는 시간 폭이 좁고 수백 MHz에 이를 정도로 넓은 대역폭을 가지는 가우시안 모양의 펄스이다. 수신기는 송신된 UWB 펄스를 수신하며 펄스 도착 지연 시간을 이용하여 송수신기 사이의 거리를 추정한다. 거리 추정을 위해 송신기와 수신기는 정확히 시각 동기가 맞아야 한다.

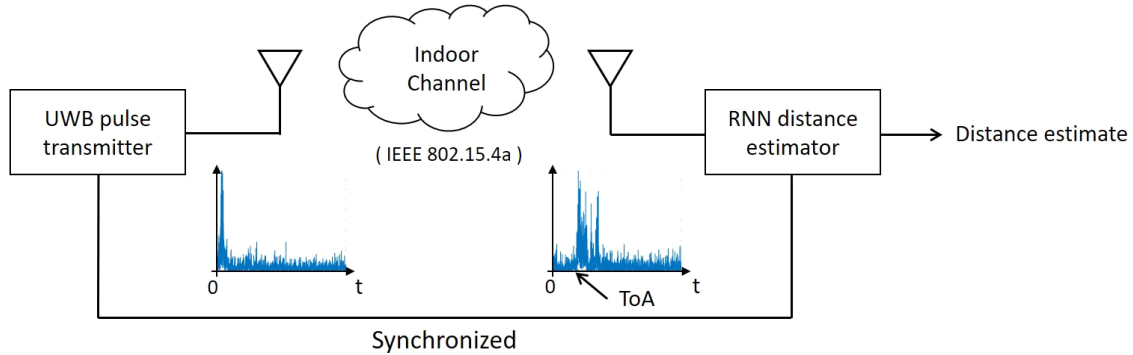


Fig. 1 Overall system model

송신기는 약속된 시간에 UWB 펄스를 전송하며 수신기는 UWB 펄스가 도착한 시간을 측정하여 거리에 따른 전파지연을 고려하여 송수신기 사이의 거리를 추정한다. 수신기에서 수신하는 UWB 펄스는 실내 환경의 다양한 반사체에 의해 단일 펄스가 아닌 다중 펄스로 관찰되며, 이 중 가장 먼저 도착하는 펄스를 찾아서 ToA 또는 거리를 추정한다. 가장 먼저 도착하는 펄스가 항상 가장 큰 것은 아니기 때문에 이를 찾는 작업이 쉽지않은 않다. 하지만 정확한 거리추정을 위해서는 가장 먼저 도착하는 펄스를 정확히 찾는 것이 중요하다.

III. 기존의 거리 추정 기법

본 절에서는 기존의 거리 추정 기법들 중 비교적 우수한 성능으로 널리 사용되는 문턱값 기반의 거리 추정 기법에 대해 설명한다. 송신 UWB 펄스를 $s(t)$ 라고 하면 다중경로 채널을 통과한 후 잡음이 더해져 수신된 수신 신호 $r(t)$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$r(t) = s(t) * h(t - t_0) + z(t) \quad (1)$$

여기에서 *은 컨볼루션, $h(t)$ 는 송수신기 사이의 채널 임펄스 응답, $z(t)$ 는 잡음이다. t_0 는 거리에 따른 전파지연을 나타내며 우리가 추정해야 할 ToA를 나타낸다. 수신된 펄스는 ADC (analog to digital converter)에 의해 디지털 신호로 변환되는데, 샘플링 주기를 T_s 라고 하면 수신 신호는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} r(n) &= r(t)|_{t=nT_s} \\ &= s(nT_s) * h(nT_s - \lceil t_0/T_s \rceil) + n(nT_s) \end{aligned} \quad (2)$$

여기에서 $\lceil \cdot \rceil$ 은 반올림을 나타낸다. 수식 (2)와 같이 샘플링 후에는 추정해야 하는 시간 지연 t_0 가 정수 값 $\lceil t_0/T_s \rceil$ 로 바뀐다. 샘플링 주기가 시간 지연 추정 해상도를 결정하므로 샘플링 주기가 작을수록 정밀한 ToA 추정이 가능하다. 기존 방법은 수신 SNR(signal to noise ratio)을 기반으로 문턱값을 설정한다. 이후 수신 전력이 이 문턱값을 넘는 지점을 관찰되면 바로 그 지점을 ToA로 결정한다. 이와 같이 ToA 추정을 위해서는 SNR 추정이 선행되어야 한다. SNR은 η 로 나타내며 다음과 같이 정의된다.

$$\eta = \frac{P_S}{P_Z} \quad (3)$$

여기에서 P_S 는 수신 UWB 신호의 전력을 나타내며 P_Z 는 잡음 전력이다. 수신신호에서 P_S 를 추정하는 것은 매우 어렵기 때문에 본 논문에서는 수신된 신호 크기의 제곱의 최댓값을 P_S 로 사용한다.

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

잡음 전력은 UWB 신호 성분은 없고 잡음만 존재하는 시간구간에서 추정한다. 예를 들어 유효한 UWB 신호가 $n=0$ 부터 $n=M-1$ 까지만 수신되며 그 이후 시간에는 다중경로 감쇄가 심해서 수신되지 않는다고 하자. 이 경우 $n=M$ 이후 신호는 잡음만 존재한다고 볼 수 있고, 총 L 개의 샘플동안의 신호의 크기 제곱을 평균하여 잡음 전력을 구한다면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{P}_Z = \sum_{n=M}^{M+L-1} |r(n)|^2 \quad (5)$$

결국 SNR 추정 값은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\hat{\eta} = \frac{\hat{P}_S}{\hat{P}_Z} \quad (6)$$

ToA 추정을 위한 문턱값, T_h 는 SNR의 역수에 비례하며 다음과 같이 결정한다.

$$T_h = \frac{\alpha}{\hat{\eta}} \hat{P}_Z \quad (7)$$

여기에서 α 는 양의 정수값으로 성능을 결정하는 중요한 값으로 본 논문에서는 실험을 통해 SNR 별로 최적의 값을 찾는다. ToA는 수신된 신호의 전력이 T_h 를 초과하는 첫 번째 도착 샘플을 식별함으로써 추정할 수 있다. 이와 같은 문턱값 기반 거리 추정 기법은 SNR 추정이 정확하지 않으면 성능저하가 심각한 것으로 알려져 있다.

IV. 제안하는 순환신경망 기반 거리추정 기법

본 절에서는 제안하는 순환신경망 기반의 거리 추정 기법에 대해 설명한다. 제안기법에서는 먼저 수신신호의 크기 제곱을 그림 2와 같이 일정 길이 N 만큼만 취한다. 측정하고자 하는 실내의 크기에 따라 측정하고자 하는 거리의 최댓값이 존재할 것이고 이 최댓값을 고려하여 N 을 결정한다. 이렇게 수집된 길이 N 의 신호는 최대 크기가 1이 되도록 정규화한다. 정규화된 신호를 $x(n)$ 라 나타내면 다음과 같이 얻는다.

$$x(n) = \frac{|r(n)|^2}{\gamma}, \quad (8)$$

$$\gamma = \max_n |r(n)|^2 \text{ for } 0 \leq n \leq N-1$$

이렇게 정규화된 신호 $x(n)$ 은 일정한 길이 K 단위로 겹치지 않게 쪼개어 순환신경망에 입력한다. 총 수신 신호의 길이가 N 이므로 순환신경망의 입력은 크기가 K 인 N/K 개의 벡터가 된다.

그림 3은 제안하는 LSTM 순환신경망 기반 거리 추정 기법의 전체 구조를 나타낸다. 그림 3의 왼쪽 구조를 시간에 따라 펼치면 오른쪽과 같다. 입력신호 \mathbf{x} 는 크기 K 인 입력 벡터인데, 이 신호는 LSTM 셀과 전체연결

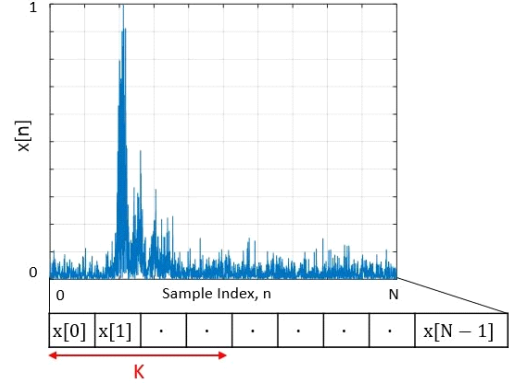


Fig. 2 Input signal structure of proposed RNN-based distance estimator

층, 그리고 회귀 층을 거쳐 거리 추정값 y 가 출력된다. 그림 3에 나타냈듯이 LSTM 셀의 첫 번째 입력은 $\mathbf{x}_1 = [x[0], x[1], \dots, x[K-1]]$ 이고 다음 입력은 $\mathbf{x}_2 = [x[K], x[K+1], \dots, x[2K-1]]$ 이고 이런식으로 N/K 개의 벡터가 입력된다. 본 논문에서 제안하는 순환신경망은 64개의 LSTM 셀로 구성하였다. 맨 마지막 벡터가 입력된 후 출력 $y_{N/K}$ 은 추정하고자 하는 송수신기 사이의 거리이다.

V. 모의실험

제안하는 방법의 성능 검증을 위해 컴퓨터 모의실험을 수행한다. 송신 UWB 신호로 가우시안 펄스를 사용하며 그림 4(a)와 같은 모양이며 이 신호의 스펙트럼은 그림 4(b)와 같이 -10 dB 대역폭이 약 500 MHz이다. 채널모델은 IEEE 802.15.4a의 사무실 내 환경을 사용하고 거리에 따른 시간 지연과 잡음을 더하여 수신신호를 만든다. IEEE 802.15.4a에는 다양한 실내환경의 채널모델이 정의되어 있는데 본 모의실험에서는 가시선 (Line-of-sight)이 확보되는 실내 사무실 환경인 채널모델 3 (CM3)을 사용한다. 수신 신호의 샘플링 주파수는 24 GHz이고 수집하는 신호의 길이는 최대 길이 20 m의 실내 환경을 고려하여 83.33 ns로 설정한다. 빛의 속도를 고려하면 83.33 ns는 25 m에 해당한다. 이에 따라 수집한 신호의 총 길이 N 은 2,000 (24GHz x 83.33ns)이다. 이 신호는 순환신경망에 입력하기 위해 길이 K 의 벡터

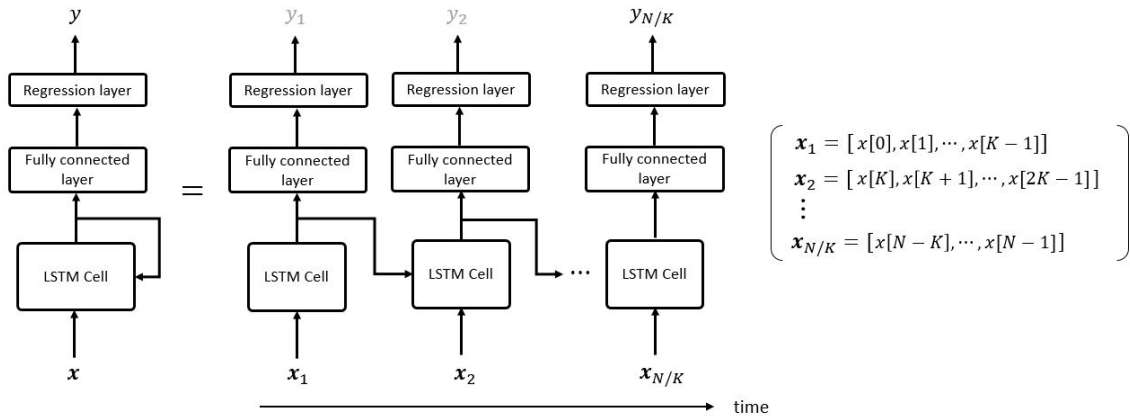


Fig. 3 Proposed RNN-based distance estimator

로 쪼개는데, K 는 10에서 80까지 2배씩 늘려가며 거리 추정 성능을 비교한다. 모의실험 환경은 Python 3.6.5를 기반으로 Tensorflow 라이브러리를 이용한다.

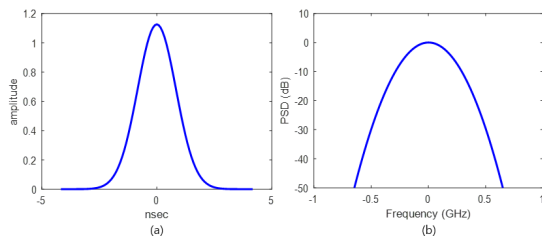


Fig. 4 (a) UWB Gaussian pulse (b) Spectrum of Gaussian pulse

5.1. 순환신경망 학습

먼저 제안하는 순환신경망의 학습을 수행한다. 학습을 위한 데이터로는 2 ~ 20 m 범위에서 무작위 거리와 10 ~ 30 dB 범위에서 무작위 SNR을 가지는 100,000개의 신호를 생성하여 사용한다. 학습은 100,000개의 신호를 총 20번 반복 사용하면서 수행하고 (20 epochs), Adam (adaptive moment estimation) 최적화 기법을 사용한다. 학습률은 0.001을 사용한다. 학습은 다음과 같은 평균 제곱 오차를 최소화 되도록 수행한다. 이를 손실함수라고 부른다.

$$MSE = E[(d - \hat{d})^2] \quad (9)$$

여기서 d 는 실제거리를, \hat{d} 는 추정거리를 나타낸다. 미니 배치 크기는 500을 사용한다. 즉, 매 500 개의 샘플마다 순환신경망 파라미터를 한 번 갱신한다. 그림

5는 학습 수행 시 갱신 횟수에 대한 손실함수의 추이를 보인다. 이 결과에 따르면 약 3,000 번의 갱신 후 손실함수가 수렴한다. 전체 학습 데이터를 20번 반복 사용하는데 세 번 사용까지는 급속한 수렴이 이루어지고 그 이후에는 완만한 손실함수 감소가 이루어지는 것을 확인할 수 있다.

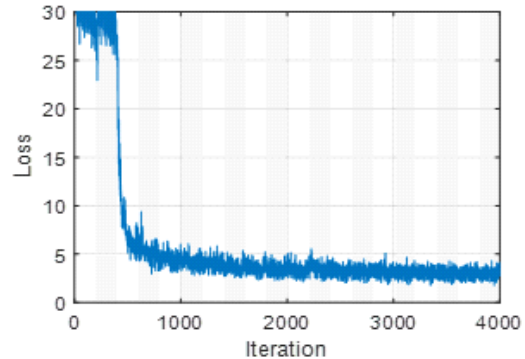


Fig. 5 Learning curve when $K=10$

5.2. 성능 검증

제안하는 순환신경망 기반 거리 추정 기법의 성능은 RMSE 측정을 통해 확인한다. RMSE 계산식은 다음과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} (d_i - \hat{d}_i)^2} \quad (10)$$

여기서 N_0 는 전체 테스트 신호의 개수이다. 성능 검증을 위한 테스트 데이터는 SNR 10~30 dB 범위에서 2

dB 간격으로 각 SNR마다 $N_0 = 22,000$ 개의 신호를 생성하여 사용한다. 테스트 데이터 생성 시 거리는 2~20 m에서 무작위로 선택한다.

그림 6은 K 에 따른 RMSE 성능을 나타낸다. 이 결과에 따르면 SNR = 20 dB 이상에서는 0.5 m 이하의 RMSE 성능을 보이며 K 에 따른 성능의 차이는 거의 없다. 그러나 낮은 SNR에서는 K 에 따른 성능 차이가 관찰된다. K 가 작을수록 좋은 성능을 보이는데 K 가 10인 경우 가장 우수한 성능을 보인다. 따라서 이 후 모의실험에서는 $K=10$ 으로 설정한다.

그림 7은 제안기법과 기존기법의 RMSE를 비교한다. 그림 7 (a)에서는 SNR에 따른 RMSE 성능을 보인다. 각 SNR 마다 거리는 2~20 m에서 무작위로 선택하여 22,000개의 검증신호를 생성한다. 이 결과에 따르면 RMSE는 SNR이 증가함에 따라 감소한다. 특히 기존기

법은 SNR 증가에 따른 성능 이득이 큰 것을 확인할 수 있고 제안하는 기법은 SNR이 클수록 RMSE 성능이 좋아지지만 그 폭은 제한적인 것을 확인할 수 있다. 모든 SNR 구간에서 제안기법이 기존기법보다 훨씬 우수한 성능이 관찰된다. 특히 SNR=10 dB에서 RMSE 차이는 10 m에 이르며 SNR이 30dB일 때는 2 m 수준으로 차이가 줄어든다. 제안기법이 낮은 SNR에서 기존기법보다 월등히 우수한 것을 알 수 있다. 그림 7 (b)는 송수신기 거리에 따른 RMSE 성능을 비교한다. 각 거리마다 SNR은 10~30 dB에서 무작위로 선택하여 검증신호 22,000 개를 생성한다. 이 결과에 따르면 2 m 정도의 가까운 거리에서는 두 방식의 성능이 비슷하지만 거리가 멀어질수록 제안하는 방식이 기존의 방식에 비해 훨씬 더 우수한 RMSE 성능을 보인다. 즉 기존기법은 가까운 거리에서 정확도가 높은 반면 제안기법은 거리와 상관없이 일정한 성능을 보이는 장점이 있다.

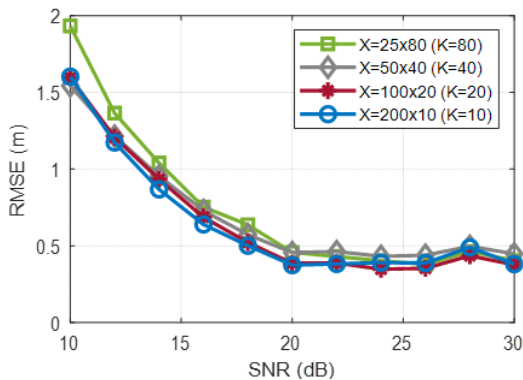


Fig. 6 RMSE results according to K

VI. 결론

본 논문에서는 UWB 시스템에서 실내 위치 측위를 위한 순환신경망 기반의 새로운 거리 추정 기법을 제안하였다. 제안기법은 수신신호 이외의 어떠한 사전정보도 필요치 않으므로 사용이 간단하다. 학습 및 성능 평가는 IEEE 802.15.4a UWB 채널 모델을 이용하여 수행하였는데 모의실험 결과에 따르면 제안하는 기법은 낮

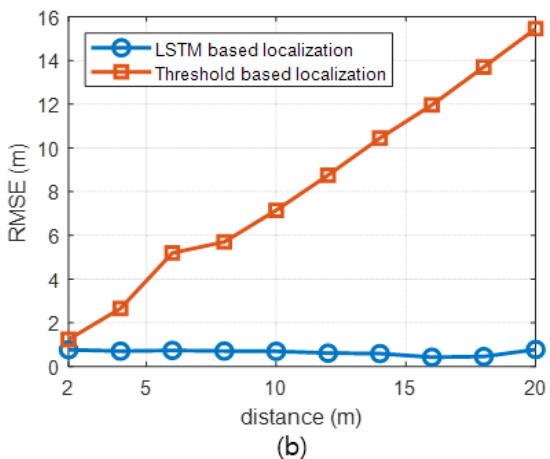
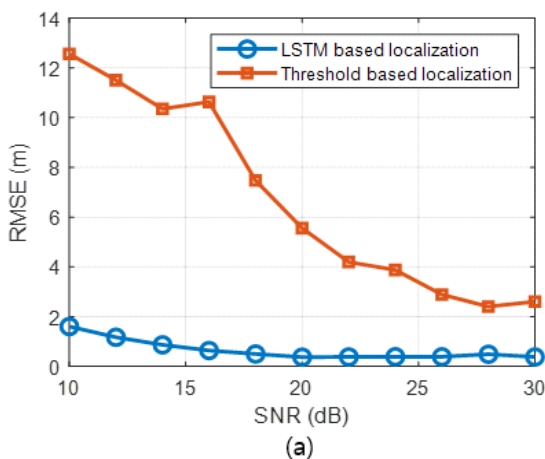


Fig. 7 Comparison of RMSEs for (a) SNRs (b) distances

은 SNR과 송수신기 사이의 거리가 먼 경우에 기존기법 대비 훨씬 우수한 성능을 보였다. 따라서 UWB 송신출력이 작고 넓은 면적의 실내에서 위치추위가 필요한 경우 제안하는 기법이 우수한 성능을 보일 것으로 기대된다. 실용성 확인을 위해 향후 실제 필드 실험을 통한 제안하는 기법의 검증이 수행될 필요가 있다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Institute for Information & communications Technology Planning & Evaluation (IITP) grant funded by the Korea government (MSIP) (No.2018-0-00772, Development of an ultra-Low power(500 μ W) long range radio for ultra-small IoT based on new Two-Tone OOK modulation scheme.

REFERENCES

- [1] B. Yulianto, R. Layona, "An implementation of location based service (LBS) for community tracking. *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, vol. 8, no. 2, pp.69-75, Mar. 2017.
- [2] Z. Chen, H. Zou, H. Jiang, Q. Zhu, Y. Soh, L. Xie, "Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the kalman filter for indoor localization," *Sensors*, vol. 15, no. 1, pp. 715-732, Jan. 2015.
- [3] 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.
- [4] A. Yohan, N.W. Lo, D. Winata, "An indoor positioning-based mobile payment system using Bluetooth low energy technology," *Sensors*, vol. 18, no. 4, pp. 1-26, Mar. 2018.
- [5] A. Sunardy, N. Surantha, "Performance evaluation of indoor positioning algorithm using bluetooth low energy," in *Proceeding of IEEE International Conference on Information Technology and Innovation*, pp. 503-507, Oct. 2018.
- [6] R. J. Fontana, "Recent system applications of short-pulse ultra-wideband (UWB) technology," *IEEE Transactions on microwave theory and techniques*, vol. 52, no. 9, pp. 2087-2104, Sept. 2004.
- [7] G. M. Nam, T. Y. Jung, S. H. Jung, and E. R. Jeong, "Distance estimation using convolutional neural network in UWB systems," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 23, no. 10, pp. 1290-1297, Oct. 2019.
- [8] M. Ridolfi, S. Van de Velde, H. Steendam and E. De Poorter, "Analysis of the scalability of UWB indoor localization solutions for high user densities," *Sensors*, vol. 18, no. 6, pp. 1875, Jun. 2018.
- [9] G. Oliva, S. Panzneri, F. Pascucci and R. Setola, "Sensor networks localization: extending trilateration via shadow edges," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 60, no. 10, pp. 2752-2755, Oct. 2015.
- [10] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, *Deep learning*, MIT Press, ch. 10, pp. 363-400, 2016.
- [11] A. F. Molisch, K. Balakrishnan, C. C. Chong, et al., "IEEE 802.15.4a channel model-final report," *IEEE P802*, vol. 15, no. 4, Nov. 2004.



정태윤(Tae-Yun Jung)

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



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: 모뎀 설계, 통신신호처리, 딥러닝