**TDOA Probabilisticization Image based Moving-Target Tracking TDOA확률화 이미지를 활용한 움직이는 물체 위치 추적 알고리즘**

[blank line]

[blank line]

**Gil-dong Honga and 홍길동b ← 12pt, bold**

[blank line]

*a Department of Statistics, College of Commerce, Hanguk University← 10pt, italic*

*address, postcode, South Korea ← 10pt, italic*

*E-mail:* *admin@kdms.or.kr ← 10pt, italic*

[blank line]

*b한국대학교 상경대학 통계학과 ← 10pt, italic*

*우편번호, 주소 ← 10pt, italic*

*E-mail: admin@kdms.or.kr ← 10pt, italic*

[blank line]

[blank line]

#### Abstract ← 10pt, Times bold

[blank line]

*The abstract should be clear, descriptive and no longer than 150 words.*

하드웨어 기술이 발전하면서 UWB(Ultra WideBand)는 무인 가게, 스마트 키 등 여러 분야에 접목되고 있다. 그 중, TDOA(신호 도착 차이)는 병렬적 처리와 작은 배터리 소모로 인해 범용적으로 사용되는 측위 방식이다. 하지만 해당 방식은 장애물이 많은 환경에서의 위치 파악 능력이 현저히 떨어진다. 이를 보완하기 위해 연속 신호에서 딥러닝을 활용해 노이즈를 제거한 TDOA 값을 찾아내는 연구가 진행되었다. 본 논문에서는 이와 다르게 노이즈를 포함하고도 이동하는 물체의 정확한 위치를 찾을 수 있는 방법에 대해 실험을 진행한다. 사전에 연구되었던 'TDOA image based target tracking (TITT)'에서 발전해, 다양한 환경에서 적용할 수 있는 일반성과 좌표 공간에서 타겟의 위치 표현에 대한 정밀성을 향상시키기 위해 이진적 표현이 아닌 확률적 표현을 이용해 TDOA 이미지로 변환한다. 그런 다음 연속적인 시계열 TDOA 이미지를 입력 값으로 하는 ‘Convolutional-LSTM’ 모델을 훈련시켜 실시간으로 물체의 좌표를 추정한다. 시뮬레이션 결과, 장애물의 유무와 상관없이 ' Convolutional-LSTM '모델은 타겟의 이동에 대한 연속성을 파악하여 가장 좋은 결과를 보인다. 또한, 이미지로 변환하는 과정을 통해 신호 오차의 영향력이 감소하여 물체의 운동성 또한 파악할 수 있는 상태로 변환된다. 이로 인해 다양한 환경, 특히 복잡한 환경에서 보편적으로 사용될 실내 측위 기술이라 기대한다.

[blank line]

**Keywords: ← 10pt, Times bold**

[blank line]

UWB(Ultra-Wide Band); TDOA(Time Difference Of Arrival ); Indoor Tracking; Real time localization; deep learning; Convolution-LSTM;

[blank line]

[blank line]

##### Introduction ←level 1 Heading 12pt, Bold

[blank line]

UWB(Ultra-Wideband)는 짧은 시간의 낮은 출력의 펄스 신호를 사용하여 500MHz 이상의 넓은 주파수 대역으로 데이터를 송수신하는  100m 이내의 무선통신 기술이다. 해당 기술은 1970년대 군사 목적으로 개발되었으며 2000년대 이후 802.15.4a라는 이름으로 IEEE에서 발표되었다[1]. 그러나 당시 경쟁 기술이었던 Wi-Fi에 비해 미흡한 ecosystem과 하드웨어 기술 부족으로 인해 주목받지 못했다[2]. 하지만 칩 기술의 발달과 PHY layer와 난수를 활용한 반도체 보안 기능, 특히 무선기기 간의 거리 측정이 가능하다는 장점이 재주목 받아 애플과 삼성의 UWB 칩, Amazon의 무인 매점, 현대의 스마트 자동차 키 등 다양한 분야에서 사용되고 있다[3-5]. 무선기기 간의 거리를 측정이 가능한 이유는 송신기에서 빛을 쏘아 수신기에서 반사되어 돌아오는 시간을 측정하여 빛의 속도를 곱하는 ToF(Time of Flight) 방식을 사용하기 때문이다.

하지만 이런 ToF 방식은 여러 번의 통신으로 인해 통신할 수 있는 기기의 개수가 한정되어 있으며 배터리 소모가 크다[6]. 이러한 문제를 해결하기 위해 서로 다른 수신기에서 측정된 신호 시간의 차이를 이용하는 TDOA(Time Difference of Arrival) 방식을 주로 사용한다. 해당 방식을 활용한 위치 추적은 고정된 3개 이상의 UWB 수신기로부터 구한 거리 차이를 사용해 쌍곡선 방정식들을 생성한 뒤, 물체의 위치인 방정식들의 교점을 찾는 방식이다[16]. 그러나 이러한 방식은 복잡한 비선형 방정식 해를 찾는데 많은 컴퓨터 자원이 소모되는 단점을 지닌다.

이러한 단점을 해결하고자 Chan, Taylor, Kalman Filter 등 많은 최적화 알고리즘들이 존재한다[7-9]. 이러한 알고리즘을 통해 연산 속도는 빨라졌지만 수식 기반 위치 추정 방법이기에 입력 값에 대해 민감하게 반응한다. 그 결과, 해당 방식은 장애물이 많은 환경으로 인해 생긴 그림자 시야(NLOS) 경로에서 생성된 TDOA 값의 오류가 자주 발생하는 경우 물체의 위치를 전혀 다른 위치로 추론하는 경우가 빈번히 발생한다. 특히 환경이 복잡해질수록 신호 변형이 기하급수적으로 늘어나기에, 무작위성을 모두 고려해서 정확한 타겟의 위치를 계산할 수 있는 알고리즘 구현은 매우 어렵다.

이러한 오류에 대해 강건한 위치 추정 모델을 만들기 위해 머신 러닝 기법을 활용한 방법이 사용되고 있다[10-12]. 특히 최근 들어 딥러닝을 활용한 방법이 각광을 받고 있다[13-16]. 해당 방식은 딥러닝 알고리즘을 활용하여 정확한 TDOA 값을 얻고자 노력했다. 즉, CIR(Channel Impulse Response)을 학습하여 변형된 신호에서 노이즈가 제거된 원본 신호가 무엇인지 측정하는 것을 목표로 하였다.

이러한 선행연구는 End-to-end 방식이 아닌 정확한 TDOA값을 찾는데 초점을 맞추고 있다. 이러한 방식은 고전적으로 사용되었던 최적화 알고리즘보다 확률은 줄었지만 마찬가지로 TDOA 값의 오류로 인해 전혀 다른 쌍곡선 방정식이 도출될 가능성을 지니고 있다.

그렇기에 본 논문에서는 이러한 문제들을 해결하기 위해 노이즈가 많이 발생하는 공간에서 추출한 TDOA 값들을 보정하지 않고 그대로 활용하여 타겟의 정확한 좌표를 추정하는 end-to-end모델을 제안한다. 특히 이번 연구에서는 물체가 일정 시간마다 이동하는 연속성과 물체가 특정 공간 안에서 특정 위치에 존재하는 확률론적 방법을 실험의 중점으로 하였다. 그 결과 모델이 물체의 운동성을 파악하여 더욱 정확하게 물체의 위치를 파악할 방법을 학습하였는지 실험에서 검증할 것이다. 실험의 구조는 다음과 같다.

* 물체가 이동하는 방식들을 정의한 뒤, 환경의 복잡성에 따라 가산성 백색 가우시안 잡음(Additive White Gaussian Noise)가 추가된 이동하는 물체의 TDOA Dataset 생성
* TDOA Dataset을 활용, TDOA 측정값을 확률 이미지로 변환
* 여러 모델(FCNNs, LSTM, CNN, Convolutional-LSTM)을 사용해 물체의 위치 파악 능력 비교

##### Related Works

[blank line]

**1. Indoor Tracking**

[blank line]

인공위성을 통해 물체의 위치를 파악하는 위치추적 기술은 현재 우리 삶에서 많이 사용되고 있다. 네비게이션이나 스마트폰 등 일상은 물론 물류 창고나 선박, 비행기, 자동차 등 실시간 위치 추적이 필요한 모빌리티 전반에 위치 추적 기술이 활용되고 있으며 거의 모든 전자기기에 해당 기술이 탑재되어 있다.

다만 글로벌 네비게이션 위성 시스템(GNSS / 대한민국에선 GPS로 통칭되며 GPS, GLONASS, Beidou, Galileo 등이 해당됨)에 기반한 위치추적 기술엔 큰 한계가 있었는데, 바로 실내에서의 위치 확인이 쉽지 않다는 것이다. 이를 해결하기 위해 Wi-Fi와 Bluetooth, UWB 등 다양한 기술들이 개발되었으며 해당 기술을 통해 실시간으로 정확한 실내에서의 위치 파악을 하고자 연구가 진행되고 있다.

특히 UWB 기술은 현재 수 cm 이내의 측위 정확성, Multipath 등의 간섭에 대한 저항성, 측정값에 대한 강건함, 보안성 및 실시간성의 장점을 가지고 있어 다양한 분야에서 적용되고 있는 새로운 무선통신기술이다. UWB 측위 시스템 중 TWR (Two Way Ranging), AOA A(Angle of Arrival), RSSI(Receive Signal Strength Indicator) 등 여러 방식이 있지만 현재 TDOA를 가장 많이 사용하고 있다.

TDOA 측위 시스템은 UWB 태그(송신기)가 메시지를 송신하면 주변의 UWB 앵커(수신기)가 이 메시지를 수신한다. 이후, 중앙 컴퓨팅 유닛(CCU)은 전체 UWB 앵커들의 데이터를 수집하여 각 앵커들 간 신호 도달시간 차이를 계산하고 쌍곡선 방정식들 만든 뒤, 방정식들의 해를 계산하여 UWB 태그의 위치를 추정한다. 즉, 어떠한 공간에 있는 각각의 앵커에 도착하는 UWB 태그의 신호의 시간적인 차이를 이용하는 측위 방식이다. 하지만 이러한 방식은 비선형 방정식들의 해를 풀어야 한다는 단점을 지니고 있으며 관측하기 어려운 NLOS에서 얻은 TDOA를 사용할 경우 결과값이 현저하게 나빠지는 문제점을 지니고 있다.

이러한 문제점을 해결하고자 현재 딥러닝을 활용한 여러 측위 시스템이 개발되고 있다. 특히 신호의 연속성을 살려 시계열 모델(Time Series Model)들이 자주 사용되고 있다. 예를 들어 GCC-PHAT을 사용해 Steering vector로 분리한 UWB 신호를 BLSTM을 이용해 noise가 제거된 TDOA 값을 구하는 연구가 있었다[Ro,,] 또한, UWB 신호에서 Cross correlation을 이용한 관측된 값에서 신호들 간 분리 작업을 통해 TDOA를 구한 뒤, LSTM 모델을 사용하여 태그의 위치를 측위하는 연구도 존재한다[UWB,,,]. 그리고 UWB 신호에 포함된 noise를 제거하기 위해 학습된 LSTM 모델을 이용해 정확한 TDOA 값을 찾은 후, Weighted KNN 모델로 타겟의 위치 좌표를 찾아내는 연구 또한 존재한다[wknn,,].

이 밖에도 이전의 값과 현재의 값을 연산할 수 있으며 시스템 전체를 분해하지 않아도 convolution을 통해 문제된 지점을 찾을 수 있는 장점 덕분에 convolution은 신호 처리 분야에서 많이 사용되었다. 그렇기에 UWB 분야에서 CNN 모델 또한 자주 사용되었는데 예를 들어 CIR 값을 입력 데이터로 하는 CNN 모델을 개발한 연구가 있다[CNN,,,]. 또한, 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)을 통해 신호들을 이미지로 변환한 뒤, CNN 모델을 통해 TDOA 값을 찾는 연구 또한 존재한다[Micro].

하지만 이러한 사전 연구들은 여전히 관측이 어려운 NLOS 경로에서 심각한 TDOA 관측 오류가 있는 환경에서 목표 위치를 추정하는 것은 여전히 힘든 일이며 end-to-end 방식으로 또한 아니기에 비효율성이 아직 남아있다. 이를 보완하고자 TDOA image based target tracking (TITT) 모델이 등장하였다[].

본 연구는 매우 복잡한 실내 환경에서 타겟의 정확한 위치 파악을 목적으로 좋은 성능을 보이는 end-to-end 모델을 고안했다. 제안한 모델은 관측한 TDOA를 그대로 사용하며, noise를 제거하기 위해 이미지로 변환한 뒤 이를 CNN 모델에 넣어 타겟의 위치 좌표를 추론하는 구조이다. 이때, 이미지를 변환하는 방법은 grid 각각의 중점 좌표를 , TDOA 값을 s, 기준 앵커의 좌표를 A, 나머지 앵커의 좌표를 A’, 최소 거리 차이를 ε라 가정하면

Equations2 -

와 같이 계산된다.

해당 모델 구현 결과, 장애물이 적은 공간에서는 기존의 모델이 더욱 좋은 성능을 보였으나 장애물이 많은 공간에서는 해당 모델이 오차에 대해 강건한 모델을 보였다. 사전 연구에서는 간단한 모델인 CNN을 이용해서 구축했지만 보다 복잡하고 최적화 된 모델을 적용한다면 장애물이 많은 곳에서도 좋은 성능을 보일 가능성을 제공했다.

[blank line]

**2. Convolutional LSTM**

[blank line]

LSTM은 RNN 모델 중 한가지이며 Vanilla RNN의 최대 취약점인 장기간 데이터에 대한 학습 능력 저하인 장기 의존성 문제(the problem of Long-Term Dependencies)와 기울기 손실 현상(Vanishing gradient problem)을 해결한 모델이다. 하지만 컴퓨터 비전 분야에서는 입력 데이터의 구조를 변환하는 과정때문에 공간적 특성을 사용하지 못하는 치명적인 단점을 지니고 있다.

Convolutional-LSTM은 Fully Connected LSTM (CNN + LSTM) 앞서 진술한 단점을 보완한 모델이다. 해당 모델은 FC LSTM 모델과 학습 방법은 동일하지만 입-출력, 상태 레이어가 3차원 벡터로 계산된다. 또한, LSTM에서 사용하는 행렬곱 대신 합성곱으로 이루어져 있다. 한마디로 표현하자면 LSTM 내부 계산 에 Convolution 과정을 추가한 것이다. 이러한 과정을 통해 시간적, 공간적 상관성(Spatiotemporal correlation)을 동시에 학습할 수 있다는 큰 장점이 있다. 그 결과 컴퓨터 비전 분야에서는 기존 LSTM, FC-LSTM 모델보다 우수한 성능을 갖는다[temp21].

해당 모델은 기상 레이더 데이터를 이용해 1시간에서 6시간까지 이후의 기상 레이더를 예측하는 것을 목표로 처음 개발되었다[temp20]. 해당 실험은 주요 도시의 3년간의 레이더로 포착한 구름양 사진 Rader Echo Dataset을 사용하여 검증했다. 기존의 모델들은 근접한 시간에서는 좋은 성능을 보였으나 예측할 시간이 길어질수록 본 논문에서 제안한 Convolutional-Lstm이 더 좋은 성능을 보였다.

또한, Convolutional-LSTM은 실내 환경 데이터를 활용한 특징 추출에 사용되어 타겟의 행동을 예측하는 모델에도 사용되었다[temp21]. 해당 연구는 센서를 통해 얻은 온도/습도/미세먼지를 사용하여 시간에 따른 변화량을 파악하여 행동을 예측하는 방식이다. 결과적으로 내부 전이 시 채널 정보를 반영하지 못했던 LSTM 보다 좋은 결과를 보였다.

##### Proposed UWB Localization Approaches

[blank line]

**1. Model Structure**

[blank line]

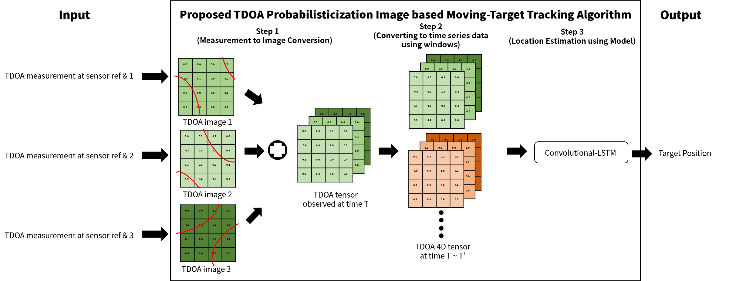


Figure 1 - System architecture for our propose TDOA Probabilisticization Image based Moving-Target Tracking (TPIMTT) model

[blank line]

본 절에서는 이번 논문에서 제안하는 모델의 구조를 설명한다. 제안하는 모델은 UWB 신호를 이용해 구한 앵커(수신기)와 태그(송신기)의 거리 추정 값의 차이인 TDOA를 입력 값으로 한다. Figure 1과 같이 3개의 TDOA을 입력 받으면 측정값을 해당 지역에 태그가 존재할 확률이 적혀있는 이미지로 변환한다. 이렇게 변환한 이미지들은 합쳐져 특정 시간 t에 각각의 앵커에서 관측한 TDOA 3D Tensor로 저장된다. 이렇게 변환한 TDOA 3D Tensor는 시계열 데이터로 전환하기 위해 고정된 창(windows)을 이용해 4차원 구조의 데이터(TDOA 4D Tensor)로 전환한다. 이러한 과정을 통하여 생성된 데이터 셋은 일정한 주기로 여러 개의 앵커에서 측정한 TDOA 이미지 데이터이다. 이렇게 구한 타겟의 위치 정보가 적혀있는 이미지 데이터를 CNN 모델과 RNN 모델을 앙상블 한 Convolutional – LSTM 신경망을 사용하여 효율적으로 이동하는 물체의 위치 및 이동 특징을 학습한다.

앞서 학습한 모델을 통해 추론한 물체(태그)의 좌표 값을 추론하고 실제 좌표 값의 차이를 비교하고 다른 모델(FCNNs, LSTM, CNN)들과 에러가 존재하지 않는 이상적인 상황과 많은 에러들이 존재하는 현실적인 상황에 대해 물체가 어떠한 움직임을 보이느냐에 따라 성능적 차이, 특징을 비교할 것이다. 또한, 사전에 연구되었던 TITT 모델의 방식과 대조하여 TPIMTT 모델의 Probabilisticization 이미지의 장-단점을 비교할 것이다.

[blank line]

**2. TDOA to Image Conversion Process**

[blank line]

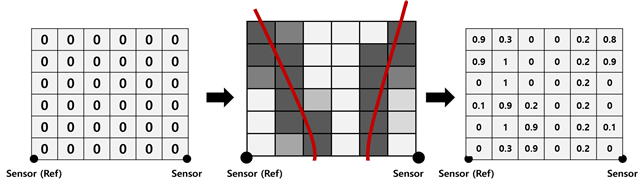


Figure 2 - Example of TDOA measurement to image conversion.

사전에 진행되었던 연구와 마찬가지로 TDOA 값을 이미지로 변환하여 TDOA에 값에 포함되어 있던 noise의 영향을 낮추는 작업을 진행하였다. 하지만 이번 연구에서는 앞선 방법과 조금 다른 방법을 고안하였다. 기존의 방식은 앞선 과정에서는 격자의 중점과 센서들의 거리 차이를 이용해 해당 격자를 지나는지 지나지 않는지 체크 했다면 이번에 고안한 방식은 위의 그림과 같이 격자의 중점과 센서들의 거리 차이와 TDOA 값이 얼마나 유사한 가에 따라 마치 전자의 오비탈처럼 해당 구간에 물체가 존재할 확률로 표현했다. 이 과정을 통해 다양한 환경에 대해 하이퍼파라미터 튜닝 과정 없이 그대로 적용할 수 있는 모델의 편의성과 NLOS 신호를 구분하기 위해 일반적으로 사용되는 Time-Frequency Masking 방법[]처럼 특정 공간에서의 타겟의 위치를 세밀하게 표현이 가능한 정밀성을 향상시켰다.

자세한 과정은 다음과 같다. 이미지로 변환하기위해선 먼저 두 앵커의 상대적 좌표 값과 TDOA값, grid world size, grid size를 필요로 한다. 이때, grid world size는 앵커의 좌표 값을 모두 포함할 수 있는 크기여야한다. 파라미터 설정을 완료했다면, 0으로 채워진 grid world 행렬 M을 그린다. 그런 뒤, 만들어진 grid 각각의 중점 좌표를 , TDOA 값을 s, 기준 앵커의 좌표를 A, 나머지 앵커의 좌표를 A’, 최소 거리 차이를 ε, 확률 단계 값을 g(만약 g가 1이라면 행렬은 0과 1 binary로 표현 된다.)라 가정하면 행렬 M의 원소 값 ,는 Equations 1과 같이 표현된다.

[blank line]

Equations 2 -

[blank line]

이와 같은 방식으로 각각의 앵커에서 특정 시간 t에 측정한 TDOA 값을 이미지로 변환하고 합쳐져 3개의 채널을 가진 Tensor로 저장한다.

[blank line]

**3. Converting to time series data using windows**

[blank line]

UWB 센서를 이용해 실시간으로 데이터가 앞선 이미지로 변환하는 과정을 마치고 3차원의 배열(가로, 세로, 채널)로 수집된다. 3차원 형태의 데이터를 Convolutional – LSTM에서 Convolutional filter의 입력 값으로 사용하기 위해 4차원의 시계열 데이터 형태로 변환하는 과정이 필요하다.

본 논문에서는 이러한 변환을 위해 윈도우 값을 4로 설정한다. 즉, 4초간의 타겟의 움직임을 고려해 최종적으로 물체의 위치를 파악하고자 하였다. 그 결과 최종적으로 모델의 학습에 사용되는 데이터의 형태는 (윈도우, 가로, 세로, 채널)이다.

[blank line]

**4. Convolutional-LSTM Model for Estimation**

[blank line]

실시간으로 이동하는 물체의 위치를 파악하기 위해 Figure 3 과 같은 Convolution-LSTM 모델을 제안한다. 모델은 크게 Convolutional-LSTM과 Maxpooling 이 결합한 층 4개와 Fully Connected Layer 3개로 이루어져 있다. 또한, 과적합(Over-fitting)을 방지하는 Drop-out과 Batch-Normalization이 곳곳에 들어가있다. 입력 데이터로는 앞서 구한 TDOA 4D Tensor를 사용하며 최종적으로 물체의 x좌표와 y좌표를 매초 예측한다.

##### Experiment

[blank line]

**1. Environment setting & data collection**

[blank line]

제안하는 모델의 성능 검증을 위해 컴퓨터 모의실험을 수행한다. 본 실험은 단일 물체에 대해 위치를 추정하기 위해 일정한 공간에 여러 센서가 위치하고 물체의 움직임을 추적하고 있으며, 그 중 하나가 기준 센서로 선택된다고 가정한다. 채널 모델은 IEEE 802.15.4a의 사무실 내 환경을 가정하며 “Bitcraze” 사의 “loco positioning system” 프로그램을 이용하여 거리에 따른 시간 지연과 잡음을 더하여 수신 신호를 만든다. 각 센서의 TOA를 기반으로, TDOA는 기준 센서와 나머지 센서 간의 TOA 차이로 중앙 컴퓨팅 유닛(CCU)에서 계산되며, 측정 오차는 환경의 컨디션에 따라 정의가 가능한 분산이 있는 가산성 백색 가우시안 잡음(Additive White Gaussian Noise)으로 모델링 된다. TDOA 측정은 millisecond 단위로 이루어지며 각 센서와 CCU 사이의 통신 지연은 없다고 무시한다.