**논문 심사 답변서**

**◇ 논문 번호 : 202302-033-B-RN**

**◇ 논문 제목 : TDoA 확률화 이미지를 활용한 딥러닝 기반 타겟 추적 모델**

**◇ 유의 사항**

**1. ‘2차 수정 논문’ 과 ‘2차 답변서’ 로 파일명을 작성한다.**

**2. 심사의견이 반영된 사항은 붉은색 또는 파란색으로 표시한다.**

**3. 답변서는 별도의 문서로 작성하여 수정본과 함께 제출한다.**

**4. 수정투고 기한은 결과 통보일로부터 15 ~ 25일이나 기한 내 제출이 어려울 경우 연장할 수 있다.**

**(단, 저자는 위 사항을 학회 논문 담당자에게 통보해야 하며 통보 시 제출 가능한 일자를 지정해야 한다.)**

**※ 심사의견 및 답변사항**

[심사 의견 1] 심사의견을 충분히 반영하여 수정, 보완이 이루어진 후 재심사가 필요합니다.

[답변 사항 1]

논문의 내용을 향상시킬 수 있는 소중한 의견을 주셔서 감사드립니다. 의견들을 바탕으로 수정하여 원고가 보다 명확해지고 논문의 가치가 높아졌다고 생각이 듭니다. 저자들은 주로 아래의 항목에 유의하여 원고를 수정하였습니다.

* 딥러닝을 활용한 TDoA 기반 측위 방법 사전 연구 파트 강화 및 DB 구축을 해결할 수 있는 추후 연구 방법 제안
* 정확한 한글 용어 사용 및 비문 개선

해당 원고를 수정하여 학회지 개제를 다시 고려 받을 수 있는 기회를 주셔서 감사드립니다.

[심사 의견 2-1] 제안한 방법은 TDoA 기반의 측위 방법의 성능 향상을 위해 TDoA 이미지 DB를 구축하고 이에 대한 deep learning 기법을 적용한 경우이다. 확정된 환경에서는 제안된 방법을 통해 일반적인 TDoA 기반 측위 방법에 비해 우월한 결과를 얻을 수 있겠지만 환경(측위가 이루어져야 하는 장소)을 바꿔서 제안된 방법을 적용하려면 해당 TDoA 이미지 DB 구축이 전제되어야 한다. 이는 제안된 방법이 TDoA 기반 측위 방법에 대한 개선책으로 간주될 수 없는 이유이다.

[답변 사항 2-1]

답변 감사드립니다. 지적해주신대로, 딥러닝을 활용한 측위 방법은 다량의 학습 데이터가 필수적입니다. 이를 보완하기 위해 추후로 진행되어야 할 부분에 대해 내용을 추가하였습니다.

* 2.1.1 2번째 문단

*이러한 문제점을 해결하고자 현재 딥러닝을 활용한 측위 시스템이 연구되고 있다. 딥러닝을 활용한 방식은 상당량의 TDoA 데이터셋이 필수로 존재해야 하며, 사전에 학습을 진행해야만 한다는 단점이 존재한다. 하지만 최근 딥러닝 기술을 활용한 TDOA 측위 기술은 [9-12] 높은 정확도, 학습을 통해 AWGN에 대한 강건함, 수식에 기반한 수동적 특성 설계 없이 자동으로 유용한 특성을 학습할 수 있는 장점을 가지고 있어 현재 많은 연구가 진행되고 있는 분야이다.*

*노이즈에 강인한 딥러닝 모델을 학습하는 방법에는 신호의 연속성을 활용한 시계열 기반의 방법이 존재한다.*

* 4.결론 2, 3번째 문단

*그러나, 본 연구는 다양한 공간과 움직임에 대한 실험을 수행하였으나, AWGN의 분포 정보가 바뀌는 상황에서의 성능 검증은 이루어지지 않았다. 따라서, 학습된 TPITT 모델이 TDoA 데이터베이스가 존재하지 않거나 매우 적은 TDoA 데이터셋이 있는 새로운 환경에 도입될 때 기존 성능을 발휘하지 못하는 딥러닝 방식의 한계를 포함하고 있다.*

*이러한 문제를 해결하기 위해, 기존에 학습된 TPITT 모델을 활용하여 새로운 환경의 TDoA 데이터에 빠르게 학습할 수 있는 전이 학습(Transfer Learning)이나 기존 환경에서 학습된 모델을 새로운 환경에 맞게 조정하는 도메인 적응 기법(Domain Adaptation)을 사용하는 추후 연구가 필요하다고 판단된다. 전이 학습이나 도메인 적응 기법을 통해 다양한 AWGN에 빠르게 적응하여 TDoA 데이터베이스 구축에 필요한 시간과 노력을 줄일 수 있다면, 해당 방식은 장애물로 인해 실내 위치 추적이 어려운 상황에서도 보편적으로 사용할 수 있는 강력한 대안이 될 것으로 예상된다.*

[심사 의견 2-2] 한글 논문인데 부적절한 영어 사용이 많고 오타자도 다수 존재한다

[답변 사항 2-2]

답변 감사드립니다. 지적하신 영어 사용 부분 및 오탈자 부분들에 대해서 수정을 진행하였습니다.

* 국문으로 수정을 진행한 영어 사용 부분 예시

*Multipath→다중 경로, end-to-end→종단간 방식, masking→마스킹, PHY layer→물리 계층, deep learning→딥러닝, hyper parameter →하이퍼파라미터, stochastic& deterministic→확률적&결정론적* 등

[심사 의견 3-1] 아래와 같이 오류를 수정하여 주세요. 1) (오류 문장) 신경망 모델을 사용하여 이동하는 태그의 위치 좌표를 추적 과 같다. 2) 식 (3)을 (1)로 수정 3) Table2-3로 => Table 2와 3으로

[답변 사항 3-1]

답변 감사드립니다. 지적하신 오탈자 부분들에 대해서 수정을 진행하였습니다.

2.2.1 1번째 문단

*모델의 프로세스는 다음과 같다: 1) 관측한 TDoA는 격자 지역에 태그가 존재할 확률로 구성된 이미지로 변환하는 과정을 거친다. 이렇게 변환한 이미지들은 합쳐져 특정 시간 t에 각각의 앵커에서 관측한 TDoA 3D Tensor로 합쳐진다. 2) TDoA 3D Tensor는 시계열 데이터로 전환하기 위해 고정된 창(windows)을 이용해 4차원 구조의 데이터(TDoA 4D Tensor)로 전환한다. 3) 타겟의 위치 정보가 적혀 있는 이미지 데이터(TDoA 4D Tensor)를 Convolutional–LSTM 신경망 모델을 사용하여 이동하는 태그의 위치 좌표를 추적한다.*

2.2.2 2번째 문단

*(1)*

3.3 첫번째 문단

*실험 결과는 Table 2와 3에 나타나 있다.*

[심사 의견 3-2] 전체적으로 문장 수정이 필요로 합니다.

[답변 사항 3-2]

답변 감사드립니다. 지적하신 부분들에 대해서 글 전반적으로 수정을 진행하였습니다.

서론 2번째 문단

*그 중 UWB는 500MHz 이상의 넓은 주파수 대역을 사용하여 짧은 시간 동안 낮은 출력의 펄스 신호로 100m 이내에서 데이터를 송수신하는 무선통신 기술이다[3].*

서론 3번째 문단

*문제를 보완하기 위해 서로 다른 앵커(수신기)에서 측정된 신호 시간의 차이를 이용하는 TDoA (Time Difference of Arrival) 방식이 주로 사용된다. TDoA를 활용한 위치 추적 방식에서 태그는 앵커와 개별적인 통신을 하지 않고 블링크 메시지(Blink Message)만을 전송함으로써 배터리 소모를 절약할 수 있다. 또한, 주소 바인딩이 없고 한 번의 전송으로 많은 태그에 신호를 보낼 수 있어, 동시에 다수의 태그와 통신이 가능하다.*

서론 4번째 문단

*해당 방법들로 인해 TDoA 기반 위치 추정 속도는 개선되었지만, 여전히 수식에 의존하는 추정 방식이므로 입력 값의 오차에 민감하게 반응한다[15]. 따라서, 장애물이 많은 공간에서는 측정 오류로 인하여 사용하기 어려운 방법이다.*

*또한, 기존의 마스킹 방법과[14] 유사하게 방정식 해결에 필요한 부분만 강조하는 변환 과정을 통해 AWGN를 효과적으로 제거하였다. 마지막으로, 물체가 특정 공간 내에서 움직임을 고려하여 시계열 모델을 도입함으로써 성능을 크게 향상시켰다. 이러한 개선점을 통해 TPITT는 다양한 상황에서 범용적으로 사용할 수 있는 방식임을 실험을 통해 증명하였다*

2.1.2 1번째 문단

*이미지 데이터를 LSTM 모델에 사용하기 위해선 이미지를 벡터로 변환해야 하는데, 이 과정에서 이미지의 지역적 정보(topological information)가 손실되어 학습 시간과 성능이 크게 저하된다.*

2.1.2 2번째 문단

*두 가지 차이점 덕분에 시간적, 공간적 상관성(Spatiotemporal correlation)을 동시에 학습할 수 있다는 큰 장점이 있다*

2.2.4 1번째 문단

*TPITT는 실시간으로 이동 중인 물체의 위치 추정을 위해 Convolutional-LSTM 모델을 활용한다.*

3.1 3번째 문단

*각 환경에서 물체의 움직임에 따른 TDoA 데이터를 생성하였다.*

3.3 1번째 문단

*분산 또한 Table 3에서 확인할 수 있는데, Noise Extreme & Random Whole 상황을 제외한 모든 상황에서 Convolutional-LSTM이 다른 모델에 비해 좋은 결과를 보였으며, 최대 0.05만큼 낮은 분산 값을 보였다. 따라서, 랜덤으로 움직이는 물체를 학습한 Convolutional-LSTM 모델은 물체의 움직임 근본적인 원리를 파악하여 다른 움직임을 보이는 물체의 위치도 강인하게 잘 파악할 수 있었다.*

결론

*본 연구에서 제시한 TPITT 모델은 이미지 변환 과정을 통해 AWGN을 감소시키고, 다양한 타겟과 환경에서 일반적으로 사용할 수 있는 위치 추적 방법을 개발하고자 하였다. 실험 결과, TDOA 이미지 기반의 TPITT 모델은 FCNNs 모델에 비해 일반적이지 않은 다양한 상황에서 안정된 성능을 보였으며, AWGN이 많은 환경에서 TITT보다 더 낮은 예측 오류를 보였다. 이는 TPITT의 확률화 과정이 TITT의 0 혹은 1로 표현하는 결정론적 과정에 비해 AWGN에 따른 타겟 위치 정보를 이미지에 더욱 상세하게 저장할 수 있으며 AWGN에 대한 내성을 향상시킬 수 있음을 의미한다. 또한, 다른 모델들과 비교하여 Convolutional-LSTM 모델이 전반적으로 가장 우수한 성능을 보였다. AWGN의 유무에 관계없이 UWB 신호의 시계열 정보를 활용할 수 있는 모델이 최적의 모델이라는 것을 확인하였다.*

*그러나, 본 연구는 다양한 공간과 움직임에 대한 실험을 수행하였으나, AWGN의 분포 정보가 바뀌는 상황에서의 성능 검증은 이루어지지 않았다. 따라서, 학습된 TPITT 모델이 TDoA 데이터베이스가 존재하지 않거나 매우 적은 TDoA 데이터셋이 있는 새로운 환경에 도입될 때 기존 성능을 발휘하지 못하는 딥러닝 방식의 한계를 포함하고 있다.*

*그러나, 본 연구는 다양한 공간과 움직임에 대한 실험을 수행하였으나, AWGN의 분포 정보가 바뀌는 상황에서의 성능 검증은 이루어지지 않았다. 따라서, 학습된 TPITT 모델이 TDoA 데이터베이스가 존재하지 않거나 매우 적은 TDoA 데이터셋이 있는 새로운 환경에 도입될 때 기존 성능을 발휘하지 못하는 딥러닝 방식의 한계를 포함하고 있다.*

*이러한 문제를 해결하기 위해, 기존에 학습된 TPITT 모델을 활용하여 새로운 환경의 TDoA 데이터에 빠르게 학습할 수 있는 전이 학습(Transfer Learning)이나 기존 환경에서 학습된 모델을 새로운 환경에 맞게 조정하는 도메인 적응 기법(Domain Adaptation)을 사용하는 추후 연구가 필요하다고 판단된다. 전이 학습이나 도메인 적응 기법을 통해 다양한 AWGN에 빠르게 적응하여 TDoA 데이터베이스 구축에 필요한 시간과 노력을 줄일 수 있다면, 해당 방식은 장애물로 인해 실내 위치 추적이 어려운 상황에서도 보편적으로 사용할 수 있는 강력한 대안이 될 것으로 예상된다.*