**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 이루진 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 고려받을 수 있는 기회를 주셔서 다시 한번 감사드립니다.

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

[답변 사항 2-1]

답변 감사드립니다! 지적하신 딥러닝을 활용한 노이즈 제거 필터 방식은 학습 데이터가 상대적으로 반드시 그리고 많이 필요하며 이를 보완하기 위해 추후로 진행되어야 할 부분에 대한 내용에 대해 수정을 진행하였습니다.

*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, 노이즈에 대한 패턴 학습을 통한 AWGN에 대한 강인함, 수식에 기반하여 수동적으로 특성을 설계하지 않아도 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. ~~는데 특히 신호의 연속성을 활용한 시계열 모델이 자주 사용되고 있다.~~*

*이렇게 변환한 이미지들은 ~~합쳐져~~ 특정 시간 t에 각각의 앵커에서 관측한 TDoA 3D Tensor로 합쳐진다. ~~저장된다~~.*

*이와 같은 방식으로 각각의 앵커에서 특정 시간 t에 측정한 TDoA 값을 이미지로 변환하고 합쳐져 3개의 채널을 가진 tensor로 변환~~저장~~한다.*

*이를 종합하자면 TPITT 모델은 기존 연구 대비 다양한 장소 및 물체의 이동에 대해 성능이 향상되며, 처음 접한 환경이나 물체의 움직임에 대해 기존 방법들과 비교해 강건한 추적 결과를 보이는 모델이다.*

*하지만 해당 실험은 다양한 공간과 움직임에 대해 실험을 진행을 하였지만 AWGN의 분포 정보가 바뀌는 상황 또한 좋은 성능을 보이는지에 대해서는 밝히지 못했다. 따라서, 학습된 TPITT 모델이 TDoA 데이터베이스가 존재하지 않거나 매우 적은 TDoA 데이터셋이 있는 새로운 환경에 도입될 때 기존 성능을 발휘하지 못하는 딥러닝 방식의 한계가 있다.*

*새로운 환경에서 TDoA 이미지 DB 구축이 필요한 문제를 해결하기 위해, 기존에 학습된 TPITT 모델을 활용해 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 기법에 대한 연구를 통해 다양한 AWGN에 빠르게 적용하여 TDoA 데이터베이스 구축에 필요한 시간과 노력을 줄일 수 있다면, 해당 방식을 활용해 장애물로 인해 실내 위치 추적이 어려운 상황에서도 보편적으로 사용할 수 있을 것으로 예상된다. ~~이를 종합하자면 TPITT 모델은 기존의 연구 대비 모든 상황에서도 성능이 향상되었으며 어떤 물체와 환경이든 강건한 추적 결과를 보이는 모델이다. 해당 방식을 활용해 장애물로 인해 실내 위치 추적이 어려운 상황에서 보편적으로 사용할 수 있을 것이라 예상된다.~~*

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

[답변 사항 2-2]

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

*다중 경로 ~~Multipath~~*

*블링크 메시지(Blink Message)*

*딥러닝~~deep learning~~*

*종단간 방식~~end-to-end~~*

*마스킹~~masking~~*

*하이퍼파라미터~~hyper parameter~~*

*시그모이드(sigmoid) 함수*

*스무딩(smoothing)*

*컨볼루션(convolution)*

*본 실험에서는 물체가 실시간으로 이동하는 특성을 고려하여, Convolutional-LSTM 모델을 사용해 물체의 공간 좌표에 대한 회귀를 수행한다. ~~본 실험에서는 실시간으로 이동하는 물체의 특성에 맞춰 Convolutional-LSTM 모델을 사용하여 물체의 공간 좌표에 대해 regression한다~~*

*손실(loss) 함수로*

*임계값(threshold)를 사용한 계단 함수(step function)*

[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.

*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 저장된다. 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. ~~과 같다.~~*

*(1)~~(3)~~*

*실험 결과는 Table 2와 3과 같다. ~~2-3로 표현하였다.~~*

[심사 의견 3-2] 전체적으로 문장 수정이 필요로 합니다.

[답변 사항 3-2]

답변 감사드립니다! 지적하신 부분들에 대해서 글 전반적으로 수정을 진행하였습니다.

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

*문제를 보완하기 위해 서로 다른 앵커(수신기)에서 측정된 신호 시간의 차이를 이용하는 TDoA (Time Difference of Arrival) 방식~~을~~이 주로 사용된~~한~~다.*

*~~또한, 주소 바인딩이 없고 한 번의 재생 빈도로 많은 태그에 신호를 전송하기에 동시에 많은 태그와 통신할 수 있다.~~ 또한, 주소 바인딩이 없고 한 번의 전송으로 많은 태그에 신호를 보낼 수 있어, 동시에 다수의 태그와 통신이 가능하다.*

*또한, 기존의 마스킹~~masking~~방법과[14] 유사하게 방정식 해결에 필요한 부분만 강조하는 ~~을 강조시키는~~ 변환 과정을 통해 AWGN를 효과적으로 제거할 수 있다.*

*이미지 데이터를 LSTM 모델에 사용하려면 이미지를 평평하게 펼쳐 학습해야 하는데, 이 과정에서 이미지의 지역적 정보(topological information)가 손실되고 학습 시간과 효율이 크게 저하된다. ~~하지만 이미지 데이터를 LSTM 모델에 사용하기 위해서는 이미지를 flat하게 펼쳐 학습을 진행해야 한다. 이러한 과정은 가능하나, flat하게 펼치는 행위에서 이미지의 지역적 정보(topological information)가 손실되며, 해당 데이터를 추상화시키지 않고 바로 연산을 시작하기에 학습 시간과 능률에 있어 굉장히 비효율적인 과정이다.~~*

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

*실험 환경이 설정된 후, 각 환경에서 물체의 움직임에 따른 TDoA 데이터를 생성하였다. ~~실험 환경이 정의되었다면 각 환경에서 물체의 움직임에 따른 TDoA 데이터를 생성했다.~~*

*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. ~~분산 또한 Table 3을 통해 모든 상황에서 Convolutional–LSTM과 다른 모델과 비교하면, Noise Extreme & Random Whole 상황을 제외하곤 모두 좋은 결과를 보이며 최대 0.05만큼 낮은 결과를 보였다. 즉, 랜덤으로 움직이는 물체를 학습하면서 Convolutional–LSTM 모델은 물체의 운동성을 파악하여 다른 움직임을 보이는 물체의 위치 또한 강건하게 잘 파악할 수 있었다.~~*

즉, AWGN이 증가하는 상황일수록 TITT와 TPITT의 성능 차이가 더욱 커지는 경향을 보인다. ~~보이고 있다.~~