#1 안녕하세요! 오늘 UWB와 실내 측위에 관련된 Robust Target Tracking using TDOA Probabilistic Image 를 발표할 서울과학기술대학교 데이터사이언스학과 이성호라고 합니다

#2 목차는 인트로, 관련 연구, 제안하는 모델, 실험 결과, 결론 순입니다.

#3 먼저 UWB와 실내 측위가 낯서실 텐데 여러분들의 이해를 위해 실내 측위 사례와 관련된 사례를 하나 가져왔습니다. 해당 장면은 예능 무한도전에서 진행했던 추격전 중 한 장면인데, 이때 멤버들은 GPS를 이용해서 박명수의 위치를 알고자 하였습니다. 하지만 GPS의 오차 범위로 인해 바로 앞에 있는 박명수를 못 잡고 주변 건물을 배회하는 모습을 볼 수 있습니다.

#4 여러분들도 이와 비슷한 경우가 많으실 거 같은데 소위 GPS라 불리는 GNSS는 인공위성을 사용한 기술이라 거리 오차가 크며 터널이나 실내 같은 공간에서는 사용이 불가합니다. 이러한 단점을 보안하고자 UWB, Wi-Fi, Bluetooth 등의 대체 기술들이 개발되었습니다. 대체 기술들 중 정확성, 보안성, 안정성 때문에 최근 UWB 기술이 가장 많이 사용되고 있습니다.

#5 그럼 UWB란 무엇이가 하면 짧은 시간의 낮은 출력의 펄스 신호를 사용하여 500MHz 이상의 넓은 주파수 대역으로 데이터를 송수신하는 100m 이내의 무선통신 기술입니다. 처음엔 군사 목적으로 개발되었지만 현재 무인 편의점, 스마트 팩토리, 에어 드롭, 스마트 키, 운동량 측정 등 다양한 분야에서 활용되고 있습니다.

#6 하지만 장애물이 많은 공간에서는 UWB 신호가 Additive White Gaussian Noise라 불리는 noise에 의해 변형되어 위치 추적 성능이 급격히 감소합니다. 이때, AWGN은 신호가 물체와 충돌해 생기는 noise들을 수학적으로 정의한 용어라고 이해하시면 됩니다. AWGN 때문에 생기는 문제를 해결하기 위해 사전 연구들은 러닝을 활용해 신호를 분해한 뒤, AWGN이 제거된 깨끗한 신호를 얻고자 하였습니다. 하지만 이러한 연구들은 많은 신호 보정 프로세스로 인해 모델이 무거워 실시간 위치 추적에 어울리지 않으며 사전에 정의된 환경이 아니면 성능이 떨어지는 단점을 가지고 있습니다.

#7 즉, 현재 UWB Indoor Tracking 분야는 다양한 공간과 상황에서 발생하는 AWGN에 대해 범용적으로 사용 가능한 강건한 모델을 개발할 필요가 있으며, 실시간 추적을 위해 간단한 프로세스의 end-to-end 모델을 개발할 필요가 있으며 실생활에서는 물체가 연속적으로 이동하기에 이동하는 물체를 실시간으로 추적하는 시계열 모델을 개발할 필요가 있습니다. 이러한 필요를 충족하고자 이번 연구를 진행하게 되었습니다.

#8 다음은 관련 연구입니다. 먼저 UWB를 활용해 물체의 위치를 알아내는 방법을 설명하겠습니다. UWB는 송신기에서 빛을 쏘아 수신기에서 반사되어 돌아오는 시간을 측정한 뒤, 빛의 속도를 곱하여 거리를 구하는 방식인 ToA 방식이 존재합니다. 하지만 ToA 방식은 통신 가능 기기 개수가 한정적이며 많은 배터리 소모량으로 인해 ToA 방식에서 발전된 TDOA 방식을 주로 사용합니다. TDOA는 두 개의 수신기에서 측정된 시간의 차이를 뜻하며 TDOA를 활용한 위치 추정 방식은 먼저 송신기가 신호를 보내고 수신기가 신호를 받으면 CCU가 각 수신기들 간의 TDOA를 구합니다. 그런 다음 TDOA는 시간의 차이, 즉 거리의 차이 이기에 수신기를 초점으로 하는 TDOA 쌍곡선 방정식을 도출할 수 있습니다. 도출한 방정식들의 교점을 구하면 송신기의 위치를 알 수 있습니다.

#9 하지만 이러한 과정은 비선형 방정식이기에 복잡하며 수식이기에 TDOA가 AWGN으로 인해 변형이 된다면 성능 저하가 매우 큽니다. 이러한 단점을 해결하기 위해 GCC-PHAT, LSTM, cross correlation 등을 활용한 시계열 기반 딥러닝 방법들과 CNN, 웨이블릿 변환 등을 활용한 Convolution 딥러닝 방법이 존재합니다.

#10 앞선 사전연구들은 딥러닝을 통해 AWGN이 제거된 TDOA를 찾고자 하였습니다. 이러한 보정 방법은 앞서 얘기했던 문제를 지닙니다. 그래서 이러한 문제를 해결하고자 TDOA image based target tracking 방법이 등장합니다. 해당 방식은 관측된 TDOA를 그대로 사용해 이미지를 변환하는 과정입니다. 해당 방식은 통신 분야에서 noise를 제거하기 위해 자주 사용하는 masking 방식과 유사하며 간단한 프로세스 구조와 AWGN이 많은 공간에서 다른 모델에 비해 안정적인 성능을 보였습니다. 하지만 해당 방식은 AWGN이 많은 공간에서만 한정적이며 오히려 AWGN이 없는 공간에서는 물체 추적 성능이 다른 방법에 비해 떨어졌습니다. 즉, 이미지 변환 과정을 통한 AWGN 제거하는 프로세스는 좋은 접근 방식이지만 최적화 하지 못한 방법이라 평가할 수 있습니다.

#11 그 다음으로는 conv-lstm이 있는데 Convolutional LSTM은 기존 LSTM 모델이 공간적 특성을 사용하지 못한다는 단점을 보안한 모델입니다. 구조는 다음과 같으며 개선 과정을 통해 시간적, 공간적 상관성 을 동시에 학습 가능하는 장점을 가지고 있습니다.

#12 다음은 이번 연구에서 제안하는 모델에 대해 설명하고자 합니다. 먼저 해당 모델의 구조는 다음 그림과 같습니다. 입력 값은 TDOA 3개이며 이때, 3개의 TDOA는 쌍곡선 방정식들을 통해 위치를 구하기 위한 최소한의 개수입니다.

#13 그런 다음 제안하는 TPITT 모델을 거쳐 물체의 공간 좌표 벡터를 구하게 됩니다. 즉, TPITT 모델은 TDOA를 시계열 이미지로 바꾼 다음 conv-lstm을 통해 물체의 위치를 찾아내는 방법입니다.

#14 이제 각 과정에 대해 자세하게 설명하도록 하곘습니다. 먼저 step1 인 TDOA 이미지 변환 과정입니다. 먼저 이미지 변환 과정을 위해 앵커 2개의 공간 좌표와 TDOA, 이미지 크기, 격자 크기, 최소 거리 차이 상수(ε), temperature(T)를 먼저 지정해줘야 합니다. 이때, 앱실론은 TDOA와 앵커와 격자 중점의 거리 차이를 비교하기 위해 필요한 상수이며 T는 sigmoid 함수의 출력 값을 보정하는 양수입니다.

#15 이렇게 하이퍼 파라미터를 구했다면 먼저 행렬의 원소가 격자의 중점과 기준 앵커에서의 거리와 격자의 중점과 나머지 앵커에서의 거리 차이의 절대값인 행렬 M 생성합니다.

#16 이렇게 구한 행렬 M의 원소에 sigmoid 함수와 temperature T를 이용해 원소들을 0과 1 사이의 값으로 변경해줍니다.

#17 그 결과 epsilon을 threshold로 하는 구간 함수를 활용해 원소들을 바꾸던 TITT 모델과 달리, TPITT는 연속 함수를 통해 0 에서 1 사이로 표현됩니다. 이러한 이미지 변환 과정을 거치면 실제 쌍곡선 방정식 그래프와 유사한 형태의 이미지가 생성되게 됩니다.

#18 이렇게 이미지를 생성했다면 두번째 단계인 시계열 데이터로 바꿔줍니다. 본 실험에서는 window를 4로 설정했습니다. 이렇게 변형한 4D tensor를 활용해 마지막 단계인 Conv-lstm 모델로 물체의 공간 좌표를 찾아냅니다. 해당 과정은 regression이며 loss 함수로는 MSE를 사용했습니다.

#19 다음은 실험 과정입니다. 저희는 제안한 TPITT를 검정하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 진행했으며 실험 환경은 다음과 같습니다. 운동 공간은 10미터의 정사각형 공간 안에서 운동을 하며 수신기 4개가 존재하고 “Bitcraze” 사의 “loco positioning system” 모듈을 사용해 TDOA를 생성했으며 통신 지연은 없다고 가정합니다. 그리고 다양한 환경을 가정하기 위해 환경에 따라 이와 같이 각각 다른 AWGN을 적용하였습니다.

#20 그런 다음 모델의 학습을 위해 랜덤으로 운동하는 물체의 데이터 16,000개를 생성합니다. 물체는 최대 5m/s의 가속도 운동을 진행하며 가속도는 표준정규분포를 통해 결정됩니다. 이와 달리 검증 데이터는 다양한 물체에 대해 검증하기 위해 검증용 데이터 생성 시 물체가 지그재그(zigzag), 랜덤(random walk), 회전 운동(Rotational motion)을 하며 전체 공간 혹은 기준 앵커 주변의 좁은 공간(기준 앵커 반경 2m)에서만 운동한다고 가정을 합니다. 즉, 2가지의 제한된 공간에서 3가지의 운동, 총 6 가지의 경우에 대해 검증을 진행하였습니다.

#21 TPITT 모델의 성능 검사를 위해 이와 같은 5가지의 모델을 비교군으로 설정했습니다. Convolutional LSTM 모델의 구조는 3번의 convolution을 거친 다음 batch normalization을 한 후, 3번의 dense layer를 거치는 구조입니다. CNN은 구조는 Convolutional LSTM 층이 일반 Convolution 층으로 바뀐 것을 제외하고 모든 구조가 동일하며, FCNNs 모델은 input이 TDOA값 3개이며 hidden layer는 16, 8 이고 output layer는 2인 구조입니다. 이외 다른 하이퍼 파라미터는 표와 모두 같이 적용했습니다.

#22 이런 조건을 기반으로 10번의 반복 실험 결과, 다음과 같은 결과가 나왔습니다. 그래프를 살펴보면 빨간색과 보라색으로 표현된 Convolutional –LSTM 기반 모델이 모든 상황에서 평균적으로 가장 좋은 예측을 하는 결과를 보입니다. 즉, 랜덤으로 움직이는 물체를 학습하면서 다른 움직임을 보이는 물체 또한 운동성을 파악하여 물체의 움직임을 잘 예측할 수 있었던 것으로 추정됩니다.

#23 그 다음으로는 Convolutional–LSTM과 FCNNs 모델이 예측한 결과를 좌표평면에 시각화한 것입니다. 빨간색으로 그려진 동그라미를 보면 알 수 있듯이 전체 공간에서 물체가 운동에 비해 앵커 주변의 공간에서 운동하는 상황일 경우 FCNNs 모델의 성능 저하가 심합니다. 이를 종합하면 이미지 기반의 모델은 숫자 기반의 모델과 다르게 보편적인 상황만 학습을 진행하여도 다양한 상황에 대해 섬세하고 강건한 예측 결과를 보인다는 것을 알 수 있습니다.

#24 다음 그래프는 AWGN의 변화와 모델 종류에 따른 실험 결과의 평균 변화 그래프입니다. AWGN이 거의 없는 공간에서는 TITT와 TPITT는 비슷한 성능을 보이지만 빨간 선을 보면 알 수 있듯이 모든 상황에서 환경의 AWGN가 증가할수록 TITT와 TPITT의 성능 차이가 커지는 경향을 볼 수 있습니다. 즉, TPITT의 확률화 과정은 이미지 변환 방식의 주요 목적인 AWGN를 제거하는 역할을 더 잘 수행한다는 사실을 알 수 있습니다.

#25 연구를 종합하자면, 저희는 AWGN이 많은 다양한 환경, 상황, 물체에 대해 보편적으로 사용할 수 있는 위치 추적 방법을 찾고자 하였습니다. 그래서 TPITT를 제안하였는데 실험을 통해 TPITT는 이미지 기반의 모델이기에 TDOA를 그대로 사용하는 모델보다 일반적이지 않는 상황에서 강건한 성능을 보이며 확률화 과정을 통해 다른 방법들 보다 AWGN이 많은 환경일수록 AWGN을 효과적으로 제거하여 예측 오차가 작으며 conv-lstm을 통해 물체의 운동성을 학습하여 실생활에서 상황, 환경 상관없이 움직이는 물체를 추적할 때 좋은 성능을 보인다는 것을 증명해냈습니다. 비록 해당 실험은 실제 실험이 아닌 컴퓨터 시뮬레이션이지만 실제 환경과 유사하게 환경을 구성했습니다. 추후 장애물로 인해 실내 위치 추적이 어려운 상황에서 TPITT 모델을 활용해 위치 추정이 안정적으로 진행되며 이러한 기술을 바탕으로 다양한 환경에서 위치 추적 서비스가 개발될 것이라 예상됩니다. 발표 들어주셔서 감사합니다!