UWB란

: 500 MHz 광대역에 낮은 power 짧은 pulse signal를 쏘는 기술 => 간섭 (Interference)이 적고, 대역폭이 넓어서, 100m 정도 (LoS 기준)의 range에서 꽤 높은 전송량을 지원

* 70년대엔 군사 목적으로 개발
* 21세기 Wi-Fi에 밀림
* 하지만 최근 디지털 키 같은 IOT 산업, 스포츠(이동 거리)에서 다시 사용하려는 트렌드
* 왜냐하면 PHY Layer, 반도체의 난수 생성 및 이용 등 Wi-Fi에 비해 강력
* 스마트폰과 자동차의 거리를 계산해 사용자로 인식하게 해 열쇠로 사용하거나 AR/VR에서의 사용자 위치, 스마트 팩토리 등 다양하게 사용 가능성이 있음
* 하지만 미터 단위의 positioning을 cm 단위로 정확하게 업데이트를 해야하며 추가적인 보안 작업이 필요하다

UWB 측위

: 가장 대표적으로 사용되는 케이스

* 주로 Time of Flight (ToF)를 이용하거나 활용(TWR, TDOA) 하여 측정
* Tx가 쏜 신호를 Rx가 측정하기 까지의 시간을 이용해서 계산하는 방식이다 (v=d/t에서 속도 v는 빛의 속도 c로 일정하기 때문에 시간 t만 재면 두 점 사이의 거리를 잴 수 있다.)
* Tx와 Rx 사이의 각도를 이용하는 Angle of Arrival (AoA) 방식, Rx 신호의 세기를 이용하는 Receive Signal Strength Indicator (RSSI) 등을 이용하는 방식이 있지만 정확도가 상대적으로 낮아서 UWB에서는 ToF 방식의 연구들이 주를 이루고 있다

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

<성능 비교>

1) UWB NLOS/LOS Classification Using Deep Learning Method

* UWB의 LOS(정상 신호)/NLOS(실내의 장애물의 충돌로 생긴 반사에 대한 오차)를 딥러닝을 통해 분류하여 성능을 향상
* 즉, pure한 전파를 딥러닝 모델을 통해 찾아내 타겟의 위치를 파악
* **해당 논문은 Doctor Klemen Bregar providing the UWB NLOS/LOS open source data 를 이용해 실험이 없다!** ([github.com/ewine-project/UWB-LOS-NLOS-Data-Set](https://github.com/ewine-project/UWB-LOS-NLOS-Data-Set))
* 해당 데이터의 컬럼은 Columns : Sampling 1016 CIR, 이며 nlos/los 각각 2만1천개 그래서 로우는 4만2천개이다.
* CIR : 어떤 신호가 있을 때 푸리에 변환을 이용해 특정 시간대에서 그 신호의 성분 관측 모형 //앵커가 하는 역할이라고 봐도 대략적으로 이해 가능
* 구조 : 인풋 -> CNN(NLOS/LOS 분류 , 주요 정보만 추출) -> 드랍아웃 -> lstm(stacked-lstm) -> 드랍아웃
* 하지만 실제로 이 분류기를 통해 UWB 성능을 검증하지 못했다.
* 또한, 오픈소스의 데이터 구성이 단조로웠기 때문에 성능이 좋게 나왔다는 비판도 있다
* UWB 특성상 Nanosecond로 시간을 재는 방식이기 때문에 데이터 추출하는 것이 굉장히 어려움이 있어 실제 실험으로 구현하는 것은 어려움이 있다.

텍스트, 모니터, 화면, 검은색이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

원본

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습용

2) Edge Inference for UWB Ranging Error Correction Using Autoencoders

* Noise를 제거하기 위해 autoencoder를 적용
* 오토인코더는 unsupervised 방식으로 훈련된 인공 신경망으로, 먼저 데이터에 인코딩 된 표현을 학습한 다음, 학습된 인코딩 표현에서 입력 데이터를 (가능한한 가깝게) 생성하는 것을 목표
* UWB Decawave transceiver를 이용해서 데이터를 생성 // 자체적으로 rough한 공간 존재

3) UWB 시스템에서 합성곱 신경망을 이용한 거리 추정

* UWB 시스템에서 CNN을 이용해 거리 추정 진행
* 데이터는 UWB 채널 모델을 기반으로 MATLAB 시뮬레이터를 통해 생성
* 데이터 생성 원리는 UWB 송신펄스를 생성하고 UWB 채널 모델을 통과시킨 다음 잡음을 더해 수신신호를 만든다
* X는 각각의 신호에 대한 특정 시간에서의 UWB 전파세기(벡터), y는 송수신기 사이의 거리 // 정확한 TOA 값을 도출하는게 목표!
* 만든 벡터 데이터를 단순히 행렬로 reshape
* 50 \* 40 \* 4로 인풋 데이터를 세팅하고 CNN을 학습시킨 뒤 거리 추정 값 리턴
* 테스트는 실제 환경(복도에서 신호기의 거리를 이동시켜가며)에서 진행했다.
* 결과는 먼 거리에서 쏜 신호일수록 더 좋은 결과가 나왔다.

4) UWB 시스템에서 실내 측위를 위한 순환 신경망 기반 거리 추정

* UWB 시스템에서 RNN(lstm)을 이용해 모델을 구축
* 컴퓨터 모의 실험 / 파이썬
* 데이터는 앞선 논문과 비슷하게 IEEE 802.15.4a 실내 채널모델 환경에 근거하여 만듦
* X는 각각의 신호에 대한 특정 시간에서의 UWB 전파세기(벡터), y는 송수신기 사이의 거리 // 정확한 TOA 값을 도출하는게 목표!
* lstm 사용
* 실험 결과, 거리가 먼 경우에 기존보다 더 좋은 성능을 보인다

5) 재난 환경에서 UWB 측위를 위한 설명 가능한 인공지능 기반 CNN 경량화 알고리즘

* XAI 기술을 적용하여 설명 가능하고 경량화 된 기술을 도입
* CNN 구조를 이용해 사전의 주요 feature을 탐색
* 탐색된 feature을 이용, shap 기술을 통해 신경망을 판단하고 설명을 제시
* 실험 데이터는 decawave를 이용해 다양한 장애물을 배치해 데이터를 수집
* 기존의 cnn보다 성능은 낮지만 경량화 성공

6) UWB-based Indoor Localization Using a Hybrid WKNN-LSTM Algorithm

* 사전에 lstm 모델과 WKNN 모델을 학습
* 실전에선 NLOS데이터인지 판별 후 문제가 있으면 LSTM을 거쳐 전처리 후 WKNN(Weighted K Nearest Neighbor)모델에 들어가게 된다.
* 데이터 관측은 대학내 실험실에서 진행했다
* 불필요한 데이터들 전처리와 feature 선택 후 정규화 하여 학습에 투입
* LSTM 모델은 가변적인 상태인 태그의 TDOA 값을 예측하는 데 사용
* WKNN은 고정적인 TDOA 값을 활용하여 최종적인 물체의 위치를 추적
* 둘을 합친 결과 성능이 좋았다

IR-UWB 레이더

: 최근 작은 동작부터 호흡, 심박(추후 의료용으로 출시 예정) 등 신체의 미세한 변화를 감지하는 연구가 많이 이루어지고 있다

* IR-UWB 디바이스를 이용해 세밀하게 관측
* 주로 기술보단 활용 방안, 실생활 적용에 포커스

