

차량환경을 위한 기계학습 기반 UWB 측위 알고리즘 설계 및 구현

이상진¹, 박지웅², 고영배^{1,2}

아주대학교 정보통신대학원 정보통신공학과¹

아주대학교 일반대학원 AI 융합네트워크학과²

{lsj3704, z7080z, youngko}@ajou.ac.kr

Design and implementation of UWB positioning algorithms based on Machine learning for Vehicle environment

Sang-Jin Lee, Ji-Woong Park, Young-Bea Ko

Ajou Univ.

요약

본 논문은 차량 환경에서의 측위 정확도를 향상 시키는 알고리즘을 제안한다. 차량 환경의 경우 기존의 오차 보정을 위한 연구에서 실험된 LOS 환경에서 NLOS 환경으로 진입하였을 때와는 달리 급작스러운 NLOS 환경의 측위를 요구하는 상황이 빈번하다. 하지만 기존의 보정 알고리즘의 경우 측위되는 물체의 초기 위치와 이동속도 및 방향과 같은 다양한 정보 및 LOS 환경에서 측정된 데이터들을 분석하여 NLOS 환경에서의 위치를 예측하는 방법을 이용하였기 때문에 차량 환경에는 부적합하다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 실시간으로 측정된 거리정보 데이터만을 활용하여 NLOS 환경을 인지하고 오차를 보정하는 기법을 사용했다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 기법으로 환경을 분류한 결과 94.6%의 높은 정확도를 보였고 오차 보정 알고리즘을 적용하여 오차보정을 거치지 않았을 때와 비교하여 10배 이상 뛰어난 성능 결과를 얻었다.

Keywords : UWB Localization, Machine Learning, NLOS Detection, Error Mitigation

I. 서론

최근 차량 환경에서 근거리 무선 통신 기술인 UWB (Ultra Wideband) 통신 기술을 차량용 디지털 키에 적용을 시도하고 있다 [1]. UWB는 500MHz 이상 초 광대역으로 넓은 대역폭을 이용한다. 정보 신호를 초당 수 천 회에서 수백만 회까지의 출력 펄스로 전송하여 높은 분해능을 가지는 통신기술로 특히 LOS (Line of Sight) 환경에서 정밀한 거리 측정을 통한 측위가 가능하다. 또한 광대역 특성으로 인해 간섭에 강하여 NLOS (Non Line of Sight)에서의 측위를 가능하게 하는 장점이 있다. 이를 기반으로 한 UWB 통신은 실내 환경에서 높은 측위 정확도를 보인다. [2]

오차를 보정하는 방법에는 측정값과 예상 값의 오차 공분산을 추정하여 칼만 이득을 계산하여 반복적인 업데이트를 통해 오차를 보정하는 KF (Kalman-filter)와 측정값과 주어진 통계 모델의 관측치가 주어질 때 우도함수 (Likelihood Function)를 최댓값으로 하는 매개 변수를 추정하는 방법인 MLE (Maximum Likelihood Estimation) 등이 사용되고 있다 [3]. 위와 같은 방법들은 정확한 초기 값이나 물체의 이동속도 및 방향에 대한 다양한 정보를 요구하며 과거의 데이터를 수집하고 이를 분석하여 현재 위치를 예측하는 방법이다. 따라서 과거의 데이터가 존재하지 않고 급작스러운 상태를 인지하는 경우가 많은 차량 환경에 적용하기에는 어려움이 있다.

본 논문에서는 기존의 오차 보정을 위한 방법들의 단점인 과거의 데이터를 수집하고 분석하는 과정 없이 NLOS 환경을 식별하기 위한 방법으로 ML (Machine learning) 모델인 RF (Random Forest) 모델을 이용하였다. 또한 다양한 환경에서 예측할 수 없는 오차를 제

거하기 위한 새로운 알고리즘을 제안 하였다. 이를 검증하기 위해 UWB 센서를 차량에 부착한 후 다양한 환경에서 데이터를 수집하였고 거리정보 데이터를 RF 모델에 학습시켰다. 그리고 RF 모델을 통해 NLOS로 구분되는 거리정보 및 위치정보의 오차 값을 논문에서 제안하는 알고리즘을 이용하여 보정 후 오차를 보정하지 않은 결과 값과 비교하였다.

II. 관련연구

UWB 기반 무선 측위 연구에서 NLOS 문제가 발생 시 이를 해결하기 위한 절차를 환경 구분(Detection/Identification)과 보정(Mitigation)의 두 가지 단계로 나눌 수 있다 [3]. Detection 방법의 대표적인 예시로는 범위 추정(Range Estimate)을 기반으로 한 연구와 채널 통계(Channel statistics)를 기반으로 한 연구이다 [3]. 하지만 이런 방법들은 과거의 데이터를 수집해야하는 과정을 거치기 때문에 실시간을 요구하는 차량환경에는 부적합하다. Mitigation 기법과 관련된 연구로 [4]에서는 KF를 이용하여 오차를 크게 줄였지만 과거의 불확실한 데이터를 가질 시 측위 성능이 떨어진다는 단점을 가지고 있어 차량환경에 적합하지 못하다. 이외의 방법으로는 Root Mean Square Delay와 같은 다중 경로의 구성요소들의 통계를 활용하는 방법을 활용하는 방법이 있다 [5]. 높은 정확도를 보이지만 해당 방법 또한 과거의 데이터를 수집하기 때문에 차량환경에 적용하기 어렵다.

III. 시스템 모델링 및 성능평가

본 논문에서 제안하는 시스템 모델은 그림 1과 같다.

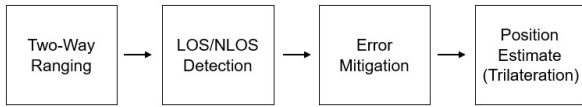


그림 1 시스템 모델

제안하는 시스템은 TWR (Two-Way-Ranging) 으로 각 Anchor에서 Tag와의 거리를 측정한다. 측정된 거리 데이터를 기반으로 RF 모델에 의해 LOS/NLOS 환경이 분류 된 이후 거리 데이터의 오차를 보정한다. 마지막으로 보정된 거리정보를 이용하여 TOA 측위를 실시한다. 환경을 분류하는데 이용된 머신 러닝 기법은 RF 학습모델이다. RF 모델은 기존의 개별 트리모델의 단점인 잡음 발생 시에 예측 정확도가 떨어지는 단점을 보완하기 위해 제시된 앙상블 방법이다. RF 모델에서 N개의 거리정보를 통해 NLOS를 구분하는 기준은 N개의 Anchor에서 얻은 거리정보의 신뢰성을 기반으로 한다. 전파의 성질은 빛의 성질과 동일하게 장애물을 만나게 되면 회절, 굴절, 산란과 같은 현상이 일어난다. 그로인해 발생하는 오차는 양의 값을 가진다. 이를 통해 Anchor에서 측정된 거리 값 중 가장 짧게 측정된 거리 값을 기준으로 하여 나머지 Anchor에서 측정된 거리 값의 신뢰성을 구분한다. 이 때 N개의 Anchor가 수신 받은 거리 값 중 (N-2)개 이상의 데이터가 신뢰성이 낮다고 판단되는 경우를 NLOS 환경이라고 구분하였다.

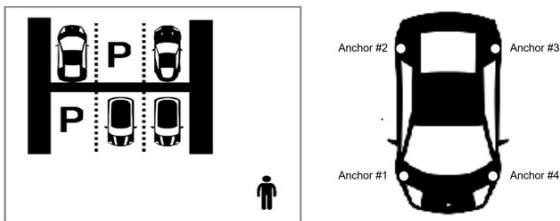


그림 2 실험환경 모델

Mitigation Algorithm은 RF모델이 NLOS로 구분한 경우 가장 신뢰성이 높은 데이터 선택한다. 그 외의 거리 데이터 중 신뢰성이 비교적 낮은 데이터들을 제외시키고 남은 2개의 데이터를 측정된 거리의 비율만큼 반복적으로 감소시켰다. 감소 비율을 측정된 거리를 기준으로 하는 이유는 앞서 말한 전파의 특성에 의해 거리정보가 가장 신뢰성이 높은 데이터를 기준으로 많은 차이가 날수록 많은 오차를 포함하기 때문이다. 이후 3개의 거리정보를 이용하여 생성된 3개의 원이 한 점에서 만날 때의 위치를 좌표로 반환한다.

그림 2는 실험환경 모델을 나타낸다. 실험에 사용된 UWB 거리 정보 데이터는 Decawave 사의 MDEK-1001 UWB 센서 이용하여 수집하였다 [6]. UWB 센서는 차량의 전·후위 좌·우측에 센서를 부착하여 실험을 실시하였다. 차량을 중심으로 1 ~ 7m까지의 범위를 설정하고 0.5m 단위로 거리정보 데이터를 수집하였다. 수집 과정에서는 실내 주차장과 실외 주차장을 옮겨가며 차량의 위치를 벽 옆과 다른 차량 사이에 위치시켜 다양한 환경에서의 오차를 발생시켰다. 수집된 데이터는 8:2의 비율로 Training, Test 데이터로 분할하여

실험에 사용하였다. RF 모델을 통해 얻어진 State정보를 기반으로 한 지점에서 오차보정을 하지 않았을 때와 제안 알고리즘을 적용하였을 때의 오차를 비교하였다.

실험 결과 RF 모델의 LOS/NLOS 분류 정확도는 94.6%로 높은 분류 성능을 보였다. 측위 오차는 표 1과 같이 제안 알고리즘을 이용하여 5.6(m)의 오차를 0.53(m)로 줄여 약 10배 향상된 성능을 나타내었다. Non-Mitigation은 차량환경에서 발생하는 NLOS 오차로 인해서 수집된 거리정보의 신뢰성이 떨어져 측위를 진행할 시 큰 오차를 보인다. 제안 알고리즘은 이러한 차량 NLOS 오차를 효과적으로 제거할 수 있음을 나타낸다.

표 1 오차율 성능 평가 결과 비교

Method	Error(m)
Non-Mitigation	5.6
Algorithm	0.53

IV. 결론

차량 환경에서는 갑작스러운 NLOS 환경에 있는 물체를 인지하는 상황이 빈번하고 LOS 환경의 데이터를 수집하는 과정이 이루어지지 않기 때문에 과거의 데이터 없이 즉각적인 측위를 하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 앞서 말한 문제를 해결하기 위해 실내 측위에서 고성능 측위를 가능하게 하는 UWB 센서를 차량 환경에 적용하여 실험을 실시하였다. 실험 결과 오차보정을 거치지 않았을 때는 5.6(m)의 큰 오차 값을 0.53(m)로 크게 줄였다. 본 시스템은 제한된 데이터로 NLOS 환경에 대해 측위를 가능하게 하여 그 효용성이 클 것으로 예상된다. 향후에는 Tag의 위치를 이동시키며 실험을 진행하여 다양한 위치에서 기존의 보정 알고리즘인 KF와 비교하여 제안 알고리즘의 성능을 검증하는 연구를 수행하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2020R1A2C1102284)

참고 문헌

- [1] Wesley hilliard, "Apple Car Key could adopt Ultra Wideband support later in 2021", April, 20, 2021, from <https://appleinsider.com/article/>
- [2] John Wiley, Sons.Ltd, "UWB Theory and Applications". pp. 30-39 September 2004.
- [3] Jasurbek Khodjaev, Yongwan Park, Aamir Saeed Malik, "Survey of NLOS identification and error mitigation problems in UWB-based positioning algorithms for dense environments", 2010.
- [4] Shaohua Wu, Yongkui Ma, Qinyu Zhang, Naitong Zhang, "NLOS Error Mitigation for UWB Ranging in Dense Multipath Environments", 2007.
- [5] Guven I, Chong C-C, Watanabe F (2007) NLOS identification and mitigation for UWB localization systems. Wireless Communications and Networking Conference, WCNC 2007. IEEE, pp. 1571 - 1576 IEEE, 2:1583 - 587. 2007.
- [6] <https://www.decawave.com/product/mdek1001-deployment-kit/>