

UWB 환경에서 k-NN기반 실내 위치추위 알고리즘 설계

정무경*, 남기호**, 이동명**

*굿모닝아이텍(주), **동명대학교

*jmk6535@naver.com, **lime18110060@gmail.com, **dmlee@tu.ac.kr

A Design of k-NN based Indoor Positioning Algorithm in UWB Environment

Moo Kyung Jung*, Gi Ho Nam**, Dong Myung Lee**

*Goodmorning Information Technology, **Tongmyong Univ.

요약

근거리 무선통신 기술 (Wireless Personal Area Network, WPAN)의 타 기술에 비해 장점이 많음에도 불구하고 UWB (Ultra Wide Band) 를 이용한 실내 위치추위는 장애물 및 NLOS (Non Line of Sight)로 인한 측정 오차 때문에 부정확한 측위 결과가 야기될 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 TWR을 이용한 거리측정 값이나 삼변측량법 (Triangulation)을 이용한 위치 측위 값의 보정 (Compensation)이 필요하다. 본 논문에서는 TWR (Two Way Ranging) 환경에서 Anchor와 Tag의 거리 값을 k-NN 기반에서 실내 위치추위 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 계산된 위치 값이 아닌 측위에 사용되는 기초 데이터인 거리 값을 보정하기 때문에 기존의 위치추위 알고리즘에 비해 더 안정적인 측위를 할 수 있을 것으로 예상된다.

I. 서론

최근 스마트폰과 정보기술의 눈부신 발전으로 단순히 축적된 정보를 제공하는 정도의 기술수준에서 필요한 정보를 능동적으로 제공하는 기술수준으로 변모되고 있다. 특히 위치추위 기술은 능동적 정보 제공 기술의 하나로서 장소, 사물 또는 사람의 위치를 추위하고 여러 기술과 융합하여 일상생활은 물론 재난, 산업, 국방, 물류 등 다양한 분야에서 매우 유용한 위치기반서비스 (Location Based Service, LBS)들이 소개되고 있다.

실외 위치추위에서 사용되는 GPS (Global Positioning System)는 실내 위치추위에서는 사용하기가 어렵기 때문에 실내 위치추위에서는 Wi-Fi, 블루투스, UWB (Ultra Wide Band) 등의 근거리 무선통신 기술 (Wireless Personal Area Network, WPAN)이 활용되고 있다. 그러나 이 기술들은 벽 등의 실내 구조로 인한 신호 간섭과 불안정한 신호 특성으로 오차의 범위가 매우 크다는 단점을 가지고 있다.[1]

WPAN의 여러 기술 중 UWB는 높은 정밀도, 낮은 손실, 다중 경로에 대한 내성이 강하다는 장점 때문에 실내 위치추위 연구에 큰 조명을 받고 있다. 이미 애플과 삼성 등의 글로벌 기업들은 UWB 칩셋을 모바일 기기에 탑재하여 다양한 위치추위서비스를 제공하고 있다. 그러나 UWB를 이용한 실내 위치추위기술은 추가적으로 연구해야 할 과제들이 많이 남아있는 실정이다.[2]

최근 기계학습 (Machine Learning)에 관한 관심이 늘어남에 따라 실내 위치추위의 단점을 보완하고자 하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 기계학습은 학습 데이터를 기반으로 데이터를 판별하는 기술로서 지도학습 (Supervised Learning), 비지도 학습 (Unsupervised Learning), 그리고 강화 학습 (Reinforcement Learning)을 통해 학습 데이터를 분석한다.[3]

II. 관련연구

2.1 UWB

UWB는 적외선 및 초음파 센서와 같이 다른 측위 기술과 달리 가시선이 필요하지 않으며 높은 대역폭과 신호 변조로 인해 다른 통신 장치의 외부 노이즈의 영향을 받지 않는다는 장점을 가지고 있다. 또한 높은 대역폭과 매우 짧은 펄스 파형은 다중 경로 간섭을 줄이는 데 도움이 되고 UWB Anchor와 Tag간의 버스트 데이터 (Burst Data) 전송에 대한 TOA (Time of Arrival) 결정을 용이하게 하므로 UWB는 실내 위치추위에 매우 유용하다.[4]

UWB 환경에서 Anchor와 Tag 간의 거리측정은 그림 1과 같이 TWR (Two Way Ranging)을 사용하여 이루어진다. t_{roundA} 는 Anchor가 거리측정용 메시지를 송신한 순간부터 Tag의 응답 메시지를 수신했을 때의 시간, 즉 거리 측정 메시지의 왕복시간 (Round Trip Time, RTT)을 나타내며, t_{replyB} 는 Tag의 응답시간 또는 처리 시간을 말한다. t_p 는 거리 측정 메시지의 단방향 도달 시간을 나타내며 두 기기 간의 송수신 신호의 왕복시간은 식 (1)을 통하여 측정된다. 따라서 두 기기 사이의 거리는 식 (2)를 통하여 얻을 수 있다.

$$t_p = \frac{t_{roundA} - t_{replyB}}{2} \quad (1)$$

$$d = t_p \times c \quad (c_{\text{전파속도}}: 299792485[m/s]) \quad (2)$$

2.2 k-NN 알고리즘

k-NN (k-Nearest Neighbors) 알고리즘은 기억 기반 추론기법 중에 하나로 특정 데이터와 가장 가까운 k개의 데이터를 찾는 알고리즘이다. k-NN 알고리즘은 학습 절차 없이, 새로운 데이터가 들어왔을 때, 기존 데이터 사이의 거리를 측정하여 가장 근접한 k개의 데이터를 선별하고 별도 데이터 생성과정 없이 각각의 관측치 (instance)만을 이용하여 분류/회귀 등 과업을 수행한다. k-NN은 거리 측정 방법에 따라 그 결과가 크게 달라진다.[5]

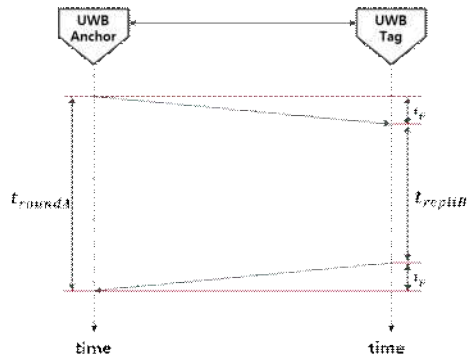


그림 1. Two Way Ranging.

k-NN 알고리즘을 통한 거리 측정방식에는 일반적으로 '유클리드 거리 (Euclidean Distance)' 계산법이 사용되며, 점 A(x1, y1)와 점 B(x2, y2)가 있을 때 이 둘의 거리 d는 유클리드 거리 계산법에 의해 식 (3)과 같이 계산된다.

$$d(A, B) = \sqrt{(x2-x1)^2 + (y2-y1)^2} \quad (3)$$

III. 제안하는 k-NN기반 실내 위치추위 알고리즘

3.1 설계방향

UWB를 이용한 실내 위치추위는 WPAN의 타 기술에 비해 장점이 많음에도 불구하고 장애물 및 NLOS (Non Line of Sight)로 인한 측정 오차 때문에 부정확한 측위 결과가 야기될 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 TWR을 이용한 거리측정 값이나 삼변측량법을 이용한 위치 측위 값에 대한 보정 (Compensation)이 필요하다.

3.2 제안하는 k-NN기반 실내 위치추위 알고리즘 개념

1개의 UWB Anchor와 3개의 Tag(a, b, c)가 있다고 가정하자. 우선 이들 사이의 거리를 TWR을 이용하여 계산한다. 이 값은 k-NN 알고리즘의 데이터 판별에 적용된다. 계산된 거리 값의 상태는 k-NN 알고리즘을 통하여 검증되고 보정된다. 검증 완료된 거리 값을 통하여 삼변측량법 (Triangulation)으로 UWB Anchor의 위치를 계산한다.

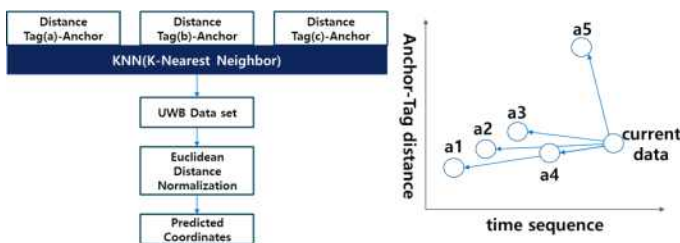


그림 2. 제안하는 알고리즘의 개념

3.3 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘의 데이터 분석 방안은 그림 3과 같다. 먼저 UWB Anchor와 Tag 간의 거리 값 데이터를 저장한다. 그 다음, 거리 값 데이터를 통하여 이전 데이터와 k-NN 알고리즘을 통하여 시간 순에 따른 거리 값들의 유사도를 분석한다. 기존 거리 값이 k-NN 알고리즘으로 얻어진 데이터 차이를 비교하여 정상적인 범주의 데이터이면 거리 값을 반환한다.

다. k-NN 알고리즘을 통하여 기존 데이터와의 오차가 발생할 경우는 오차 값 데이터로 처리한다. 이 경우 k-NN 알고리즘으로 얻어진 기존 데이터들의 평균 변화율을 적용하여 오차 데이터 값을 보정하여 반환한다.

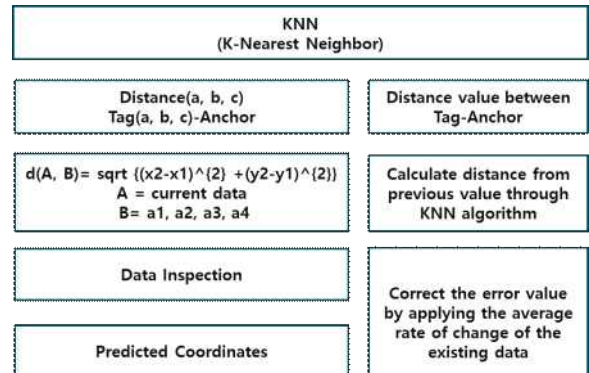


그림 3. 제안 알고리즘 데이터 처리 방안

IV. 향후 연구방향

본 논문에서는 UWB 환경에서 Anchor와 Tag의 거리 값을 k-NN 기반에서 실내 위치추위 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 측정된 위치 값이 아닌 측위에 사용되는 기초 데이터인 거리 값을 보정하기 때문에 기존의 위치추위 알고리즘에 비해 더 안정적인 측위를 할 수 있을 것으로 예상된다. 아울러 거리 값 및 위치 측위 값에 대한 보정을 위해서는 다른 기계학습 방법을 추가해야 한다. 향후, 성능 시뮬레이션과 실제 환경에서의 실험을 통하여 제안한 k-NN 알고리즘 적용 전과 후의 성능 검증을 실시할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학 지원 사업의 연구결과로 수행되었음(2018-0- 018740301001).

본 논문은 부산광역시 및 (재)부산인재평생교육진흥원의 BB21플러스 사업으로 지원된 연구임.

참고문헌

- [1] KISA, "Domestic and overseas location information industry trend report", May 2022.
- [2] J. Ma, X. D. C. Shang, M. Ma and D. Zhang, "Improved Extreme Learning Machine based UWB Positioning for Mobile Robots with Signal Interference," Machines 2022, 10(3), 218. Mar. 2022.
- [3] R. Sheikhpour, M. A. Sarram, S. Gharaghani and M. A. Z. Chahooki, "A Survey on semi-supervised feature selection methods," Pattern Recognition, vol. 64, pp.141-158, Apr. 2017.
- [4] G. Cheng, "Accurate TOA-based UWB localization system in coal mine based on WSN," Phys. Procedia 24, pp.534-540, 2012.
- [5] Ratsgo's blog for text mining, "K-Nearest Neighbor Algorithm," <https://ratsgo.github.io/machine%20learning/2017/04/17/KNN/>