

# Low-rank 근사를 통한 다차원 척도법 기반 3차원 측위 성능 향상

박경민, 박정훈, 김성철

서울대학교 전기정보공학부, 뉴미디어통신공동연구소

{rudals319, hoon0337, sckim}@maxwell.snu.ac.kr

## Low-rank Approximation for Multidimensional Scaling-based 3D Localization

Kyoung-Min Park, Jeong-Hoon Park, Seong-Cheol Kim

Institute of New Media and Communications, Department of Electrical and Computer Engineering, Seoul National University

### 요약

통신 기반 센서 네트워크에서의 3차원 측위를 위하여 다차원 척도법 (Multidimensional Scaling)이 자주 활용된다. 이는 거리 추정 기법에 기반한 거리 행렬 구현으로부터 출발하기 때문에 거리 행렬의 정확한 구현을 통하여 측위 성능 향상이 가능하다. 본 논문에서는 특이값 분해 (Singular Value Decomposition)에 기반한 Low-rank 근사 기법을 거리 행렬에 접목하여 거리 추정 오차를 감소하는 방안을 제시하였고, 시뮬레이션을 통하여 그 성능을 검증하였다.

### I. 서 론

통신 기반 센서 네트워크 (Sensor Network)에서의 높은 측위 정확도는 요구조사 위치 추정, 화재 상황 감지 등 응용 기술의 적용을 위하여 그 수요에 대한 논의와 연구가 꾸준히 진행되어왔다[1].

3차원 시나리오에서의 측위를 위하여 가장 기본적인 기법 중 하나인 다차원 척도법 (Multidimensional Scaling)[2]이 주로 활용된다. 이는 통신 기반의 거리 추정을 통하여 거리 행렬을 추정한 뒤 특이값 분해 (Singular Value Decomposition)를 적용하여 위치를 추정하는 기법으로써 거리 추정 과정에서 오차가 발생하는 경우 측위 정확도의 감소를 유발하기 때문에 거리 행렬 구현 정확도 향상을 통하여 측위 정확도 향상이 가능하다. 3차원 공간에서의 거리 행렬은 5의 계수 (Rank)를 지니며, 통신 채널의 영향으로 거리 추정에 오차가 발생하는 경우 완벽한 거리 행렬에 잡음 (Noise)이 첨가됨으로써 계수가 증가하게 된다.

본 논문에서는 데이터 축소에 주로 활용되는 Low-rank 근사[3] 기법을 거리 행렬에 접목하여 다차원 척도법 기반 측위의 성능을 향상하는 방안을 제시한다. RSS (Received Signal Strength)를 이용하여 거리 행렬을 구현하는 센서 네트워크를 모델링하고, 시뮬레이션을 통하여 성능 향상을 검증함으로써 별도의 채널 분석 없는 통신 기반 측위 성능 향상의 가능성 을 제시한다.

### II. 본 론

#### 2.1 시스템 모델

본 논문에서는 정육면체의 형태를 가지는 3차원 공간에 같은 통신 범위 (Coverage)를 가지는  $n$  개의 센서가 분포되어 있다고 가정한다. 다차원 척도법을 위하여 모든 센서는 서로 통신 채널을 형성하고 있으며, 통신 범위를 벗어난 센서와는 릴레이를 통하여 채널을 형성한다. 측위를 위한 센서 간 거리 추정은 RSS [4]에 기반하여 수행되며, 릴레이 거리는 최소 거리를 근사하는 Dijkstra 알고리즘[5]에 기반하여 추정된다. 각 센서의 3차

원 위치 좌표는  $X_r$ 로 정의되며 그 형태는 다음과 같다.

$$X_r = (x_{r1}, x_{r2}, x_{r3})^T \quad (r = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

#### 2.2 다차원 척도법 측위 (Multidimensional Scaling Localization)

다차원 척도법은 정보의 집합이 주어졌을 때, 모든 정보 쌍 사이의 “비유사성 (Dissimilarity)”을 정의하는 것을 의미한다. 본 논문의 시스템에서 정보는 각 센서의 위치 좌표  $X_r$ 이며 “비유사성”은 RSS를 이용하여 추정된 임의의 센서  $r, s$ 간의 유클리드 거리를 의미한다. 다차원 척도법을 통하여 정의된 행렬은 거리 행렬  $D$ 로 정의되며  $D$ 의 요소는 다음과 같다.

$$[D]_{rs} = d_{rs}^2 = (X_r - X_s)^T (X_r - X_s) \quad (2)$$

위치 좌표를 추정하기 위한 내적 행렬  $B$ 는 좌표 행렬  $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T$ 을 통하여 다음과 같이 정의된다.

$$B = XX^T \quad (3)$$

내적 행렬  $B$ 의 요소는 다음과 같이 정의된다.

$$[B]_{rs} = X_r X_s \quad (4)$$

$\sum_{r=1}^n x_{ri} = 0 \quad (i = 1, 2, 3)$ 의 조건이 주어졌을 때  $B$ 와  $D$ 의 관계는 다음과 같다.

$$B = -\frac{1}{2} JDJ^T \quad (5)$$

$J$ 는 센터링 행렬로써 행렬의 각 요소에서 행 혹은 열의 평균을 빼주는 역할을 수행한다. 내적 행렬  $B$ 에 특이값 분해를 적용하면

$$B = U \Lambda V^T \quad (6)$$

이면, 이를 통하여 추정된 좌표 행렬  $X$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$X = (U \Lambda^{1/2})_{(1:n, 1:3)}^T \quad (7)$$

거리 추정에 오차가 없을 때의 행렬  $B$ 의 계수는 3이며, 거리 추정에 오차가 발생했을 때 행렬  $B$ 의 계수는 3보다 큰 값을 가진다.  $X$ 를 추정한 뒤 최종적으로 위치를 미리 알고 있는 앵커들의 위치 좌표를 이용, 선형 변환을 통하여 모든 센서의 위치 좌표를 추정한다.

### 2.3 Low-rank 근사

Low-rank 근사는 주로 Image denoising에 이용되는 접근법으로써 임의의 데이터를 낮은 차원의 유사 데이터로 근사한다. 이를 통해 잡음을 제거하거나 데이터의 필수적인 요소만 취득함으로써 데이터 처리 시간을 감축 할 수 있다. Low-rank 근사는 여러 접근법이 존재하며 본 논문에서는 특이값 분해를 활용한 기법을 이용한다. RSS를 통하여 추정된 거리 행렬을  $\tilde{D}$ 로 정의하고 이에 특이값 분해를 적용하면 다음과 같다.

$$\tilde{D} = PSQ^T \quad (8)$$

$\tilde{D}$ 의 계수를 결정하는  $S$ 는 대각행렬로써 특이값  $\sigma$ 에 대하여 아래와 같이 표현된다.

$$S = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n] I_n \quad (9)$$

Low-rank 근사는 행렬  $S$ 를 0의 특이값을 가진 행렬  $\Sigma$ 로 대체함으로써  $\tilde{D}$ 와 유사하지만 낮은 계수를 갖는 새로운 행렬을 정의하는 접근법이다. Low-rank 근사를 통하여 교정된 거리 행렬  $\hat{D}$ 는 다음과 같다.

$$\hat{D} = P\Sigma Q^T \quad (10)$$

$\Sigma$ 는 아래와 같이 표현된다.

$$\Sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k, 0, \dots, 0] I_n \quad (11)$$

$k$ 의 값은 “Rule of Thumb”에 의하여 결정되며, 일반적으로 80 - 90 %의 에너지가 보존될 수 있도록 결정된다. 본 논문에서는  $k$ 의 값에 따른 성능 변화를 분석하였다.

### 2.4 시뮬레이션 환경

한 변의 길이가 30 m인 정육면체의 공간에 30개의 센서를 랜덤하게 분포시킨다. 각 센서의 통신 범위는 15 m로 모두 동일하며, RSSI 기반 거리 추정 성능에 영향을 주는 쉐도잉의 표준편차를 바꿔가며 비교 분석하였다. 가장 일반적인 다차원 척도법과, 제안된 기법의  $k$  값을 각각 다르게 하여 비교 분석을 수행하였다. 각 쉐도잉 표준편차에서 20,000번의 시뮬레이션을 수행하였으며 시뮬레이션 당 노드의 배치는 랜덤하게 변화한다. 성능 지표는 추정된 위치와 실제 위치 사이의 RMSE (Root Mean Square Error)이다.

### 2.5 시뮬레이션 결과

그림 1을 통하여 낮은 순위 근사를 통하여 다차원 척도법 측위의 성능이 향상되는 것을 확인하였다. 데이터의 차원을 너무 많이 축소 시키는 경우, 오히려 오차를 포함한 거리 행렬보다 성능이 낮은 것을 확인할 수 있으며 거리 행렬의 원래 계수인  $k = 5$ 로 거리 행렬의 차원을 축소 시키는 것이 성능 향상폭이 가장 크며 평균 15%의 성능 향상이 야기된다.

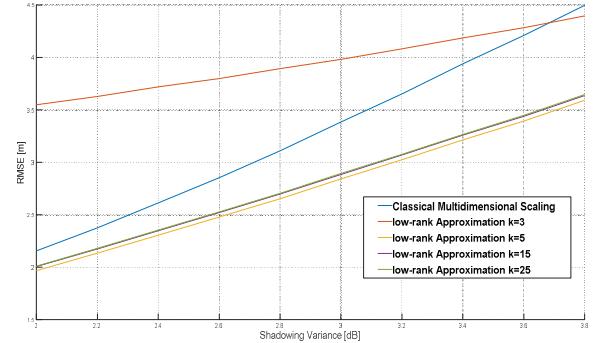


그림 1. 성능 비교 분석

### III. 결론

본 논문에서는 3차원 환경에서 다차원 척도법 기반의 측위를 진행할 때, Low-rank 근사를 통하여 측위 성능을 향상시키는 방안을 제시하였다. 특이값 분해에 기반하여 거리 행렬의 계수를 낮춰 줌으로써, 평균 15%의 성능 향상이 있음을 시뮬레이션을 통하여 보였다. 통신 기반 네트워크에서 거리 추정 정확도를 증가시켜 측위 정확도를 증가시키기 위해서는 채널에 대한 정확한 분석 혹은 반복적 (Iterative)인 방법에 대한 고찰이 필요하나, 본 논문에서 제시한 접근법을 통하여 데이터의 차원을 축소 시키는 것만으로도 측위 성능 향상 가능성이 있는 것을 확인하였고 향후 연구 방향성의 지표를 제시하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 두뇌한국21플러스사업에 의하여 지원되었음.

### 참 고 문 헌

- [1] Laoudias, Christos, et al. "A survey of enabling technologies for network localization, tracking, and navigation." *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 20.4 (2018): 3607–3644.
- [2] Cox, Michael AA, and Trevor F. Cox. "Multidimensional scaling." *Handbook of data visualization*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008. 315–347.
- [3] Workalemahu, Tsegelassie. "Singular value decomposition in image noise filtering and reconstruction." (2008).
- [4] Golestanian, Mehdi, et al. "Rssi-based ranging for pedestrian localization." *2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*. IEEE, 2018.
- [5] Skiena, S. "Dijkstra's algorithm." *Implementing Discrete Mathematics: Combinatorics and Graph Theory with Mathematica*, Reading, MA: Addison-Wesley (1990): 225–227.