논문 19-44-05-19 The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences '19-05 Vol.44 No.05
https://doi.org/10.7840/kics.2019.44.5.932

Super MDS 기반의 벡터 조합을 통한 측위 기법

강 인 성•, 김 형 윤*, 남 해 운**, 최 세 영°, 오 장 훈°°

Localization Scheme Using Vector Combination Based on Super MDS

Insung Kang•, Hyeongyoon Kim*, Haewoon Nam**, Seyoung Choi°, Janghoon Oh°°

요 약

본 연구에서는 전파 범위를 고려하여 super multi-dimensional scaling (S-MDS) 기법을 적용하기 위해 필요한 벡터 형성 방법을 제안한다. 제안된 방법으로 벡터의 합을 이용하여 전파 범위를 벗어나는 노드 쌍 간의 벡터를 형성할 수 있다. 전파 범위를 고려하는 환경에서 제안된 S-MDS 시스템과 Classical MDS 기반 시스템의 성능을 컴퓨터 모의실험을 통해 비교한다.

Key Words : Localization, MDS, AoA, Shortest path, Multi-dimensional scaling

ABSTRACT

In this paper, we propose a vector formation method for super multi-dimensional scaling (S-MDS). The sum of the vectors can be used to form vectors between pairs of nodes that are separated beyond the propagation range. Through the computer simulations, we compare the performance of systems based on the proposed S-MDS and the classical MDS schemes in the environment considering the propagation range.

Ⅰ. 서 론

Multi-dimensional scaling(MDS)은 데이터의 차이를 시각적으로 표현할 수 있는 데이터 분석 알고리즘이다. 분석할 데이터들의 차이를 MDS 알고리즘의 입력으로 하여 노드 간의 거리 정보로 사용한다면 노드들의 위치를 구하는 측위 시스템으로 활용할 수 있다. MDS 기반의 측위 방법은 오랫동안 연구되어 왔으며, Classical MDS(CMDS)으로 알려진 전통적인 방식의 경우 모든 노드 쌍의 거리를 알고 있을 때 노드들의 위치를 구할 수 있다[1]. CMDS는 내적의 성질을 이용하여 각 노드들 사이의 거리를 주어진 입력값에 최대한 일치하도록 하여 전체 노드의 위치를 알아낸다. 해당 노드 쌍이 전파 범위를 벗어나 직접 거리를 측정할 수 없는 경우, 거리 정보는 Dijkstra 혹은 Floyd 알고리즘에 의한 최단 경로의 길이를 구하는 방식으로 대체 가능하고 이러한 방식은 MDS 기반 방식에서 유용하게 사용되고 있다. Abreu[2]는 거리 및 각도 정보를 모두 사용하는 super MDS(S-MDS)를 제안하였다. S-MDS는 거리 및 각도 정보를 이용하는 것으로 MDS의 입력으로 거리 대신 벡터를 사용하여 CMDS보다 좋은 성능을 보여주었다. 그러나 S-MDS에서는 전파 거리에 따른 각도 측정 방법에 대한 언급이 없고, 기존 연구에서는 모든 노드들이 서로 각도를 측정할 수 있는 매우 제한적인 환경을 가정하고 있다.

이에 본 논문을 통하여 다음과 같이 연구를 수행하고자 한다. Ⅱ장에서는 기존 S-MDS 방법을 간략하게 살펴본 후 Ⅲ장에서 제안하는 시스템과 알고리즘을 소개한다. Ⅳ장에서는 CMDS 기반의 시스템과 전파 범위를 고려한 환경에서 S-MDS가 제안하는 시스템의 성능을 시뮬레이션 결과를 통하여 비교 분석한다. 마지막으로, Ⅴ장에서는 중요한 결과를 요약하고 간단한 결론을 제시한다.

※ 본 연구는 한국연구재단 논문연구과제 (NRF-2017R1D1A1B03027926) 지원으로 수행되었습니다.

• First Author : (ORCID:0000-0003-0043-0599)Dept. of Elec. and Comm. Eng., Hanyang University, kangis@hanyang.ac.kr, 학생회원
° Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-1888-9165)Dept. of Info. and Comm. Eng., Wonkwang University, sychoi@wku.ac.kr, 종신회원
°° Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-0071-4228)Dept. of Info. and Comm., Kyungmin University, janghoh@kyungmin.ac.kr, 정회원
* (ORCID:0000-0002-4473-5004)Dept. of Elec. and Comm. Eng., Hanyang University, nagne11@gmail.com, 학생회원
** (ORCID:0000-0001-9847-7023)Dept. of Elec. and Comm. Eng., Hanyang University, hnam@hanyang.ac.kr, 정회원

논문번호 : 201903-008-C-LU, Received March 6, 2019; Revised April 4, 2019; Accepted April 5, 2019

Ⅱ. Super MDS

S-MDS는 노드 사이의 거리와 각도를 이용하여 노드들의 위치를 계산한다. 전체 노드의 개수가 N이라고 하면, 노드 사이의 연결은 $CLSUBN_2$만큼 존재하며, 이 연결은 아래 식과 같이 벡터로 대응된다.

$$\overrightarrow{v_{n,m}} = (X_m - X_n) = [(x_{m,1} - x_{n,1}), \ldots, (x_{m,\eta} - x_{n,\eta})]^T \quad (1)$$

η는 노드들이 위치한 좌표계의 차원 수이다.

벡터들의 내적을 이용하여 Edge Gram Kernel K를 생성하면 각 성분 $k_{i,j}$는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$K = <[\overrightarrow{v_1}, \ldots, \overrightarrow{v_M}]^T ; [\overrightarrow{v_1}, \ldots, \overrightarrow{v_M}]> = V \bullet V^T \quad (2)$$

$$k_{ij} = <\overrightarrow{v_i} ; \overrightarrow{v_j}> = d_{n,m}\, d_{p,q} \cos(\theta_{i,j}) \quad (3)$$

$\hat{V}$는 K의 특이점 분해를 통해 계산되며 그 과정은 다음과 같다.

$$K = U \Lambda U^T \quad (4)$$

$$\hat{V} = (U_{M \times \eta} \Lambda^{1/2}_{\eta \times \eta})^T \quad (5)$$

하나의 노드 위치 X_1를 알고 있다면, 해당 노드 X_1으로부터 다른 노드들까지의 벡터들을 이용하여 전체 노드의 위치 X를 계산할 수 있으며 그 과정은 식 (6)과 같다.

$$X_{N \times \eta} = \begin{bmatrix} 1 & 0_{1 \times N-1} \\ 1_{N-1 \times 1} & -I_{N-1 \times N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ V_{N-1 \times \eta} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Ⅲ. 제안하는 S-MDS기반 측위 기법

3.1 기존 시스템의 한계

S-MDS와 관련된 기존의 연구에서는 모든 노드 사이의 거리 및 각도 정보를 계산하고 벡터를 형성한다. 각 노드의 전파 범위를 고려한다면 한 노드에서 모든 노드들의 벡터 정보를 수집한다는 가정은 현실적으로 실현 가능성이 매우 낮다. 기존의 S-MDS 관련 연구에서는 연결 관계가 2-홉 이상인 노드 사이의 각도를 구하는 방식을 특별히 고려하지 않고 있으며, 실험은 모든 노드들이 기준 노드의 전파 범위 내에 배치된 제한적인 환경으로 제한되었다[2].

3.2 제안하는 시스템의 벡터 형성 기법

그림 1에서 보면 노드 i와 노드 j의 실제 거리 d_{ij}는 $\|\vec{a} + \vec{b} + \vec{c}\|$로 나타낼 수 있지만, Dijkstra 혹은 Floyd 알고리즘에 의한 최단 경로 알고리즘을 이용하면 노드 i 와 노드 j 사이의 거리를 $\|\vec{a}\| + \|\vec{b}\| + \|\vec{c}\|$로 표현할 수 있고 이 값은 실제 거리와 다르지만 각도 정보가 없는 상황에서 연결 관계가 2-홉 이상의 노드 사이의 실제 거리를 대체할 수 있는 효과적 방법으로 사용된다. 하지만, 노드 사이의 각도를 알 수 있다면, 벡터들의 합 $\vec{a} + \vec{b} + \vec{c}$를 구할 수 있고, 실제 거리인 $\|\vec{a} + \vec{b} + \vec{c}\|$ 및 노드 간의 각도 θ_{ij}를 구할 수 있다.

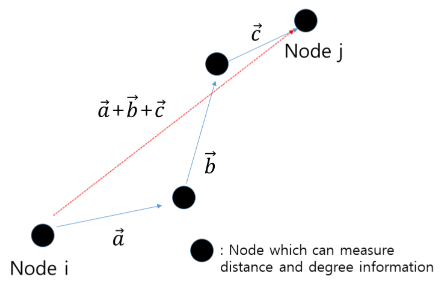

그림 1. 연결 관계가 3-홉인 노드 쌍의 벡터
Fig. 1. Pair of nodes with 3-hop connectivity

3.3 제안하는 시스템의 알고리즘

제안하는 시스템의 알고리즘은 다음 1) - 4) 순서로 진행되며, 노드 쌍 사이의 벡터를 바로 생성하기 위하여 각 노드는 절대 각도 측정이 가능하다고 가정한다. 모든 벡터를 생성한 이후 S-MDS 기반 알고리즘을 통하여 노드들의 위치를 계산한다.

3.3.1 전파 범위 내 노드의 거리 및 각도 측정

노드 간의 전파가 닿는 연결 관계가 1-홉 내에 존재하는 모든 노드 쌍 사이의 거리와 각도를 측정하여, 거리 정보의 집합인 Edge E와 각도 정보의 집합인 Angle A를 생성한다.

3.3.2 전파 범위 내 벡터 생성

Edge E와 Angle A를 이용하여 서로 간의 전파가 닿는 연결 관계가 1-홉 내에 존재하는 모든 노드 쌍의 벡터 정보의 집합인 Vector V를 형성한다. 이 단계에서는 노드가 서로 직접적으로 연결된 경우에만 대응되는 V의 성분이 존재한다.

3.3.3 최단 경로 탐색 및 모든 벡터 생성

전파가 닿지 않는 연결 관계가 2-홉 이상인 벡터는 해당 노드 쌍이 정보를 주고 받기 위해서 경유하는 노드들의 벡터 성분의 합을 통하여 구한다. 한편, 연결 관계가 1-홉인 노드 i와 노드 j간 측정한 거리 ρ_{ij}에는 거리 값에 비례하는 적산성 잡음[3]가 포함되어 있으며 ρ_{ij}는 다음과 같다.

$$\rho_{ij} = d_{ij} + N(0,\ d_{ij} \times \eta_r^2) \\ \text{여기서, } \eta_r^2 = \mu d_{ij}^{pathloss-1} \tag{7}$$

d_{ij}는 노드 i와 노드 j의 실제 거리이고 η_r^2는 거리 오류의 분산을 뜻하며, μ, $pathloss$는 각각 특정한 스칼라 값, 경로 손실 지수 (path loss exponent)이다. 따라서 연결 관계가 2-홉 이상의 벡터는 해당 노드를 연결하는 최단 경로를 찾고 경유하는 노드들의 벡터들을 합하여 잡음의 영향을 최대한 줄일 수 있다. 도출한 벡터 정보를 V에 추가하여 모든 노드 쌍의 벡터들의 정보를 완성한다.

3.3.4 완성된 벡터 집합 V를 이용한 S-MDS

벡터 집합 V가 모든 노드 쌍의 벡터를 포함하고 있으므로, S-MDS를 이용하여 모든 노드의 위치를 구할 수 있다. II장에서 살펴본 기존 S-MDS 방식의 식 (6)를 통하여 최종 X값을 구한다.

Ⅳ. 모의실험

4.1 모의실험 환경

제안하는 시스템은 Matlab을 이용하여 성능을 테스트하였으며, 기준 노드의 경우 10r×10r 크기 정사각형의 각 코너에 위치해 있다고 가정하고 나머지 노드들은 정사각형 영역안에 랜덤하게 분포되어 있다고 가정했다. 기존의 S-MDS의 경우 1개의 노드의 위치와 해당 노드로부터 모든 노드까지의 벡터를 이용하여 모든 노드의 위치를 구할 수 있지만 CMDS 알고리즘과의 성능 비교를 위해 제안하는 S-MDS 기반의 측위 시스템도 기준 노드를 이용하여 노드들의 위치를 선형 이동하였다. 연결 관계가 1-홉인 노드 쌍 사이에 측정되는 거리 ρ는 식 (7)을 통하여 설정하였으며, 각도의 경우에는 식 (8)를 통해 가우시안 잡음[4]를 추가하였다. 전파 범위는 2.5r로 설정하였고, 각 실험은 50번 반복하여 평균 오차를 측정하였다.

$$\overline{\phi} = \phi + N(0, \sigma_\phi^2) \tag{8}$$

4.2 모의실험 결과

전파 범위를 고려하여 S-MDS를 적용하고, 알고리즘 성능 평가를 위하여 거리에 대한 잡음 요인 $\sqrt{\mu}$의 증가에 따른 평균 측위 정확도를 적용한다. 측정 각도가 실제 각도와 유사한 환경($\sigma_\phi = 2.25°$)과 잡음이 많이 있는 환경($\sigma_\phi = 20°$)에서 모의실험을 수행하였다. 그림 2는 그 결과를 보이고 있으며 제안하는 시스템의 평균 측위 오차는 $\sigma_\phi = 2.25°$ 일 때 0.12r에서 0.52r까지 측정되었고, $\sigma_\phi = 20°$ 일 때 0.90r에서 1.06r로 측정되었다. CMDS의 평균 측위 오차는 1.24r에서 1.42r까지 측정되었다. 측정 각도가 실제 각도와 유사한 환경($\sigma_\phi = 2.25°$)일 때, 최대 1.12r 정도의 측위 성능 향상을 보여주었다.

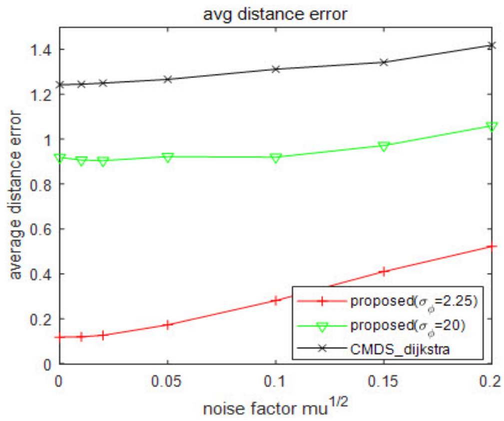

그림 2. 제안하는 시스템과 CMDS의 성능 비교
Fig. 2. Performance comparison between proposed system and CMDS

V. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 전파 범위를 고려하는 네트워크 환경에서도 S-MDS를 적용하기 위하여 전파가 직접적으로 닿지 않는 연결 관계가 2-홉 이상의 노드 쌍에서의 벡터를 계산했다. 제안하는 시스템의 경우 벡터 조합을 통하여 노드 사이의 정확한 거리 값과 방향을 추정하므로, 최단 경로의 거리 값을 그대로 사용하는 기존 CMDS에 비해 좋은 측위 정확도를 보여준다. 전파 범위를 고려한 S-MDS와 CMDS의 성능을 Matlab 시뮬레이션을 통하여 분석하였고, S-MDS의 측위 정확도는 측정되는 각도가 실제 각도와 유사한 환경($\sigma_\phi = 2.25°$)에서 기존의 CMDS 이용한 방법과 비교

했을 경우, 평균 측위 차는 최대 1r 정도의 성능 향상을 보여주는 것을 확인하였다. 제안하는 시스템은 전체 노드들이 특정 노드의 전파 범위 내에 존재해야 하는 기존 S-MDS의 한계를 넘었으나, 절대 각도의 측정이라는 새로운 조건이 필요하다. 따라서 향후 연구에서는 절대 각도 측정 조건없이 2-홉 이상의 네트워크환경에서도 S-MDS를 새롭게 적용할 수 있는 기법에 대한 연구가 필요할 것이다.

References

[1] K.-M. Park and S.-C. Kim “Distance matrix construction for 3d multidimensional scaling localization,” in *Proc. KICS Summer Conf.*, pp 185-186, Korea, Jun. 2018.

[2] G. F. d. Abreu and G. Destino, “Super MDS: source location from distance and angle information,” in *Wireless Commun. and Netw. Conf.*, 2007, pp. 4430-4434, Kowloon, China, Mar. 2007.

[3] P. Biswas, et al., “Semidefinite programming based algorithms for sensor network,” *ACM Trans. Sensor Netw.*, vol. 2, no. 2, pp. 188-220, May 2006.

[4] J. N. Ash and L. C. Potter, “Robust system multiangulation using subspace methods,” *IPSN’07*, pp. 61-68, Cambridge, Massachusetts, USA, Apr. 2007.