

一种基于非度量多维标度的移动定位算法^{*})

彭鑫 李仁发 罗娟

(湖南大学计算机与通信学院 长沙 410082)

摘要 稀疏无线传感器网络由于缺乏足够的距离和连通性信息,导致大多数定位算法无法有效工作。提出了一种非度量多维标度移动节点辅助定位算法——NMDS-LRA(M)。该算法对移动节点运动轨迹抽样,添加拓扑约束关系,然后利用奇异值分解计算节点相异性矩阵的逼近阵,从而有效解决了移动辅助定位问题,并且避免了以往移动定位算法中虚拟节点间距离误差较大对定位精度的影响。仿真分析表明,与以往算法相比,提出的算法有更好的定位精度,而且在较低网络连通度和不规则网络分布的条件下表现出更好的可靠性。

关键词 无线传感器网络,定位,多维标度,矩阵近似

Nonmetric Mds-based Localization Algorithm in Wireless Sensor Networks

PENG Xin LI Ren-fa LUO Juan

(School of Computer and Communication, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract In sparse sensor networks, most existing localization algorithms cannot work properly due to the lack of distance and connectivity information to uniquely localize sensors. A new nonmetric MDS mobile assisted location algorithm, NMDS-LRA(M), was presented to solve the problem. The algorithm samples the tracks of mobile nodes, and then computes the approximate matrix of dissimilarity matrix by use of singular value decomposition. In other algorithms, the high error of distance among virtue nodes deteriorate the localizatiton precision. NMDS-LRA(M) avoids the problem effectively. Simulation results demonstrate that the new algorithm can promote localization precision, and the most important, performs well on range error and anisotropic topology.

Keywords Wireless sensor networks, Localization, Multidimensional scaling, Matrix approximation

1 引言

随着微电子技术和无线通信技术的发展,对无线传感器网络的研究引起了学术界和工业界的极大兴趣。无线传感器网络通常布置在特定的区域完成一些特定的功能,在军事、环境监测、灾难救援及其他商业领域有着广阔的应用前景。

定位是无线传感器网络的重要功能。无线传感器网络的诸多应用,比如环境监测、目标追踪、人员搜救等都必须以节点的定位信息为基础。另外,一些无线路由协议也需要用到节点的相对位置信息。由于硬件资源和能耗的限制,广泛应用的全球定位系统(GPS)并不适用于传感器网络。因此,定位是无线传感器网络研究中的重要课题。

目前,已提出的定位算法主要应用于静态无线传感器网络。有些特定的应用领域,比如军事上的野战 Ad-hoc 通信系统,需要网络具备移动定位的功能。另外,动态节点可以使网络具有更大的灵活性和更广泛的应用场合。因此,对移动定位算法的研究引起了众多学者的兴趣。文献[1]提出了一种移动传感器网络节点的动态定位机制。该方法通过在动态无线传感器网络中反复执行定位算法来定位移动节点,而不是通过定位算法本身来实现移动定位功能。文献[2]提出了一种应用于移动蜂窝网的基于经典多维标度(classic MDS)的移动定位算法,但是该算法对测距误差和非视距(NLOS)传

播较为敏感。文献[3]提出的基于多维标度的移动定位算法需要有至少3个固定基站对移动终端定位,不适用于动态无线传感器网络节点的定位。

在稀疏无线传感器网络中由于缺乏足够的连通度或节点间距离信息,很多定位算法无法正常工作。利用节点的移动性补偿无线传感器网络的节点密度是移动定位的一个研究方向。移动节点辅助定位技术通过节点的移动为稀疏无线传感器网络添加额外的距离约束关系解决定位问题。文献[4]提出的定位算法利用两个可移动的锚节点完成室内传感器网络的定位。

多维标度(MDS)是一种数据分析技术。在统计学、心理学等研究领域有广泛应用。MDS-MAP^[5]是最早采用度量多维标度(Metric MDS)的无线传感器网络集中式定位算法。MDS-MAP(P)^[6]对MDS-MAP算法进行了改进,它是一种分布式定位算法。该算法的思想是每个节点首先维持一个两跳邻居范围内的局部网络,对局部网使用经典多维标度技术得到局部网络节点的相对位置,对节点的相对位置用最小二乘法优化,最后将各局部网络融合得到全网相对坐标图,如果具备三个或以上锚节点时,可以将相对坐标图通过旋转、平移、反褶得到绝对坐标图。文献[6]仿真结果显示MDS-MAP(P)与MDS-MAP相比有更好的定位性能。分布式加权多维标度算法(dw-MDS)^[7]是一种基于加权多维标度(weighted

^{*})基金项目:国家自然科学基金资助项目(60673061),高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20060532024),湖南省自然科学基金资助项目(06JJ50111,06JJ50113),长沙市科技攻关项目(K069015-12)。彭鑫 硕士,主要研究方向为无线网络;李仁发 教授,博士生导师,主要研究方向为无线网络、嵌入式计算;罗娟 博士,副教授,主要研究方向为无线网络。

MDS)的定位算法。算法的思想是对测得的距离信息依据其可靠性进行赋权,每个节点依据权值选取邻居节点,然后通过使代价函数最小化来更新该邻居节点的位置信息。总之,与其他定位方法相比,多维标度定位可以充分利用网络的连通性和距离信息,得到网络的相对坐标分布,只要有三个或三个以上的锚节点,就可以得到节点的绝对坐标而且误差较小。MA-MDS-MAP(P)^[8]是基于MDS-MAP(P)的移动辅助定位算法。它利用节点的移动在网络中添加虚节点补偿网络节点密度,增加拓扑约束条件完成移动定位的功能。该算法不仅具备移动定位的功能,更重要的是可以利用部分或全部节点的移动实现稀疏无线传感器网络的定位。但是,算法采用最短路径距离代替节点间欧氏距离,同一节点添加的虚节点之间无法直接测距和通信,即使在节点通信半径范围内的虚节点间的距离也采用最短路径距离近似,而且虚节点间的最短路径必须经过其他实节点。这样计算得出的虚节点间距离将远大于其实际距离,无疑对定位性能造成不良影响。

本文提出一种基于非度量多维标度的移动辅助定位算法——NMDS-LRA(M)(Nonmetric MDS-Low Rank Approximation(Mobile))。该算法无需计算虚节点间的距离,利用矩阵低秩逼近方法,重构出网络的相异性矩阵,然后采用非度量多维标度技术进行定位,从而有效地减小了节点间距离误差对定位精度的影响。

2 移动辅助定位问题

给定一个图 $G=(V,D,A)$, V 表示传感器网络节点集, D 表示节点间的距离集, A 表示锚节点集, $|N|=n, |A|=m, m \ll n$ 。 $V=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 $x_i \in R^r$ 表示第 i 个节点的位置。 $|x_i - x_j| = d_{ij}$ 。 在多维标度定位算法中, 如果 $|A| < 3$ 则只能实现相对定位。 节点位置的估计可以抽象为一个最小二乘问题, 即

$$\hat{x} = \arg \min_x \sum_{i \in m} (\|x - X_i\| - d_i)^2 \quad (1)$$

稀疏无线传感器网络的拓扑结构不严格(网络自由度大), 该问题的解将不唯一, 静态网络的定位算法无法正常工作。

移动传感器节点可以添加虚节点的方式增加网络密度, 使稀疏的网络拓扑成为一个严格图。 每个虚节点代表节点移动轨迹上的一个瞬时采样位置。 移动节点在每个采样时刻判断该位置是否满足虚节点添加条件, 如果满足则进行与相邻节点的信息交换。 这样移动辅助定位问题可等效为对节点集 V 的坐标估计, 其中 $V=V_r \cup V_v$, V_r 表示实际节点集, V_v 表示虚节点集。

动态无线传感器网络包含两种情况, 一种是部分节点可以移动, 另一种是所有节点均为移动节点。 本文实验中分别考虑了两种情况。

3 距离矩阵的低秩逼近

多维标度定位算法以网络节点距离矩阵为输入。 只要节点距离足够精确, 即可达到很好的定位效果。 当部分节点间距离超过其通信半径, 通常用距离估计值代替。 MDS-MAP(P)和 MA-MDS-MAP(P)算法以网络连通性为基础用节点最短路径距离估计其欧氏距离。 如果网络拓扑不够理想, 测距误差较大, 这种近似方法将引入较大的定位误差。 网络节点距离矩阵虽然数值上表现为满秩而事实上并非满秩, 即矩阵元素间存在冗余。 寻求一种方法从部分网络节点距离信息

(稀疏距离矩阵)构建网络距离矩阵的近似阵是非常有意义的, 避免了用最短路径距离近似欧氏距离引入的误差, 提高了算法对复杂网络拓扑的适应性。 通常采用矩阵的奇异值分解(SVD)来计算距离矩阵的低秩逼近阵^[9,10]。 奇异值分解(SVD)是指对矩阵 $A \in R^{m \times n}$ ($r > 0$), 存在 m 阶正交阵 U 和 n 阶正交阵 V , 使得 $U^T A V = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p) = \Sigma$, 即

$$A = U \Sigma V^T \quad (2)$$

其中 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p$, $p = \min\{m, n\}$ 。 σ_i ($i=1, 2, \dots, p$) 称为 A 的奇异值, 当 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq \sigma_{r+1} = \sigma_{r+2} = \dots = \sigma_p = 0$ 时, $r = \text{rank}(A)$ 。 若 $m \geq n$, $\text{rank}(A) = r > k$, ($m, n, r, k \in N$), 令 $\Sigma_k = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k)$, 则

$$A_k = U \begin{bmatrix} \Sigma_k & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T \quad (3)$$

$\text{rank}(A_k) = \text{rank}(\Sigma_k) = k$, 且

$$\|A - A_k\|_F = \min_{\substack{S \\ \text{rank}(S)=k}} \{\|A - S\|_F \mid S \in R^{m \times n}\} \quad (4)$$

即, A_k 是 A 在空间 $R_k^{m \times n}$ 中 F 范数下的一个逼近阵, 如果式(4)在 2-范数条件下仍然成立, 即 $\|A - A_k\|_2$ 也为最小, 则 A_k 是 A 的最佳逼近阵。

在无线传感器网络中, 由于距离矩阵规模较大, 利用奇异值分解直接计算低秩逼近阵受节点计算能力的制约, 此外由于非视距传播(NLOS)等因素的影响距离误差始终存在。 本文用计算近似最佳逼近阵的方法解决上述问题。 若 A 是真实距离矩阵, N 是方差为 σ^2 的高斯距离误差矩阵, $\hat{A} = A + N$ 表示实际测得的距离矩阵, 如果 $\|A - \hat{A}_k\| \leq \|A - A_k\| + \epsilon$ (ϵ 表示近似误差), 则只要 ϵ 可保持较小值, \hat{A} 的最佳低秩逼近阵 \hat{A}_k 可作为 A 的近似逼近阵。 下面讨论用 \hat{A}_k 逼近网络距离矩阵 A 的可行性。

先考察 2 范数的情形。 由矩阵低秩逼近的性质, 对任何秩 k 矩阵 B , 有

$$\|\hat{A} - \hat{A}_k\|_2 \leq \|\hat{A} - B\|_2 \quad (5)$$

根据式(5)和三角不等式, 可得

$$\begin{aligned} \|A - \hat{A}_k\|_2 &\leq \|A - \hat{A}\|_2 + \|\hat{A} - \hat{A}_k\|_2 \\ &\leq \|A - \hat{A}\|_2 + \|\hat{A} - A_k\|_2 \\ &\leq \|A - \hat{A}\|_2 + \|\hat{A} - A\|_2 + \|A - A_k\|_2 \\ &= \|A - A_k\|_2 + 2\|N_k\|_2 \end{aligned}$$

再考察 F 范数的情形。 令 T_A 表示矩阵 A 到 A_k 的变换矩阵, 即 $A_k = T_A A$ 。 对任何矩阵 A 和 C 有

$$\|T_A A\|_F \geq \|T_C A\|_F \quad (6)$$

由(6)和三角不等式, 可得

$$\begin{aligned} \|T_A \hat{A}\|_F &\geq \|T_A \hat{A}\|_F - \|T_A N\|_F \\ &\geq \|T_A A\|_F - \|T_A N\|_F \\ &\geq \|T_A A\|_F - \|T_A N\|_F - \|T_A N\|_F \\ &\geq \|T_A A\|_F - 2\|N_k\|_F \end{aligned} \quad (7)$$

$$\|A - \hat{A}_k\|_F \leq \|A - T_A \hat{A}\|_F + \|T_A \hat{A}\|_F \quad (8)$$

根据勾股定理, 可知

$$\|A - T_A \hat{A}\|_F^2 = \|A\|_F^2 - \|T_A \hat{A}\|_F^2 \quad (9)$$

综合式(8), (9), 得

$$\|A - \hat{A}_k\|_F \leq (\|A\|_F^2 - \|T_A \hat{A}\|_F^2)^{\frac{1}{2}} + \|T_A N\|_F \quad (10)$$

综合式(7),(10),得

$$\begin{aligned} \|A-\hat{A}_k\|_F &\leq (\|A\|_F^2+4\|T_{AA}\|_F\|N_k\|_F-\|T_{AA}\|_F^2)^{\frac{1}{2}}+\|T_{AA}^{\Delta}N\|_F \\ &=(\|A-A_k\|_F^2+4\|A_k\|_F\|N_k\|_F)^{\frac{1}{2}}+\|T_{AA}^{\Delta}N\|_F \\ &\leq\|A-A_k\|_F+(4\|A_k\|_F\|N_k\|_F)^{\frac{1}{2}}+\|T_{AA}^{\Delta}N\|_F \\ &\leq\|A-A_k\|_F+2(\|A_k\|_F\|N_k\|_F)^{\frac{1}{2}}+\|N_k\|_F \end{aligned}$$

综上

$$\|A-\hat{A}_k\|_2\leq\|A-A_k\|_2+2\|N_k\|_2 \quad (11)$$

$$\|A-\hat{A}_k\|_F\leq\|A-A_k\|_F+2(\|A_k\|_F\|N_k\|_F)^{\frac{1}{2}}+\|N_k\|_F \quad (12)$$

从式(11),(12)可以看出在2范数和F范数条件下, ϵ 分别为 $2\|N_k\|_2$ 和 $2(\|A_k\|_F\|N_k\|_F)^{\frac{1}{2}}+\|N_k\|_F$ 。由于 $\|N_k\|_2\leq 4\sigma\sqrt{m}$, $\|N_k\|_F\leq 4\sigma\sqrt{km}$,即使 $|A_{ij}|=\sigma$,也有 $\|A_k\|_2\approx\sigma\sqrt{mn}$ 。因此 $\|A_k\|_2\gg\|N_k\|_2$, \hat{A}_k 将由A决定,即计算 $A+N$ 的低秩近似阵可以有效的逼近真实距离矩阵A。

对于距离矩阵,我们先考虑2维空间的情形(可以方便扩展到3维空间)。节点间欧氏距离由下式得出:

$$d_{ij}^2(X)=d_{ij}^2=\sum_{t=1}^2(x_{it}-x_{jt})^2=\sum_{t=1}^2(x_{it}^2+x_{jt}^2-2x_{it}x_{jt}) \quad (13)$$

用 D^2 表示节点间距离平方矩阵:

$$\begin{aligned} D^2 &= \begin{bmatrix} 0 & d_{12}^2 & \cdots & d_{1n}^2 \\ d_{12}^2 & 0 & \cdots & d_{2n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{1n}^2 & d_{2n}^2 & \cdots & 0 \end{bmatrix} = \sum_{t=1}^2 \begin{bmatrix} x_{1t}^2 & x_{1t}^2 & \cdots & x_{1t}^2 \\ x_{2t}^2 & x_{2t}^2 & \cdots & x_{2t}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{nt}^2 & x_{nt}^2 & \cdots & x_{nt}^2 \end{bmatrix} + \\ & \sum_{t=1}^2 \begin{bmatrix} x_{1t}^2 & x_{2t}^2 & \cdots & x_{nt}^2 \\ x_{2t}^2 & x_{2t}^2 & \cdots & x_{nt}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{nt}^2 & x_{2t}^2 & \cdots & x_{nt}^2 \end{bmatrix} + 2 \sum_{t=1}^2 \begin{bmatrix} x_{1t}x_{1t} & x_{1t}x_{2t} & \cdots & x_{1t}x_{nt} \\ x_{2t}x_{1t} & x_{2t}x_{2t} & \cdots & x_{2t}x_{nt} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{nt}x_{1t} & x_{nt}x_{2t} & \cdots & x_{nt}x_{nt} \end{bmatrix} \\ & = le^T + e l^T - 2 \sum_{t=1}^2 x_t x_t^T \end{aligned} \quad (14)$$

$$\text{即 } D^2 = le^T + e l^T - 2XX^T \quad (15)$$

其中, $l=(\sum_{t=1}^2x_{1t}^2,\sum_{t=1}^2x_{2t}^2,\dots,\sum_{t=1}^2x_{nt}^2)^T$, $e=(1,1,\dots,1)^T$, X 为坐标矩阵。不难看出, D^2 为三个秩分别为1,1,2的矩阵之和,因此 $\text{rank}(D^2)\leq 4$ 。

由于通信半径的限制,初始矩阵可以看作是对网络距离矩阵以概率 P 抽样得到的稀疏距离矩阵。 $P=[p_{ij}]$, $p_{ij}\in[0,1]$,表示 d_{ij}^2 可知的概率为 p_{ij} 。通常,如果 $d_{ij}<r$ (r 为节点通信半径),假定 $p_{ij}\rightarrow 1$;否则, $p_{ij}\rightarrow 0$ 。由于噪声的干扰测得的距离信息为 $\hat{d}_{ij}^2=d_{ij}^2+\eta_{ij}$, η_{ij} 为零均值有限方差的随机噪声。实际的距离矩阵:

$$\hat{d}_{ij}^2 = \begin{cases} d_{ij}^2 + \eta_{ij} & d_{ij} \leq r \\ ? & d_{ij} > r \end{cases} \quad (16)$$

构造矩阵 R :

$$R_{ij} = \begin{cases} \frac{(d_{ij}^2 + \eta_{ij})p_{ij} + a_{ij}(1-p_{ij})}{p_{ij}} & d_{ij} \leq r \\ a_{ij} & d_{ij} > r \end{cases} \quad (17)$$

其中 a_{ij} 是对未知距离的预设值。 $d_{ij}\in[r,(shortest\ path)]$,因此,仿真分析中分别取 $a_{ij}=(shortest\ parth)^2$, $a_{ij}=r^2$, $a_{ij}=$$

0比较算法性能。

由于 $\text{rank}(D^2)\leq 4$, $E(R_{ij})=d_{ij}^2$,计算矩阵 R 的最大4个奇异值向量 v_1,v_2,v_3,v_4 ,将 R 投影到空间 $\text{span}(v_1,v_2,v_3,v_4)$ 可得到矩阵 R 的逼近阵 R_4 ,且 R_4 也是矩阵 D^2 的逼近阵。假设初始距离矩阵已知元的个数为 E ,节点个数为 N ,则逼近过程的时间复杂度为 $O(E/\epsilon+N/\epsilon^2)$ 。

4 NMDS-LRA(M)算法

4.1 算法描述

本文提出的NMDS-LRA(M)算法,不同于以往的多维标度算法采用最短路径法求相异性矩阵,而是对稀疏距离矩阵采用低秩逼近法构建相异性矩阵,然后通过非度量多维标度技术进行定位。算法步骤如下:

Step1 对节点运动轨迹采样,添加虚节点 v_i ;

Step2 每个节点根据其邻接表得到两跳通信范围内节点

点间的距离信息,构造局部节点的距离矩阵 $\hat{D}^2=[\hat{d}_{ij}^2]_{n\times n}$;

Step3 由矩阵 \hat{D}^2 构造矩阵 R ;

Step4 通过奇异值分解得到矩阵 R 的最佳逼近阵 R_4 ;

Step5 对矩阵 R_4 使用非度量多维标度算法求出节点的相对坐标 X ;

Step6 选取初始局部坐标图,逐步添加与其有最多共同节点的局部坐标图,直至得到全网相对坐标图;

Step7 有足够锚节点的情况下,将相对坐标图通过平移、旋转、反褶转化为绝对坐标。

算法Step3,根据实际网络给出一个合适的概率 $p_{ij}=p$,构造矩阵 $P=[p_{ij}]$,然后利用 P 构造矩阵 R 。Step5时间复杂度为 $O(N^4)$,Step6、Step7时间复杂度分别为 $O(C^n)$, $O(A^3+n)$,其中 C 为网络平均连通度, A 为锚节点个数, n 为网络节点总数。

4.2 节点运动轨迹采样过程

算法Step1完成节点运动轨迹的采样,添加虚节点。每个节点 v 维持一个邻接表 $\langle i,j,d_{ij} \rangle$ 。 i,j 为节点编号,节点 v_j 是 v_i 的邻居节点, d_{ij} 表示 v_i 和 v_j 的距离, d_{ij} 由节点直接测得。节点有移动和静止两种状态。定位时,节点处于移动状态并且在移动过程中向邻居节点发送添加虚节点的请求,过程如下:

(1)节点 v_i 在移动过程中向所有邻居节点发送消息 $AddVirtualNode(Vid)$;Vid表示要添加的虚节点ID;

(2)邻居节点 v_j 收到消息 $AddVirtualNode(Vid)$ 后测量距离 d_{ij} ,然后发送消息 $ACK(j,d_{ij})$ 给 v_i ;

(3) v_i 收到的ACK的数目大于或等于4时,向邻节点广播 $ConfirmAdd(Vid)$ 消息,并且对每个 $ACK(j,d_{ij})$ 添加 $\langle Vid,j,d_{ij} \rangle$ 到自己的邻接表中。如果收到的ACK数目小于4, v_i 向邻节点广播 $CancelAdd(Vid)$ 消息。邻节点 v_j 收到 $ConfirmAdd(Vid)$ 后,向 v_i 发送ACK并且添加 $\langle j,Vid,d_{ij} \rangle$ 到自己的邻接表中。如果邻节点 v_j 收到的是 $CancelAdd(Vid)$ 消息,表明该抽样位置不满足虚节点添加条件,清除已收到的消息;

(4)如果节点 v_i 转为静止状态,向邻节点广播 $Rest(i)$ 消息并且更新到各邻节点的距离。邻节点收到 $Rest(i)$ 后,也在其邻接表中更新 d_{ij} ;

(5)直到每个节点的度大于 c ($c\geq 4$),执行下步算法。

由于 $\text{rank}(D^2)\leq 4$,矩阵 D^2 的逼近阵 R_4 , $\text{rank}(R_4)=4$,

由此可知,本算法无线传感器网络的平均连通度不应小于4,即每个传感器节点周围有至少4个邻节点,在实际网络中这是非常宽的条件。因此,在上面第(3)步中,虚节点的添加条件是周围有4个或更多邻节点。

4.3 非度量多维标度方法

度量多维标度要求对象的相异性与欧氏距离成比例:

$$\delta_{ij} = c \hat{d}_{ij} \quad (18)$$

其中 c 为常数。

在非度量多维标度^[11]中,该条件放宽为相异性与欧氏距离成单调关系:

$$\forall i, j, k, l: \hat{d}_{ij} < \hat{d}_{kl} \Rightarrow \delta_{ij} < \delta_{kl} \quad (19)$$

通常用应力系数 stress-1 作为性能评价指标:

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{\sum_{i,j} [\hat{d}_{ij}(X) - d_{ij}(X)]^2}{\sum_{i,j} d_{ij}^2(X)}} \quad (20)$$

非度量多维标度是一个反复迭代的过程。首先,初始化节点的坐标, $X^0 = [x_i^0]_{n \times m}$ 计算距离矩阵 $[d_{ij}^0]_{n \times n}$; 然后由相异性矩阵 $[\delta_{ij}]_{n \times n}$ 和距离矩阵 $[d_{ij}^0]_{n \times n}$ 通过单调回归关系构建矩阵 $[\tilde{d}_{ij}^0]_{n \times n}$; 最后通过迭代关系式更新坐标矩阵 $X^1 = [x_i^1]_{n \times m}$ 。这样反复迭代直到应力系数 stress-1 低于特定阈值。

算法 Step5 非度量多维标度计算过程如下:

- (1) 给出节点的初始位置分布 x_i^0 ;
- (2) 计算各节点间欧氏距离

$$d_{ij}^k = [\sum_{t=1}^2 (x_{it}^k - x_{jt}^k)^2]^{1/2}; \quad (21)$$

(3) 对矩阵 A_k 和 $[d_{ij}^k]_{n \times n}$, 利用单调回归求相异性矩阵 $[\tilde{d}_{ij}^k]_{n \times n}$ 。如果 $R_{kij} < R_{kkl}$ 且 $d_{ij}^k < d_{kl}^k$, 那么 $\tilde{d}_{ij}^k = d_{ij}^k, \tilde{d}_{kl}^k = d_{kl}^k$; 否则 $\tilde{d}_{ij}^k = \tilde{d}_{kl}^k = (d_{ij}^k + d_{kl}^k) / 2$;

(4) $k = k + 1$ 。更新节点的坐标:

$$x_i^k = x_i^{k-1} + \frac{\alpha}{n-1} \sum_{j \neq i} (1 - \frac{\tilde{d}_{ij}^{k-1}}{d_{ij}^{k-1}}) (x_j^{k-1} - x_i^{k-1}) \quad (22)$$

- (5) 用式(21)更新 d_{ij}^k ;
- (6) 用式(20)计算应力系数(stress-1) σ_1 ;
- (7) 如果 $\sigma_1 < \epsilon$ 算法终止, 否则转到第(3)步。

算法第(4)步 α 为步长系数, 严格说来每一次迭代过程都要重新计算 α 。 α 的选取通常不会对算法结果产生显著影响, 而主要是影响算法收敛的快慢。算法开始时应当选取较大的 α 值, 往后应当选取较小的 α 值。实际定位中取 $\alpha = 0.2$ 。

5 仿真分析

在 MatLab7.1 环境下对 NMDS-LRA(M) 算法进行了仿真, 并且与 MA-MDS-MAP(P) 算法进行了比较。采用平均定

$$\text{位误差评估算法性能: } error = \frac{\sum_{i=m+1}^n \|x_{est-i} - x_{real-i}\|_2}{(n-m) \times r}$$

其中, n 是网络节点总数, m 是锚节点的数目, r 是节点通信半径。

实验中, 如果 $d_{ij} \leq r$, 则 $p_{ij} \approx 1$; 否则 $p_{ij} = 0.01$; 距离测量引入零均值高斯噪声 $N(0, e_r^2)$ 。迭代终止条件 $\epsilon = 10^{-4}$ 。

首先, 在 50×50 的正方形区域随机布设 100 个可移动节点, 其中 4 个锚节点, 平均连通度 4.78, 测距误差为 $5\%r$ 。分别取 $a_{ij} = 0, a_{ij} = r^2$ 和 $a_{ij} = (\text{shortest parth})^2$ 时, 对移动节点不同抽样点数情况下, 定位性能的变化。实验结果如图 1 所

示。从图中可以看出, 随着抽样点的增加, 定位误差呈下降趋势。 $a_{ij} = 0$ 和 $a_{ij} = r^2$ 时定位性能明显优于 $a_{ij} = (\text{shortest parth})^2$ 的情况。

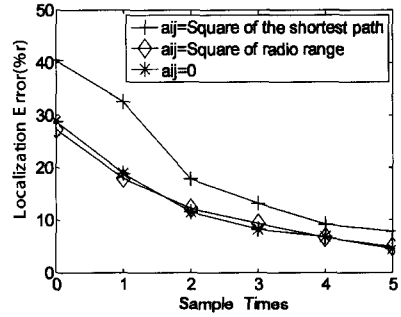


图 1 不同 a_{ij} 值的定位误差

在 50×50 的方形区域, 随机布设 100 个移动节点, 通信半径 $r = 6$, 其中 4 个锚节点, 平均每个节点添加 3 个虚拟节点。取 $a_{ij} = r^2$, 节点测距误差 $5\%r$ 。结果如图 2 所示。图中圆圈表示节点原始位置, 点表示定位后的位置, 连线直观表示了定位误差的大小。实验结果显示 NMDS-LRA(M) 算法的平均定位误差为 $12.2\%r$ 。相同环境下, MA-MDS-MAP(P) 算法的平均定位误差为 $16.9\%r$ 。图 3 表示了同样的 100 个节点随机分布在 C 形区域的情形。实验中 NMDS-LRA(M) 平均定位误差为 $24.5\%r$, 相同条件下 MA-MDS-MAP(P) 算法的定位误差为 $32.4\%r$ 。

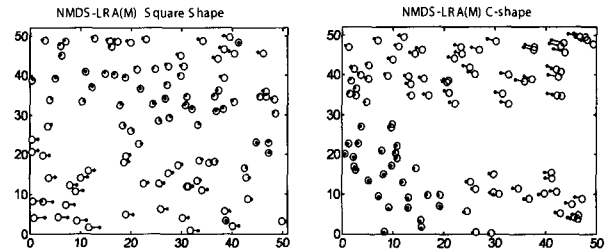


图 2 方形区域随机布设 100 个节点 图 3 C 形区域随机布设 100 个节点

在上述实验的两种网络拓扑分布条件下改变节点间的测距误差考察两种算法的性能。实验结果如图 4 所示。两种算法都以距离信息为基础, 因此在节点测距误差增大的情况下, 算法的定位误差都呈增大趋势。由于 MA-MDS-MAP(P) 用最短路径距离代替节点间欧氏距离, NMDS-LRA(M) 用矩阵逼近法构建节点距离矩阵, 因此测距误差为零时定位误差依然存在。从图中容易看出 NMDS-LRA(M) 算法具备更好的容错性能。

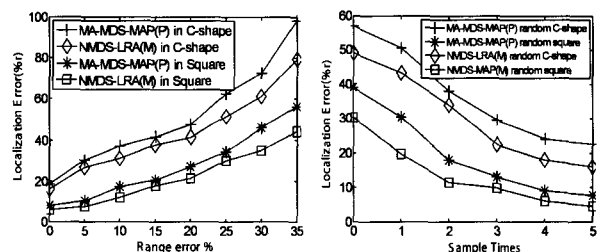


图 4 不同测距误差时的定位性能 图 5 不同采样次数时的定位性能

接下来, 在上面实验的方形和 C 形两种网络拓扑条件

(下转第 235 页)

其成为蛋白质折叠预测问题的有效预测方法将是我们下一步的主要研究内容。

参考文献

- [1] Anfinsen C B. Principles that Govern the Folding of Protein Chains. *Science*, 1973, 181(4096): 223-227
- [2] Dill K A. Theory for the Folding and Stability of Globular Proteins. *Biochemistry*, 1985, 24: 1501-1512
- [3] Stillinger F H, Gordon T H, Hirshfeld C L. Toy Model for Protein Folding. *Physical Review E*, 1993, 48(2): 1469-1477
- [4] 邹承鲁. 第二遗传密码: 新生肽链及蛋白质折叠的研究. 长沙: 湖南科学技术出版社, 1997: 24-96
- [5] Stillinger F H. Collective Aspects of Protein Folding Illustrated by a Toy Model. *Physical Review E*, 1995, 52: 2872-2877
- [6] Rainer K, Thomas D. Improving Genetic Algorithms for Protein Folding Simulation by Systematic Crossover. *BioSystems*, 1999, 50(5): 17-25
- [7] Zhang X L, Lin X L. Protein Folding Prediction Using an Improved Genetic-Annealing Algorithm // The 19th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence. Australian, 2006: 1196-1120
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization // IEEE In-

ternational Conference on Neural Networks- Conference Proceedings, Perth, Aust, 1995: 1942-1948

- [9] Liu J, Wang L H, He L L. Analysis of Toy Model for Protein Folding Based on Particle Swarm Optimization Algorithm // International Conference on Natural Computation, 2005: 636-645
- [10] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization // Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, California, 2000: 84-88
- [11] 高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法. *计算机工程与应用*, 2004(1): 47-50
- [12] 高尚, 杨静宇, 吴小俊. 求解指派问题的交叉粒子群优化算法. *计算机工程与应用*, 2004(8): 54-55
- [13] 江瑞, 罗子频, 胡东成, 等. 一种协调勘探和开采的遗传算法: 收敛性及性能分析. *计算机学报*, 2001(12): 1233-1241
- [14] Hsiao P H, Vishal M, Peter G. Structure Optimization in an Off-lattice Protein Model. *Physical Review E*, 2003, 68(3): 037703
- [15] Mount D W. sequence and genome analysis. *Bioinformatics*, 2001
- [16] Wang L H, Zhou H. Perspective roles of short-and long-range interactions in protein folding. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, 2004, 9: 182-187

(上接第 222 页)

下, 改变节点运动轨迹的采样次数, 即每个节点添加虚节点的数目, 与 MA-MDS-MAP(P) 算法进行比较。结果如图 5 所示。随着采样次数的增加, 添加的虚节点数目也越多, 两种算法的定位误差都呈下降的趋势。对 MA-MDS-MAP(P) 算法而言, 采样次数越多, 其最短路径算法得到的距离误差也就越小; 对 NMDS-LRA(M) 算法而言, 采样次数越多, 得到的距离信息也就越多, 相异性矩阵的重构误差也就越小。从图中不难看出, 在不同采样次数条件下 NMDS-LRA(M) 算法都能取得较小的定位误差。

以上是所有节点均可移动的情况, 下面考察网络中只有部分节点可移动的情形。同样, 在上面实验的两种拓扑条件下, 改变网络中移动节点所占比重, 比较了两种算法的定位性能。结果如图 6 所示。不难看出, 改变移动节点数目, NMDS-LRA(M) 均能取得较好的性能, 可移动节点数目越多定位精度越高。即使只有少数移动节点, 也可以显著提升定位性能。当移动节点的比重超过全部节点数的 40% 就可取得较为理想的定位性能。在保证足够定位精度的前提下, 减少移动节点, 降低能耗, 延长网络生存周期。

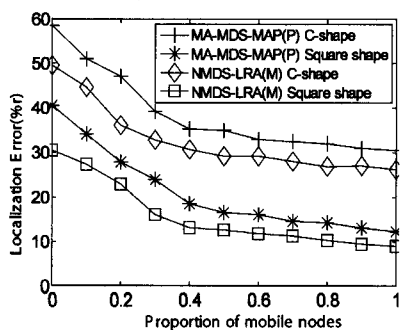


图 6 不同移动节点数的定位性能

结束语 针对移动定位问题, 无线传感器网络节点距离矩阵各元素间存在冗余的特性, 本文提出了 NMDS-LRA(M) 算法。该算法通过对移动节点运动轨迹采样添加虚节点, 利用部分节点的距离信息通过奇异值分解计算距离矩阵的逼近阵, 然后用非度量多维标度技术进行定位, 从而避免以往定位

算法采用节点间最短路径算法来构造距离矩阵而引入的误差。仿真分析表明, 在方形和 C 形网络拓扑条件下该算法能有效地提高定位精度, 对存在测距误差和较低网络连通度环境下的定位具备较强的适应性以及较高的可靠性。

参考文献

- [1] Tilak S, Kolar V, Abu-Ghazaleh N B, et al. Dynamic localization control for mobile sensor networks[A] // Proceedings of IEEE International Workshop on Strategies for Energy Efficiency in Ad Hoc and Sensor Networks[A]. New York, USA: IEEE, 2005: 587-592
- [2] Cheung K W, So H C. A multidimensional scaling framework for mobile location using time-of-arrival measurements[J] // IEEE Trans. Signal Process, 2005, 53(2): 460-470
- [3] Chen Zhang-xin, Wan Q, Jiang B, et al. Dynamic Multidimensional Scaling Algorithm for Mobile Location[A] // ENCON 2006. 2006 IEEE Region 10 Conference[C]. Hong Kong, China: IEEE, 2006: 1-4
- [4] Wang C, Ding Y, Xiao L. Virtual ruler; Mobile beacon based distance measurements for indoor sensor localization[A] // The Third International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Systems (MASS06)[C]. 2006
- [5] Shang Y, Ruml W, Zhang Y. Localization from Connectivity in Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2004, 15(11): 961-974
- [6] Shang Y, Ruml W. Improved MDS-Based Localization [A] // Proc. of the IEEE Infocom[C]. Hong Kong, China. IEEE, 2004: 2640-2651
- [7] Costa J A, Patwari N, Hero A O. Distributed Weighted-Multidimensional Scaling for Node Localization in Sensor Networks [J]. ACM Transactions on Sensor Networks Journal, 2006, 2(1): 39-64
- [8] Wu Chang-jua, Sheng Weihua, Zhang Ying. Mobile Sensor Networks Self Localization based on Multi-dimensional Scaling[A] // 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Roma, Italy: IEEE, 2007: 4038-4043
- [9] Arora S, Hazan E, Kale S. A Fast Random Sampling Algorithm for Sparsifying Matrices[A] // Proc. of the RANDOM[C]. 2006: 272-279
- [10] Deshpande A, Varadarajan K. Sampling-based dimensional reduction for subspace approximation[A] // Proc. of the ACM symposium on Theory of computing[C]. San Diego, USA, ACM, 2007: 641-650
- [11] Borg I, Groenen P. Modern Multidimensional Scaling: Theory and Applications[M]. New York: Springer-Verlag, 1997