

面向智能空间的位置感知方法研究*

明亮^{1,3+}, 赵刚^{2,3}, 谢桂海¹, 王春雷³

¹(军械工程学院 计算机工程系,河北 石家庄 050003)

²(清华大学 计算机科学与技术系,北京 100084)

³(北京系统工程研究所,北京 100101)

Research on Smart Space Oriented Location Awareness Method

MING Liang^{1,3+}, ZHAO Gang^{2,3}, XIE Gui-Hai¹, WANG Chun-Lei³

¹(Department of Computer Engineering, Machine Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

²(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

³(Beijing Institute System Engineering, Beijing 100101, China)

+ Corresponding author: E-mail: mingliang78@yahoo.com.cn

Ming L, Zhao G, Xie GH, Wang CL. Research on smart space oriented location awareness method. *Journal of Software*, 2009,20(3):671-681. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3228.htm>

Abstract: Smart space is a result of pervasive computing embodying the integration of computer, communication and digital media technology, which makes it possible to integrate the physical world and the virtual world in the information space together as a whole. Location awareness is a key technology of smart space, and is the basic service needed by other applications. Multidimensional scaling (MDS) is a technique in mathematical psychology, which can the distance or dissimilarity measures between points and produce a representation of the data in a small number of dimensions. In the paper, MDS is used to derive node locations that fit those estimated distances, and a smart space oriented location awareness method (SSOLA) is proposed, which can position all the nodes of the networks accurately only by means of the connectivity information—who is within communications range of whom. Provided with known positions for several anchor nodes, the absolute positions for all nodes can be got by SSOLA. Simulation studies demonstrate that SSOLA is more robust to measurement error, and has less positioning error, less time cost and better scalability than previous proposals in the same conditions. Furthermore, it can achieve comparable results using much fewer anchor nodes than previous methods, and even yields relative coordinates when no anchor nodes are available. SSOLA can be used in large and heavy traffic wireless environment, such as intelligent battlefield, tactical internet, etc.

Key words: pervasive computing; smart space; location awareness; mobile Ad hoc networks; MDS-MAP

摘要: 位置感知是智能空间中的重要技术。在分析了现有基于移动自组网的位置感知方法后,提出了一种基于多维定标(multidimensional scaling,简称MDS)的新的位置感知方法——SSOLA(smart space oriented location awareness method),可以对智能空间中的无线通信节点进行精确定位,获得节点之间的相对位置(坐标);当有极少

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60372042 (国家自然科学基金)

Received 2007-07-19; Accepted 2007-10-26

数位置已知的锚节点(2 维定标存在 3 个以上锚节点,3 维定标存在 4 个以上锚节点)时,可以得到全网所有节点的绝对位置(坐标).SSOLA 算法的设计思想是:以 MDS 分析为核心,采用 Euclidean 测距方法计算节点间距离矩阵,采用 1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制构建局部图,各节点独立计算局部图,最终合成全局位置图.此外,SSOLA 还可以与 OLSR 路由算法相融合,从整体上减轻了 SSOLA 算法的执行开销,提高了定位效率.仿真实验结果表明,SSOLA 具有对锚节点依赖小、定位精度高、可扩展性好、执行速度快等优点,对原始测量误差也有较强的鲁棒性,可以应用于战术互联网、智能战场等大规模无线通信环境中.

关键词: 普适计算;智能空间;位置感知;移动 Ad Hoc 网络;MDS-MAP

中图法分类号: TN393 文献标识码: A

智能空间是信息空间与物理空间的融合,是普适计算在某一空间尺度上的体现.在智能空间里,人们可以随时随地地获取、访问和操作各种信息,享受以人为中心的各种服务.位置感知,也称作定位,是实现这种融合的前提和关键技术.移动自组网(包括无线传感器网络)为构建开放的智能空间提供了重要的无线网络环境^[1],基于移动自组网的智能空间位置感知技术,可以充分利用移动自组网无中心、多跳、节点独立路由、不依赖固定网格的特点,在没有固定、专用通信设施(包括基站、GPS 等)的开放复杂环境中实现空间定位.

目前,移动自组网自身定位方法主要可以分为 3 类:多边形法(multilateration)^[2,4]、场景分析法^[5]和 MDS-MAP 法^[6].多边形法包括 APS^[2],Hop-TERRAIN^[3]和 Collaborative Multilateration^[4]等算法,这类算法的核心思想是根据未知节点到锚节点的距离或接近度,利用三边测量法^[9],估计未知节点坐标.场景分析法一般由两步来完成:第 1 步是预先建立位置——场景数据库,第 2 步是用户根据自身感知到的场景信息查询位置——场景数据库,进行位置匹配,完成定位.MDS-MAP 法是一种基于多维定标(multidimensional scaling,简称 MDS)的定位方法^[6],MDS-MAP 算法的核心思想是依据网络连接信息计算节点间的最短路径,使用最短路径作为地理距离的估计,得到节点间的距离矩阵,对距离矩阵执行 MDS 分析,以 2 维(或 3 维)的方式重新标定出节点在网络中的位置.该算法可在 range-free 和 range-based 两种情况下运行,并可在有锚节点的情况下,实现从相对定位到绝对定位的转换.

上述 3 类方法各有优劣.多边形法是一种计算量较小,操作简便的定位方法,但存在着过分依赖锚节点的不足:当锚节点比例小于 10%时,其定位误差在 33%以上;当锚节点过分集中或分布不均匀时,定位效果也不佳^[13].场景分析法需要预先建立位置——场景数据库,这在许多开放的智能空间中是不能满足的,比如:在抢险救灾、野外作业等陌生环境,往往不能预先获得足够的位置、场景信息.相比之下,MDS-MAP 是一种更具广泛适应性和可行性的位置感知方法,它不依赖锚节点,不需要预先建立数据库,不需要安装辅助定位设施,非常适合在开放的智能空间中应用.

但是,MDS-MAP 算法也存在不足:一是采用集中式定位方法,不适合移动自组网无中心的网络结构;二是使用最短路径作为节点间 Euclidean 距离的估计,当网络形状不规则时(如 C 形网络),这种估计的误差较大,严重地影响了定位精度;三是计算量大,MDS-MAP 算法的计算复杂度为 $O(N^3)$, N 为节点个数.针对这些问题,研究人员又提出了改进算法,如:MDS-MAP(P)^[8]等.MDS-MAP(P)算法的改进主要在于用分布式执行替代集中式执行,其优点在于利用局部图避免了在两个相距较远的节点间使用最短路径作为地理距离的估计,因此,减少了估计误差,提高了坐标重构的精度;同时,使用分布式计算,有助于提高计算效率,增强了算法对网络规模的可扩展性^[8].缺点是使用最短路径作为地理距离的估计仍然是定位误差的主要来源,计算量仍然较大.

针对以上问题,本文提出一种新型的基于 MDS 的快速定位算法,与 MDS-MAP 和 MDS-MAP(P)相比,其在 Euclidean 距离估计、局部图选取与合并等策略上都有明显的改进.此外,在具体实现上,考虑了与典型的移动自组网路由算法——OLSR 的结构融合和数据共享,达到了定位精度更高、计算复杂度更小、实现方式更灵活的效果.

本文首先介绍 MDS 分析和 MDS-MAP(P)定位算法,然后介绍提出的基于 MDS 的 SSOLA 定位算法,并详细给出算法的实现步骤及采用的关键技术,比如:1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制、Euclidean 测距

法等.之后,在 Matlab 7.0 中仿真实现 SSOLA 算法,并使用多项指标对其性能进行分析和测评.最后是结论.

1 MDS 和 MDS-MAP(P)算法

MDS 是一种源自心理测量学和精神物理学的数据分析技术^[10],该技术常用于探索性数据分析和信息可视化.MDS 把数据之间的 Euclidean 距离作为输入,经分析配准后,在一个较低维度(2 维或 3 维)上重建,便于观察和理解.当 Euclidean 距离无法得到时,可以使用一些近似的方法来估计,比如将节点之间的最短路径作为 Euclidean 距离的估计,或将节点之间是否有连接的布尔值当作 Euclidean 距离.MDS 的思想是利用所有数据之间的距离(距离矩阵)为每一个数据进行标定.这一思想用于移动自组网节点的自身定位,就是利用所有节点之间的连接信息为每一个节点进行定位,由于这种定位方式可依赖的信息丰富且充分,因此,其定位精度较传统的三角测量法和场景法要高,健壮性也更好^[12].

MDS-MAP 算法就是一种基于 MDS 的自身定位算法.MDS-MAP(P)算法是对 MDS-MAP 算法的一种分布式改进^[8]和完善,其既保持了 MDS-MAP 算法充分利用连接信息为每一个节点定位的优势,又适合并行执行,极大地提高了计算效率,是 MDS-MAP 改进算法中的典型代表.

2 一种面向智能空间的位置感知方法 SSOLA

2.1 问题形式化描述

不考虑单向链路,一个移动自组网可在逻辑上抽象为一个连通的无向图 $G=(V,E)$,其中 V 是节点的集合, E 是边的集合, $V \neq \emptyset$.

定义 1. $\forall u,v \in V, u \neq v, \exists x \in E, (u,v)=x$, 则节点 u,v 叫做 1 跳邻居节点,简称邻居,也叫相邻节点,或称节点 u,v 相邻.

定义 2. $\forall u,v \in V, u \neq v, \exists x_1, x_2 \in E, m \in V$ 且 $m \neq v, (u,m)=x_1, (m,v)=x_2$, 且 u,v 不是 1 跳邻居节点,则节点 u,v 叫做 2 跳邻居节点.

定义 3. 设图 $G=(V,E)$.描述 G 中局部区域的节点位置(坐标)的图,叫做局部位置(坐标)图,简称局部图.描述 G 中所有节点位置(坐标)的图,叫做全局位置(坐标)图,简称全局图.

定义 4. 设图 $G=(V,E)$.描述 G 中节点的相对位置(坐标)的图叫做相对位置(坐标)图.描述 G 中节点的绝对位置(坐标)的图叫做绝对位置(坐标)图.显然,在局部图中,有定义:局部相对位置(坐标)图和局部绝对位置(坐标)图;在全局图中,有定义:全局相对位置(坐标)图和全局绝对位置(坐标)图.

定义 5. 已知绝对位置(坐标)的节点叫做锚节点.锚节点可以通过 GPS 或预先测定得到.

定义 6. 相邻局部图坐标系转换时,使用的共同节点叫做坐标系转换节点.

为了便于研究,我们假设移动自组网满足以下条件:

- (1) 可以在逻辑上抽象为连通的简单无向图 $G=(V,E)$;
- (2) 节点的无线射程相同,用 R 表示;
- (3) “节点 u,v 相邻”等价于“ $|x| \leq R$ ”,其中 $x \in E$, 且 $(u,v)=x, |x|$ 为边 x 的长度;
- (4) 若节点 u,v 相邻,则节点 u,v 都能够根据无线信号接收强度感知到对方的存在,并独立计算出边 (u,v) 的长度 $|x|$,即节点 u,v 之间的距离;
- (5) 当进行 2 维绝对坐标图定位时,图 G 中存在 3 个以上的绝对坐标已知的锚节点;当进行 3 维绝对坐标图定位时,图 G 中存在 4 个以上的绝对坐标已知的锚节点.

2.2 SSOLA 算法的设计思想及步骤

SSOLA(smart space oriented location awareness scheme)算法的设计思想是:以 MDS 分析为核心,采用 Euclidean 测距方法计算距离矩阵,采用 1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制构建局部图,各节点独立计算局部图,最终合成全局位置图.SSOLA 算法与 MDS-MAP(P)算法的不同之处在于:一是采用 Euclidean 测距方法,替代最短路径测距法,从根本上提高了 MDS 距离矩阵的精度;二是采用 1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选

择机制,在保证定位精度无明显下降的同时,降低局部图生成、合并的计算量;三是将定位算法和 OLSR 路由算法相融合,减少计算开销,提高执行效率。

算法. SSOLA 算法.

Step 1: 设置各节点局部图的跳数范围 R_v . 对图 G 中每一个节点 $v \in V$ 为中心选取其 R_v 跳以内的区域作为局部图.

Step 2: 计算局部图 G_v . 根据 Step 1 中设定的 R_v 值, 对每个节点 $v \in V$ 作如下处理:

(a) 在节点 v 的 R_v 跳区域内, 使用欧氏(Euclidean)测距法计算所有节点间的距离, 并构建距离矩阵 D_v . 欧氏(euclidean)测距法见第 2.3 节.

(b) 对 D_v 进行 MDS 坐标分析, 保留结果中前 2 个(或 3 个)最大特征值和特征向量, 构建一个 2 维(或 3 维)局部图 G_v .

(c) 局部图坐标求精. 以 G_v 作为起始点, 调整节点坐标, 使估计的节点距离与测量值达到最佳匹配.

Step 3: 合并局部图. 以一个局部图为核心图, 将其他局部图的节点坐标变换到该局部图上, 最终得到一个覆盖所有节点的全局图.

Step 4: 求精全局图(可选). 把全局图中的节点坐标作为初始化方案, 调整所有节点坐标, 使估计的节点距离与测量值达到最佳匹配.

Step 5: 求绝对坐标图. 给出有效的锚节点(2 维定位最少需要 3 个锚节点, 3 维定位最少需要 4 个锚节点), 基于锚节点的绝对坐标位置, 将全局图转换为绝对坐标图.

下面对 SSOLA 算法的 5 个步骤进行说明:

Step 1 中, R_v 值直接影响局部图的计算量和定位精度. 一般来说, R_v 值越大, 定位精度越高, 相应的计算量也越大. 在保证所需定位精度的前提下, 应尽可能地选择较小的 R_v 值. 文献[12]分析表明, 当选取 $R_v=2$ 时, 效果最好. 我们在实验中发现: 当节点连接度较大时, 取 $R_v=1$, 其定位精度与 $R_v=2$ 时的差别不大, 但计算量大为降低, 第 3.2 节有详细分析. 鉴于此, 我们提出一种 1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制: 设全局图 G 的平均节点度为 L , 节点 v 的节点度为 L_v , 则其 R_v 值可由式(1)得到. 由于需要对每个节点设定 R_v 值, 因此, 本步骤的计算复杂度为 $O(n)$, n 为图 G 总的节点数.

$$R_v = \begin{cases} 1, & L_v \geq L \\ 2, & L_v < L \end{cases} \quad (1)$$

Step 2(c) 和 Step 4 使用相同的求精方法. 设 $D_v = [d_{i,j}]_{v \times v}$, 其中 $d_{i,j}$ 为节点 i 和 j 之间的测量距离; $P_v = [p_{i,j}]_{v \times v}$, 其中 $p_{i,j}$ 为节点 i 和 j 之间的估计距离, 可根据 G_v 计算得到. 求精的目标是使距离匹配误差达到最小. 式(2)中, w_{ij} 为相应的误差权因子, 通常对不同跳数邻居节点 i 和 j 取不同的权值, 权值越大, 表明该跳数邻居的连接性越重要. 例如, 当我们设置节点 i 和 j 为 1 跳邻居时, $w_{ij}=1$; 为 2 跳以上时, $w_{ij}=0$, 这表示只考虑 1 跳的连接性.

$$F = \min \sum_{i,j,i \neq j} w_{ij} (d_{i,j} - p_{i,j})^2 \quad (2)$$

由于求精局部图中每个节点坐标时都要满足式(2), 因此, 当对局部图求精时, 这一步的计算复杂度为 $O(k^3)$, 其中 k 是局部图中的平均节点数, 则对 n 个局部图求精的计算复杂度为 $O(k^3n)$, 其中 n 为总的节点数; 当对全局图求精时, 这一步的计算复杂度为 $O(n^3)$, 其中 n 为图 G 总的节点数, 由于对全局图求精的计算复杂度较大, 且对定位精度的提高有限, 因此, Step 4 属于可选步骤.

Step 2 的计算复杂度是 $O(k^3n)$, 其中 k 是局部图中的平均节点数, n 为图 G 总的节点数.

Step 3 中, 合并过程描述如下: 设核心图为 G_c , 当前局部图为 G_v , 如果 G_v 为第 1 个处理的局部图, 则将其赋给 G_c ; 如果 G_v 不是第 1 个的局部图, 则从 G_c 和 G_v 中按照一定原则选择 3 个以上的共同节点作为坐标系转换节点, 根据共同节点在 G_c 和 G_v 中的坐标, 计算从 G_v 坐标系到 G_c 坐标系的变换矩阵 T , 然后对 G_v 中所有节点执行 T , 得到 $G'v=T(Gv)$, 最后, 合并 G_c 和 $G'v$, 并用结果更新 G_c . 如此往复, 逐一合并周围的局部图. 合并过程可以采用并行和串行两种方法, 并行方法是指以多个节点局部图为起始, 分别进行合并; 串行方法是指以一个节点局

部图作为起始,逐一合并所有的局部图.Step 3 结束后即得到全局相对坐标图.Step 3 的计算复杂度是 $O(k^3n)$,其中, k 是局部图中的平均节点数, n 为图 G 总的节点数.

Step 5 中,可以随机选择 3 个(2 维)或 4 个(3 维)以上锚节点,根据其在全局相对坐标系中和地理坐标系中的坐标,计算从全局相对坐标系到地理坐标系的变换矩阵 T' ,然后,对全局相对坐标图中所有节点执行 T' ,得到全局绝对坐标图.Step 5 的计算复杂度是 $O(r3+n)$,其中 r 为锚节点个数, n 为图 G 总的节点数.

2.3 欧氏测距法

欧氏测距法主要用来精确计算 2 跳邻居节点之间的欧氏距离(Euclidean distance).在此基础上,继续利用 Euclidean 测距法精确计算相距 3 跳、4 跳及更多跳的节点距离^[2].这里,我们研究 Euclidean 测距法在移动自组网中的应用问题.

在移动自组网中, Euclidean 测距法实质上是解决几何问题 1.问题 1 的求解过程,就是 Euclidean 测距法的原理.

问题 1(如图 1 所示).

已知:四边形 $ABCL$ 的 4 条边 AB, AC, LB, LC 及对角线 BC 的长度,且都不大于 R , 对角线 $AL > R$.

求:另一条对角线的长度 AL ?

解:

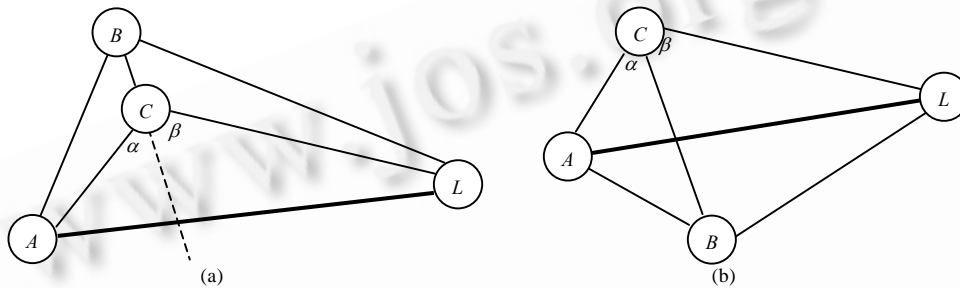


Fig.1 An example of Euclidean measurement
图 1 Euclidean 测距示意图

根据余弦定理有:

$$\cos(\alpha) = \frac{AC^2 + BC^2 - AB^2}{2 \times AC \times BC} \tag{3}$$

$$\cos(\beta) = \frac{CL^2 + BC^2 - BL^2}{2 \times CL \times BC} \tag{4}$$

$$AL = \sqrt{AC^2 + CL^2 - 2 \times AC \times CL \times \cos(\alpha \pm \beta)} \tag{5}$$

由于节点 A 不在节点 L 的无线射程内,因此,四边形 $ABCL$ 中, A 和 L 应分别位于 BC 或其延长线两侧,如图 3 所示,这样式(5)可以简化为

$$AL = \sqrt{AC^2 + CL^2 - 2 \times AC \times CL \times \cos(\alpha + \beta)} \tag{6}$$

根据式(6)可以计算出 AL 的长度.

根据式(3)、式(4)、式(6)可以计算出 $\frac{\partial AL}{\partial AC}, \frac{\partial AL}{\partial CL}, \frac{\partial AL}{\partial LB}, \frac{\partial AL}{\partial BA}$ 和 $\frac{\partial AL}{\partial BC}$ 的值.然后,代入式(7)可以计算出 AL 的测量误差 σ_{AL} .

$$\sigma_{AL}^2 = \sum \left(\frac{\partial AL}{\partial e} \right)^2 \sigma_e^2 = \left(\frac{\partial AL}{\partial AC} \sigma_{AC} \right)^2 + \left(\frac{\partial AL}{\partial CL} \sigma_{CL} \right)^2 + \left(\frac{\partial AL}{\partial LB} \sigma_{LB} \right)^2 + \left(\frac{\partial AL}{\partial BA} \sigma_{BA} \right)^2 + \left(\frac{\partial AL}{\partial BC} \sigma_{BC} \right)^2 \tag{7}$$

其中 $e=AC, CL, LB, BA, BC$. $\sigma_{AC}, \sigma_{CL}, \sigma_{LB}, \sigma_{BA}, \sigma_{BC}$ 分别为 AC, CL, LB, BA, BC 的测量误差^[14]. □

根据第 2.1 节中假设条件(2)~(4),通过理论分析和实验验证,当网络连接度大于 9.22 时,在移动自组网中使用 Euclidean 测距法计算 2 跳、3 跳、4 跳节点距离是可用率在 99% 以上,其中可用率用公式(8)定义,表示 Euclidean 测距法在移动自组网中的可行性程度.Euclidean 测距法在 2 跳邻居节点间的可用率如图 2 所示,Euclidean 测距法在计算相距 3 跳、4 跳邻居节点距离的可用率是 100%.由于篇幅所限,理论分析和实验过程不赘述.由于 SSOLA 算法使用的最大局部图半径为 2 跳,即局部图中最远节点距离为 4 跳,因此,Euclidean 测距法可以以 99% 可用率满足 SSOLA 算法的需要,极少数不能使用 Euclidean 测距法的情况,可以使用最短路径法.

$$n\text{跳可用率} = \frac{\text{允许采用Euclidean测距法计算的}n\text{跳邻居数}}{\text{网络中总的}n\text{跳邻居数}} \quad (8)$$

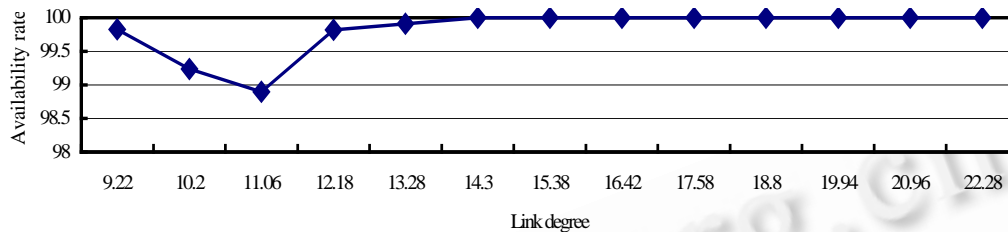


Fig.2 Success rate of Euclidean measurement in two-hop range in MANET

图 2 Euclidean 测距法在移动自组网中的 2 跳可用率

3 实验研究及性能评测

3.1 仿真场景及参数

我们在 Matlab 7.0 中仿真实现了 SSOLA 算法,其中 MDS 分析使用 *cmdscale()* 函数,求精使用 *lsqnonlin()* 函数.对 100 个节点的移动自组网进行定位仿真,节点分布范围是 $1000\text{m} \times 1000\text{m}$.由于 2 维和 3 维坐标定位的区别仅在于:进行 MDS 坐标分析后,保留结果中前 2 个(或 3 个)最大特征向量,并构建一个 2 维(或 3 维)局部图,因此,为了便于描述,我们在仿真实验中使用 2 维定位.节点间的测距使用真实距离掺入高斯噪声后取绝对值得到.假定真实距离为 d ,距离误差为 e_r ,则测距为 $abs(d(1+N(0,e_r)))$.运动场景中节点移动模型为广泛使用的随机路点模型(random way point model,简称 RWPM)^[11],在任一时刻,可以认为节点满足随机分布.网络连接度是通过改变节点无线射程 R 来调整的,当 R 增大时,网络连接度也增大.图 3 是某一时刻仿真场景图,图中节点无线射程 $R=250\text{m}$,网络平均连接度为 16.42,圆圈和连线表示节点真实位置和连接,节点右侧的数字为节点 ID,括弧中的数字表示该节点的连接度.

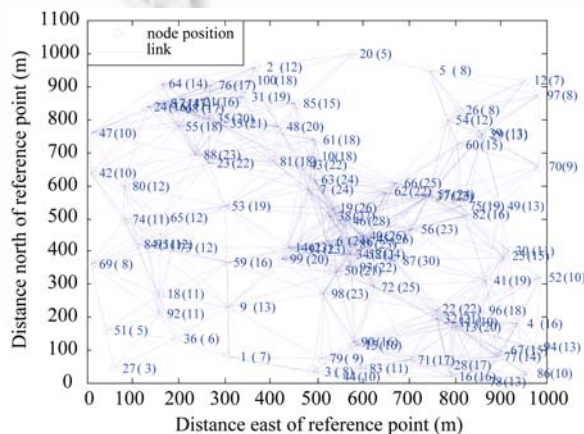


Fig.3 A scene in the simulation

图 3 某一时刻仿真场景图

3.2 实验结果

采用上述实验方案,我们使用 SSOLA 算法对某一时刻移动自组网的节点位置进行估计.

图 4 显示了 SSOLA 算法得到的全局相对位置图.图 4 中菱形表示估计的节点位置,该节点位置是在没有锚节点的情况下获得的,因此,节点坐标只表示相对位置关系,没有地理意义.图 5 显示了经过 Step 5 得到的全局绝对位置图.图 5 中的菱形表示估计的节点位置,圆圈表示真实的节点位置,它们右侧的编号表示该节点的 ID 号,

括弧中的数字表示该节点的连接度,其中节点位置既体现了相对位置关系又具有地理意义.由图 5 可知,菱形和圆圈达到了较好的吻合.

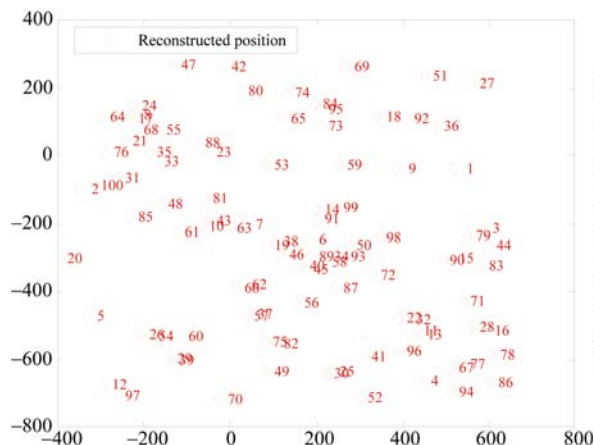


Fig.4 Relative whole map
图 4 全局相对位置图

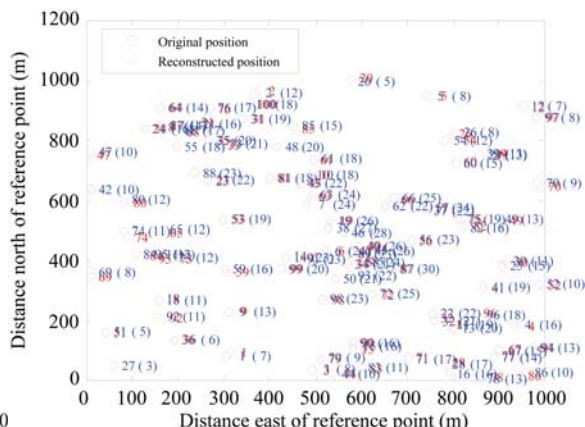


Fig.5 Absolute whole map
图 5 全局绝对位置图

下面从定位误差、测量误差、锚节点比例、网络平均连接度、功耗、可扩展性等方面进一步测评 SSOLA 算法的性能^[12,13].同时,由于 MDS-MAP(P)算法是基于 MDS 定位算法中性能最优的代表,因此,在相同条件下,将 SSOLA 算法与 MDS-MAP(P)算法的执行结果进行比较.

(1) 测量误差对定位误差的影响.测量相邻节点之间的距离时,会产生测量误差.实验中,考虑测量误差为 5%,10%,15%,20%,30%,50% 这 6 种情况,锚节点个数为 5.结果如图 6 所示,当测量误差为 30%和 50% 时,MDS-MAP(P)算法的定位误差都超过 200%,缺乏实际意义,因此没有标出数据点.由图 6 可知:SSOLA 算法较 MDS-MAP(P)算法对测量误差有更强的容错性,定位误差平均下降约 55 个百分点(测量误差 $\leq 20\%$);当测量误差 $\leq 20\%$,SSOLA 算法定位精度 $\leq 20\%$,且比较平稳.

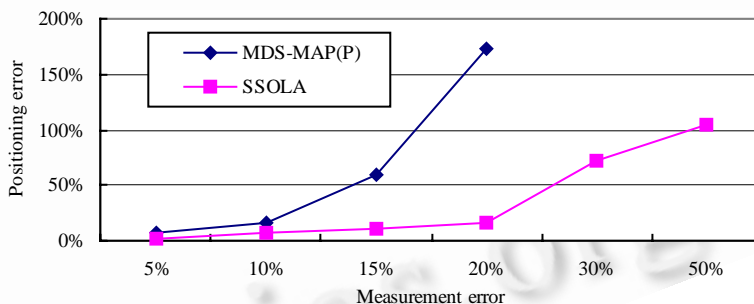


Fig.6 Positioning error under different measurement error
图 6 不同测量误差下的定位误差

(2) 锚节点比例对定位误差的影响.实验中,考虑锚节点比例变化范围是 3%~13%,即使用 3~13 个锚节点,分别在网络连接度为 11.22,16.42 和 22.28 这 3 种情况下进行测试,同时,与 MDS-MAP(P)算法在连接度为 16.42 时执行结果进行比较,结果如图 7 所示.由图 7 可知:(a) 从整体上看,两种算法定位误差随锚节点数目的增加而减小;(b) 当锚节点比例 $\geq 5\%$ 或者网络连接度较高(≥ 16.42)时,锚节点的数目增加对 SSOLA 算法定位误差改善不明显;(c) 从有 5 个锚节点开始,在不同连接度的情况下,SSOLA 算法定位误差都达到较小值,并保持平稳;(d) 在相同连接度(16.42)下,SSOLA 算法的定位误差较 MDS-MAP(P)算法平均低约 5.53 个百分点.

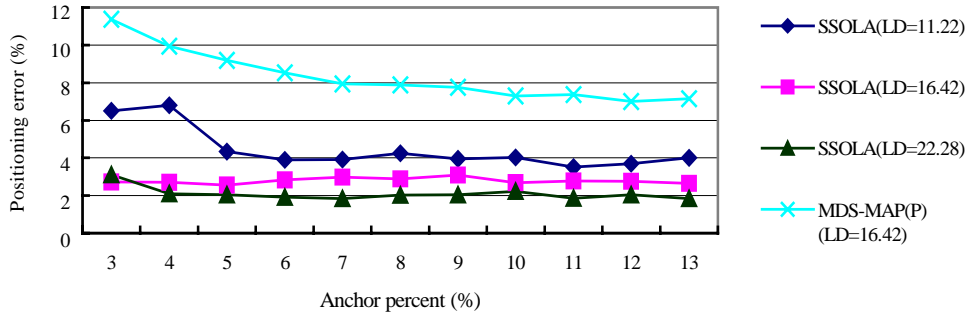


Fig.7 Positioning error under different anchor percent

图 7 不同锚节点比例下的定位误差

(3) 网络平均连接度对定位误差的影响. 实验中, 考虑连接度变化范围是 7.58~22.28, 即节点无线射程 $R=160\text{m}\sim 300\text{m}$, 锚节点个数为 5, 计算 SSOLA 算法的定位误差, 并在相同条件下, 与 MDS-MAP(P) 算法的执行结果进行比较, 其中 MDS-MAP(P) 算法也采用 1 跳和 2 跳相结合的局部图, 比较结果如图 8 所示. 由图 8 可知: (a) 从整体上看, 两种算法的定位误差随着网络连接度的增加而降低, 这是因为两种算法都使用连接信息进行定位, 当网络连接度越高时, 可用连接信息越多, 定位效果也就越好; (b) 与 MDS-MAP(P) 算法相比, SSOLA 算法的定位误差低且平稳, 当连接度 ≥ 11.1 时, 定位误差稳定在 3%~2% 范围内, 较 MDS-MAP(P) 算法平均低 6.88 个百分点 (3.02%~9.90%), 表明当网络连接度较大时, SSOLA 算法受网络连接度影响较小, 具有良好的可扩展性; (c) 当 $8.38 \leq \text{连接度} \leq 10.02$ 时, SSOLA 算法定位误差较大且出现波动, 定位误差分别为 8.59%, 19.95% 和 7.16%, 其原因有两方面: 一是随着网络连接度变小, 局部图中的连接信息也变少, 导致局部图定位误差增大; 二是当网络连接度较小时, 可用于坐标系变换的共同节点较少, 导致合并过程的误差增大, 但是与 MDS-MAP(P) 算法 (定位误差分别为 64.3%, 203.3%, 101.8%) 相比, SSOLA 算法的定位误差仍然较小. 需要说明的是: (a) 当连接度 ≤ 7.58 时, 网络中出现孤点, 不满足第 2.1 节中的假设条件, 因此, 图 8 中的有效数据从连接度=8.38 开始统计; (b) 当 $8.38 \leq \text{连接度} \leq 10.02$ 时, 由于连接度较低, 局部图合并时使用 4 个共同节点进行坐标系变换, 当 $11.06 \leq \text{连接度} \leq 22.28$ 时, 局部图都较大, 局部图合并时使用 6 个共同节点进行坐标系变换; (c) 当连接度=8.38, 9.22 和 10.02 时, MDS-MAP(P) 算法的定位误差过大, 分别为 64.30%, 203.29% 和 101.78%, 为了便于其他更多数据的分析, 在图 8 中没有标识出相应的数据点.

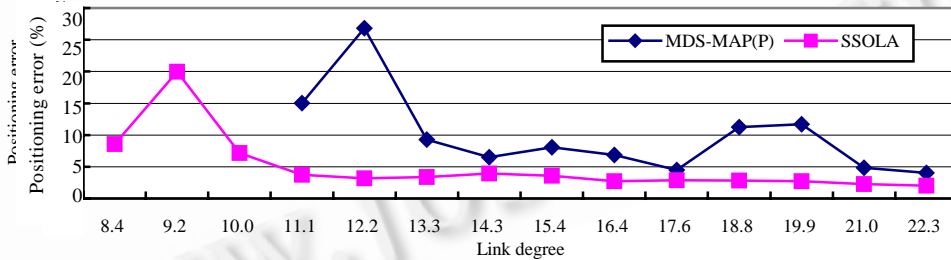


Fig.8 Positioning error under different link degree

图 8 不同网络连接度下的定位误差

(4) 功耗. 这里着重比较由计算复杂度导致的时间消耗情况. 实验结果见表 1. 由表 1 可知, 在其他条件相同时, 连接度越大, 时间消耗越大; 当 MDS-MAP(P) 算法采用推荐的 2 跳局部图法时, 其耗时大约是 SSOLA 算法的 1.5~4 倍, 可见 1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制对降低计算复杂度有着明显的作用.

Table 1 Time cost of MDS-MAP(P) and SSOLA

表 1 MDS-MAP(P)和 SSOLA 的时间消耗表

LD	MDS-MAP(P) (2hops)	SSOLA (1,2hops)	Rate (Approximatively)
8.38	43s	33s	1.3 : 1
11.06	96s	37s	2.6 : 1
13.28	195s	65s	3.0 : 1
16.42	365s	118s	3.1 : 1
22.28	1230s	368s	3.4 : 1

Table 2 Computing complexity of each step in two algorithms

表 2 两算法各步骤复杂度表

Process	Complexity	Comments
Step 1: Set hops of local maps	$O(n)$	n is the number of nodes (the same below)
Step 2: Compute local maps	$O(k^3n)$	k is the average number of nodes in local maps
Step 3: Merge local maps	$O(k^3n)$	k is the average number of nodes in local maps
Step 4: Refine global map	$O(n^3)$	Optional
Step 5: Compute global map	$O(r^3+n)$	r is the number of anchor nodes

理论分析:经分析,两种算法各步骤的计算复杂度相同,见表 3.实验中,两算法都没有使用 Step4 求精全局图,则两种算法总的计算复杂度 T 都可以用式(9)表示:

$$T=O(n)+O(k^3n)+O(k^3n)+O(r^3+n) \tag{9}$$

其中, n 为总的节点数, k 为局部图中的平均节点数, r 为锚节点个数.根据前面分析, k,r 都为有限整数,通常取 $k>11,r=5$.因此, T 与 n 呈线性关系.当 k 较大时, $O(k^3n)$ 较其他几项大得多,式(9)可以简化为

$$T=O(k^3n) \tag{10}$$

设 SSOLA 算法局部图中的平均节点数为 k_1 ,MDS-MAP(P)算法局部图中的平均节点数为 k_2 ,则当 k 较大时,两种算法的计算复杂度之比可用式(11)表示:

$$\frac{T_{SSOLA}}{T_{MDS-MAP(P)}} = \frac{O(k_1^3n)}{O(k_2^3n)} \approx \left(\frac{k_1}{k_2}\right)^3 \tag{11}$$

设网络平均连接度为 LD ,则 1 跳局部图的节点数为 $(LD+1)$;节点无线射程为 R ,则 1 跳局部图内的节点密度 ρ 可以表示为

$$\rho = \frac{LD+1}{\pi R^2} \tag{12}$$

在节点随机分布的网络中,可以近似认为节点分布均匀,则 2 跳局部图内的节点数可以近似为 $(\pi(2R)^2\rho)$.假设 SSOLA 算法中使用 1 跳局部图和 2 跳局部图的概率各为 0.5,则其局部图中的平均节点数 k_1 可由式(13)得到.

$$k_1 = 0.5\pi(2R)^2\rho + 0.5\pi R^2\rho = 2.5(LD+1) \tag{13}$$

同理,MDS-MAP(P)算法的局部图(推荐使用 2 跳局部图)中的平均节点数 k_2 可由式(14)得到:

$$k_2 = \pi(2R)^2\rho = 4(LD+1) \tag{14}$$

将式(13)、式(14)代入式(11)可得:

$$\frac{T_{SSOLA}}{T_{MDS-MAP(P)}} \approx \left(\frac{k_1}{k_2}\right)^3 = \left(\frac{2.5(LD+1)}{4(LD+1)}\right)^3 = \frac{125}{512} \tag{15}$$

由式(15)可知,当仅考虑算法本身的计算量时,MDS-MAP(P)算法计算复杂度大约是 SSOLA 算法的 4 倍,这和表 1 中的测试结果基本一致.

此外,由于 SSOLA 算法利用连接信息对节点进行定位,具有对锚节点的数量及分布依赖小的特点,因此,其允许在网络的任何地方随时增加和移出节点,对网络规模都具有良好的扩展性.同时,如前所述,SSOLA 的计算复杂度与节点总数呈线性关系,再加上,1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制使计算复杂度进一步降低,Euclidean 测距法使输入的距离矩阵误差更小,这些使得 SSOLA 算法的健壮性和可扩展性较 MDS-MAP(P)算法更好.

由文献[2]可知,在相同条件下(测量误差为 5%,5 个锚节点),DV-distance 定位算法的定位误差约为 20%,当

锚节点数增加时,定位误差可以逐渐稳定在 15%附近,当连接度增加时,定位精度没有明显改善.可见,SSOLA 算法较 DV-distance 定位算法在定位精度和网络扩展性更好,更适合大规模网络应用.

4 关于 SSOLA 算法的应用问题

SSOLA 算法既可以独立使用,也可以嵌入到路由算法中一起工作,减小系统规模,提高执行效率.SSOLA 算法的数据源包括两部分:节点距离矩阵和少数锚节点位置坐标.由于 SSOLA 算法对锚节点依赖性小,少数锚节点的位置坐标只需要对少数节点配置 GPS 接收器或事先标定等方式就可以获得,且仅在计算绝对位置图时才用到,所以执行起来对整体网络影响不大;然而,节点距离矩阵的数据量庞大,独立获取和计算将给网络和节点带来较大负担,如果能将 SSOLA 算法的数据获取和移动自组网路由算法结合在一起,共享相关数据结构和传输过程,将有助于 SSOLA 算法的应用与实施.如第 2.3 节所述,当使用 Euclidean 测距法时,SSOLA 算法所需的最基本信息是相距 1 跳的节点距离,进而可以计算出相距 2 跳、3 跳、4 跳及更多跳的节点距离;当不能使用 Euclidean 测距法时,才需要知道最短路径的长度.1 跳邻居距离和最短路径这两方面的信息在常用的移动自组网路由算法中都存在,尤其是在 OLSR 路由协议中,每个节点上都有 1 跳邻居表和 2 跳邻居表.因此,将 SSOLA 算法嵌入到路由算法中是可行的.

基于以上考虑,我们提出将 SSOLA 定位算法和 OLSR 路由算法相融合.具体方法步骤是:

(1) 利用信号强度法测量相邻节点之间的距离.

(2) 在 OLSR 路由算法的 HELLO 信息中增加“邻居距离”字段,用来保存和传递相邻节点之间的距离.相应地,在每个节点维护的 1 跳邻居表、2 跳邻居表中,都增加“邻居距离”字段,用来保存每一对 1 跳或 2 跳邻居节点之间的距离.其中,在计算 2 跳邻居表中 2 跳邻居节点之间的距离时,使用 Euclidean 测距法,如果不满足 Euclidean 测距法条件,则使用最短路径法.

(3) 使用 SSOLA 算法进行定位.在每个节点上利用上述改进的 1 跳和 2 跳邻居表,使用 Euclidean 测距法和最短路径法相结合的方法,获取 1 跳或 2 跳局部图中各节点对之间的距离,构建距离矩阵,使用 SSOLA 算法得到全局位置图.

这样,每个节点都保持一个以自身为中心的 2 跳局部图,即能对其周围 2 跳以内的节点进行定位.必要时,可以使用 SSOLA 算法合并周围的局部图,得到更大的合并子图,直至得到全局图,当有 3 个以上的锚节点坐标时,还可以计算出整个网络的地理位置.同时,由于采用了分布式执行方式,计算量更小.

5 结 论

位置感知是智能空间架构中的基础服务模块.本文分析了基于移动自组网的位置感知技术,并着重提出和仿真验证了一种基于 MDS 的快速位置感知方法 SSOLA.该算法的特点在于:

(1) 仅依据节点自身连接信息对大规模网络节点进行定位,对锚节点的数量和位置依赖小.

(2) 使用 Euclidean 测距法,提高了距离矩阵的准确性,进而改善定位精度.

(3) 采用 1 跳和 2 跳局部图相结合的自适应选择机制,极大地降低了算法的计算复杂度,提高了定位速度.

(4) 允许嵌入到移动自组网路由协议——OLSR 中执行,从整体上减轻了算法执行开销,提高了定位效率.

由于 SSOLA 具有对测量误差容错能力强、对锚节点依赖小、定位精度高、可扩展性好、时间消耗少等优点,因此,可以应用于依靠自身定位的大规模智能空间应用中,如未来指挥所、智能战场等.

致谢 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行,尤其是清华大学计算机科学与技术系史元春教授、美国新泽西州 Stevens Institute of Technology 的任智博士表示感谢.

References:

- [1] Toh CK. Special section on advances in ad hoc mobile communications and networking. *IEICE Trans. on Communication*, 2005,E88-B(9):3499.
- [2] Niculescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) using AoA. In: Bauer F, ed. *Proc. of the IEEE Infocom 2003*. San Francisco: IEEE Computer and Communications Societies, 2003. 1734–1743.
- [3] Savarese C, Rabay J, Langendoen K. Robust positioning algorithms for distributed ad-hoc wireless sensor networks. In: Ellis CS, ed. *Proc. of the USENIX Technical Annual Conf. Monterey: USENIX Press*, 2002. 317–327.
- [4] Avvides A, Park H, Srivastava MB. The bits and flops of the N -hop multilateration primitive for node localization problems. In: Raghavendra CS, Sivalingam K, eds. *Proc. of the 1st ACM Int'l Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications*. ACM Press, 2002. 112–121.
- [5] Bahl P, Padmanabhan VN. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. In: Sidi M, Sengupta B, eds. *Proc. of the IEEE Infocom 2000 Conf. on Computer Communications, Vol.2*. Tel Aviv: IEEE Computer and Communications Societies, 2000. 775–784.
- [6] Shang Y, Ruml W, Zhang Y. Location from mere connectivity. In: Gerla M, Akyildiz I, eds. *Proc. of the 4th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc 2003)*. Annapolis: ACM Sigmoblie, 2003. 201–212.
- [7] Hightower J, Borriello G. Location sensing techniques. Technical Report, UW CSE 2001-07-30, Seattle: Department of Computer Science and Engineering, University of Washington, 2001.
- [8] Shang Y, Ruml W. Improved MDS-based Location. In: Li VOK, Krunz M, eds. *Proc. of the 23rd Conf. of the IEEE Communications Society*. Hong Kong: IEEE Computer and Communications Societies, 2004. 2640–2651.
- [9] Ahmed AA, Shi HC, Shang Y. SHARP: A new approach to relative localization in wireless sensor networks. In: Ni LM, ed. *Proc. of the 25th IEEE Int'l Conf. on Distributed Computing Systems Workshops*. Columbus: IEEE Computer and Communications Societies, 2005. 892–898.
- [10] Borg I, Groenen PJF. *Modern Multidimensional Scaling*. 2nd ed., New York: Springer-Verlag, 2005.
- [11] Marwaha S, Tham CK, Srinivasan D. Mobile agents based routing protocol for mobile ad hoc networks. In: Mao CK, Hsueh JCC, Liang LS, eds. *Proc. of the IEEE Global Telecommunications Conf. on 2002*. Taipei: IEEE Communications Society, 2002.
- [12] Shang Y, Shi HC, Ahmed AA. Performance study of location methods for ad-hoc sensor networks. In: Agrawal DP, ed. *Proc. of 2004 IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems*. Fort Lauderdale: IEEE Computer Societies, 2004. 184–193.
- [13] Wang FB, Shi L, Ren FY. Self-Localization systems and algorithms for wireless sensor network. *Journal of Software*, 2005,16(5): 857–868 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/857.htm>
- [14] Niculescu D, Nath B. DV based positioning in ad hoc networks. *Journal of Telecommunication Systems*, 2003,22(1-4):267–280.

附中文参考文献:

- [13] 王福豹,史龙,任丰原.无线传感器网络中的自身定位系统和算法. *软件学报*,2005,16(5):857–868. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/857.htm>



明亮(1979—),男,湖北武汉人,博士生,助理研究员,CCF 学生会员,主要研究领域为普适计算,网络技术.



谢桂海(1941—),男,教授,主要研究领域为普适计算,RFID,多媒体技术.



赵刚(1969—),男,研究员,主要研究领域为网络技术.



王春雷(1977—),男,助理研究员,主要研究领域为网络技术.