

一种约束粒子群优化的无线传感器网络节点定位算法

欧阳丹彤 何金胜 白洪涛

(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130012)

(吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室 长春 130012)

摘 要 节点定位是无线传感网络的关键技术。无线电测距虽然精度高,但用最小二乘法进行节点定位的误差较大。为了提高基于测距的无线传感器网络节点定位的精度,把节点定位问题转换成约束优化问题,再运用粒子群优化算法进行求解。求解过程中,通过设定约束适应度函数和距离适应度函数,降低了搜索的计算量,加快了收敛速度,最终较快地得到较优解。仿真实验表明,约束粒子群优化定位算法与最小二乘法相比,在不同测距误差、不同测距半径、不同锚节点数和不同节点数的情况下,都能得到更高精度的解。这说明此算法具有更强的抗误差性、更好的收敛性和更少的硬件设备投入等优点,另外在节点稀疏的网络中定位效果也更优越。

关键词 无线传感器网络,节点定位,粒子群优化,约束优化

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Constraint Particle Swarm Optimization Algorithm for Wireless Sensor Networks Localization

OUYANG Dan-tong HE Jin-sheng BAI Hong-tao

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

(Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract Node localization is a key technology of wireless sensor networks. Although radio-ranging is accuracy, using least squares algorithm for node localization may lead to big error. To increase the node localization accuracy of range-based wireless sensor network, in this paper, the node localization problem was transformed into a constrained optimization problem, and then the problem was solved by using particle swarm optimization algorithm. In the solution process, by setting the constraint fitness function and the distance fitness function, the search computation was reduced, the convergence rate was speeded up, and a better solution was achieved faster. The result from simulation experiments show that compared with least squares algorithm, under the circumstances of different ranging error, different distance radius, different number of anchors and different number of nodes, applying this algorithm can achieve a solution with more accuracy. This shows that the algorithm has stronger anti-error, better astringency and less investment in hardware, etc. In addition, it performs better in the sparse network node localization.

Keywords Wireless sensor networks, Node localization, Particle swarm optimization, Constraint optimization

无线传感器网络是一种全新的信息获取平台,能够实时监测、感知和采集网络分布区域内的各种环境和检测对象的信息,并将这些信息发送到网关节点,以实现复杂的指定范围内的目标检测与跟踪,从而给用户提供更详尽而准确的信息。该网络有巨大的科学意义和广阔的应用前景,被认为是将对21世纪产生巨大影响力的高技术之一^[1]。

在许多应用中,传感器网络采集的信息与节点的位置息息相关,因此节点定位是传感器网络的关键技术。常见的无线传感器网络节点定位技术可以分为与距离无关的定位算法(质心算法^[2], APIT^[3], DV-Hop^[4]等)和基于距离的定位算法(TOA^[5], TDOA^[6], RSSI^[7], AOA^[8]等)。与距离无关的定位算法无需额外的硬件支持,成本低,但定位精度较低,不能满

足一些实际应用。

基于距离的定位算法包括测距和定位计算两个步骤。节点定位计算方法包括三角测量法、三边定位算法、最小二乘法等^[9]。三角测量法所利用的 AOA 测距技术易受外界环境影响,设备引起的很小角度误差都足以使测量效果很差。而由于节点间测距存在误差,三边定位算法在实际应用中定位精度不高。这是因为在求解一个未知节点时,三角测量法只利用了两个锚节点,三边测量法也只利用了三个锚节点,虽然两者都不用进行较多的浮点运算,定位计算比较快,但测量误差对它们的结果的影响比较大。为了提高定位精度,充分利用已有锚节点的位置信息,可以使用最小二乘法。通过多个锚节点来定位一个非锚节点,由于进行了相对较多的浮点运算,

到稿日期:2010-08-10 返修日期:2010-12-07 本文受国家自然科学基金重大项目基金(60496320, 60496321), 国家自然科学基金(60973089, 60773097, 60873148), 吉林省科技发展计划项目基金(20080107)资助。

欧阳丹彤(1968—),女,教授,博士生导师,CCF会员,主要研究方向为基于模型的诊断和定理机器证明等, E-mail: ouyangdantong@163.com; 何金胜(1987—),男,硕士生,主要研究方向为计算智能; 白洪涛(1975—),男,博士,主要研究方向为高性能计算、基于模型的验证等。

使得计算结果受测量误差的影响降低了。但是,采用这种方法求得的解的准确程度受制于指定一个锚节点所存在的误差。

本文针对传统定位计算方法的不足,提出一种基于约束粒子群优化算法(Constraint Particle Swarm Optimization, CPSO)的节点定位算法。把节点定位问题转化为约束优化问题,再运用适合处理较大规模浮点运算的粒子群优化算法进行求解。算法在求解过程中,通过设定两个适应度函数,即约束适应度和距离适应度,降低了搜索的计算量,加快了收敛速度,最终较快地得到较优解。通过仿真实验说明此方法具有优良的定位性能,与最小二乘法相比能求出较高精度的解。

1 问题描述

本文将无线传感器网络中需要定位的节点称为未知节点,已知坐标位置并协助未知节点定位的节点称为锚节点,在一个节点通信半径内并可直接通信的节点称为其邻居节点。节点定位是无线传感器网络配置和运行的一个基本和关键问题。所谓定位是指依靠网络中少量的锚节点,通过邻居节点间有限的通信和某种定位机制来确定网络中所有未知节点的位置。通常配置网络时不能对所有节点实施精确控制和人工设置,只能配置少部分锚节点,再通过锚节点定位其余节点。

本文以节点的二维平面定位进行讨论,相同方法可以推广到三维空间定位。定位一个未知节点时,只要知道其3个邻居锚节点的位置和未知节点到锚节点的距离,便可列方程组求出待求节点的位置。在基于距离的定位算法中,三边定位测量法是计算坐标的基本途径。但缺点是由于传播过程中的损耗会产生一定的测距误差,因此可能存在无解的情况。因此在实际定位时,一般不采用这种方法,而可以采用最小二乘法,通过引进更多的定位信息来减少个别测距误差对定位结果的影响。

采用最小二乘法实现节点定位的原理如图1所示。

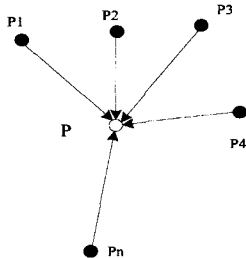


图1 最小二乘法示意图

若已知 $n(n > 3)$ 个锚节点 $P_1(x_1, y_1), P_2(x_2, y_2), \dots, P_n(x_n, y_n)$ 以及它们到未知节点 $P(x, y)$ 的测量距离分别为 $d_1, d_2, \dots, d_n$, 则有

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 = d_1^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x-x_n)^2 + (y-y_n)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (1)$$

方程组(1)为非线性方程组,不利于求解。用方程组的前 $n-1$ 个方程减去第 n 个方程后,得

$$\begin{cases} 2(x_1-x_n)x + 2(y_1-y_n)y = x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 - d_1^2 + d_n^2 \\ 2(x_2-x_n)x + 2(y_2-y_n)y = x_2^2 - x_n^2 + y_2^2 - y_n^2 - d_2^2 + d_n^2 \\ \vdots \\ 2(x_{n-1}-x_n)x + 2(y_{n-1}-y_n)y = x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 - d_{n-1}^2 + d_n^2 \end{cases} \quad (2)$$

用线性方程组表示为 $AL=b$, 其中

$$A = \begin{bmatrix} 2(x_1-x_n) & 2(y_1-y_n) \\ 2(x_2-x_n) & 2(y_2-y_n) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1}-x_n) & 2(y_{n-1}-y_n) \end{bmatrix} \quad L = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 - d_1^2 + d_n^2 \\ x_2^2 - x_n^2 + y_2^2 - y_n^2 - d_2^2 + d_n^2 \\ \vdots \\ x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 - d_{n-1}^2 + d_n^2 \end{bmatrix}$$

由于存在测距误差,合理的线性方程组应该是 $AL+N=b$, N 为 $n-1$ 维随机误差向量。使用标准的最小二乘法可以得到方程组的最小二乘解为

$$L = (A^T A)^{-1} A^T b$$

由于向量 b 中的每个元素都包含 d_n , 而 d_n 是带有误差的测量距离,因此最小二乘解的准确程度受制于 d_n 。如果 d_n 的误差足够小,那么求得的向量 L 还能满足要求;但是如果 d_n 的误差本来就很大,那么无论 $d_1, d_2, \dots, d_{n-1}$ 多么精确,求得的解误差都将很大。这样虽然简化了求解非线性方程组的过程,却有可能牺牲解的精度。针对此情况,本文把问题转化成约束优化问题。

假设锚节点 $P_1(x_1, y_1), P_2(x_2, y_2), \dots, P_n(x_n, y_n)$ 到未知节点 $P(x, y)$ 的真实距离为 $r_1, r_2, \dots, r_n$, 并假设传感器测距误差范围分别为 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$, 则有 $|r_i - d_i| < \epsilon_i$, 其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。再由式(1)可知,对于未知节点坐标 (x, y) 满足以下约束条件:

$$\begin{cases} d_1^2 - \epsilon_1^2 \leq (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 \leq d_1^2 + \epsilon_1^2 \\ d_2^2 - \epsilon_2^2 \leq (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 \leq d_2^2 + \epsilon_2^2 \\ \vdots \\ d_n^2 - \epsilon_n^2 \leq (x-x_n)^2 + (y-y_n)^2 \leq d_n^2 + \epsilon_n^2 \end{cases} \quad (3)$$

求解 (x, y) , 使得

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - d_i^2 \quad (4)$$

求解过程中,首先由式(3)得到一个可行解区域,而最优解必定是属于可行解区域的,如此便大大缩小了解空间。再由式(4)计算,当 $f(x, y)$ 取最小值时,总误差最小,此时的坐标 (x, y) 将为最优值。从式(3)可知, $f(x, y)$ 的求解并不受限于其中某个方程,即使存在某个锚节点的测距误差较大,对于 (x, y) 的最终求解影响也不大。

如上所述,便把节点定位问题转化成约束优化问题。对于式(4)的求解是个非线性最优化问题,如果用传统的数学方法求解是很困难的。而粒子群算法被人们用来解决约束优化问题和整数规划问题。实验结果表明,用粒子群算法求解约束优化问题是高效的^[10, 11]。

2 粒子群求解约束优化问题

2.1 算法原理

粒子群优化算法最初是受到飞鸟集群活动的规律性启发,进而利用群体智能建立的一个简化模型^[12]。粒子群算法在观察动物集群活动行为的基础上,利用群体中的个体对信息的共享使整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,通过迭代寻找最优解。该算法将优化问题中的每一个可能解视为搜索空间中的一个“粒子”,所有粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值和一个飞行速度。这些粒子在搜索空间中根据自身和同伴的飞行经验,不停地向

较优粒子靠拢。

粒子群算法描述如下:假设搜索空间是 D 维的,并且群体中有 m 个粒子,那么群体中的第 i 个粒子可以表示为一个 D 维的向量, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 它所经历过的“最好”位置记作 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 其中 $i=1, 2, \dots, m$ 。粒子的每个位置表示待求解问题的一个潜在解,把它代入目标函数,就可以得到与之相对应的一个适应度值,以此来评判粒子当前的“好坏”程度。算法执行过程中,粒子群内的个体目前为止搜索到的最优位置记作 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$, 则粒子的位置和速度根据如下方程变化:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (5)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (6)$$

式中, $i=1, 2, \dots, m, d=1, 2, \dots, D, k$ 为迭代次数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数,用于保持群体的多样性, ω 称作惯性权重; c_1 和 c_2 称为学习因子(也叫加速因子),使粒子具有自我总结和向群体中优秀粒子学习的能力,从而向自身经历过的最优点和群体历史最优点靠近。

标准粒子群算法基本流程如下:

第一步 初始化粒子群,随机设定 m 个粒子的初始位置和初始速度。

第二步 计算各个粒子的适应度值。

第三步 对每个粒子,将它的当前位置的适应度值和它经历过的最好位置 P_i 的适应度值 P_{ibest} 进行比较,如果当前位置比 P_{ibest} 好,更新 P_i 和 P_{ibest} ; 否则,保持 P_{ibest} 不变。

第四步 对每个粒子,将它的当前位置的适应度值和群体中所有粒子经历过的最好位置 P_g 的适应度值 P_{gbest} 进行比较,如果当前位置比 P_{gbest} 好,更新 P_g 和 P_{gbest} ; 否则,保持 P_{gbest} 不变。

第五步 根据式(5)和式(6)调整各个粒子的速度和位置。

第六步 如果达到结束条件,则结束;否则转到第二步。

一般将终止条件设定为达到预设的运算精度或达到一个预设的最大迭代次数。

2.2 求解约束优化问题

用粒子群优化算法求解式(4)。首先,把上面问题模型的约束条件(3)转化成

$$g(x, y) = \min_{i=1}^n C_i(x, y) \quad (7)$$

对于 (x, y) , 若式(3)中第 i 个约束条件是可满足的,则 $C_i(x, y) = 0$ 。当所有的约束条件都满足时, $g(x, y) = 0$, 则找到了一个可行解^[13]。粒子群以 $g(x, y)$ 作为适应度函数进行搜索,便可迅速找到可行解空间,而后便可从可行解空间中继续搜寻最优解。对于这两个搜索过程的处理方法大致有两种:

(1) 粒子群的实现设定两个适应度函数,分别为式(4)、式(7)。粒子进行搜索时,先以式(7)进行比较,只有式(7)值为 0 时才比较式(4)。

(2) 结合式(4)和式(7),通过添加惩罚函数 σ , 使适应度函数转化为

$$p(x, y) = f(x, y) + \sigma(g(x, y)) \quad (8)$$

当不满足的条件比较多时,惩罚函数 σ 值较大,则 $p(x, y)$ 值较大,适应度降低^[14]。

其中方法 1 先快速收敛至可行解空间,只有在找到可行解之后,才进行式(4)的比较,可提高粒子群的收敛速度,并减

少计算量。方法 2 添加惩罚函数后,把二维空间内的解都当成可行解进行比较,能降低陷入局部最优的可能性。但由于实际上适应度值比较的并不一定都是可行解,增加了计算量,此外惩罚函数的设定也是比较复杂的。鉴于以上分析,本文采用的是前一种方法。在确定了适应度函数之后,粒子群算法便可结合各种策略(如遗传思想、模拟退火、混沌粒子、耗散粒子、小生境粒子、多粒子协同等)进行算法优化,根据实际情况采取最优方法,可大大避免陷入局部最优。

3 一种 CPSO 的节点定位

假设在一个无线传感器网络中总共存在 N 个节点,其中有 M 个节点为锚节点, $N-M$ 个非锚节点。 M 个锚节点的坐标是已知的、经人工测量的没有误差的真实值。除此之外,各个节点间的距离也能由无线传感器测得。但锚节点与非锚节点、非锚节点与非锚节点之间的测距都是有一定误差范围的,比如 10%。此外节点间的距离都应该在传感器的测距半径范围内。这里假设,无线传感器网络中没有孤立点,即每个非锚节点的临近节点数至少为 3。这里不讨论存在孤立点的可能性,也不讨论锚节点过于部分集中的情况,因这些属于无线传感器网络的布局问题,不在本文讨论范畴。

随着无线传感器网络节点定位计算的进行,原来的非锚节点在获得计算坐标后成为新的锚节点,而后协助原有的锚节点对剩余的非锚节点进行定位计算。整个网络就是靠这样的机制逐渐覆盖所有的非锚节点。一般来说,只有 M 个锚节点的坐标是没有误差的,而通过定位算法计算而得的每个节点坐标都是有一定误差的。因此对于通过计算而定位的节点坐标,便显得没有原始锚节点坐标的可信度那么强了。随着网络覆盖的进行,这种误差的累积将会越来越大^[15]。为了有效降低误差的累积,可为每个锚节点添加一个可信度量,其值与新生成锚节点数成反比。随着定位计算的多次进行,新锚节点的可信度逐渐下降。这样,新生成锚节点的可信度将比原本存在的锚节点可信度低。于是可把式(4)做如下改进:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 - d_i^2} \cdot \xi_i \quad (9)$$

式中, n 为所求非锚节点的邻居锚节点个数, ξ_i 为第 i 个锚节点的可信度。

综上所述,本文提出了一种基于约束粒子群的优化算法(CPSO)。假设传感器网络中有 N 个节点,其中 M 个锚节点,节点间距离可测得,计算其余 $N-M$ 个非锚节点坐标。其算法流程如下:

第一步 从 $N-M$ 个非锚节点中,选出一个邻居锚节点(与锚节点的测量间距在一个测距半径之内)个数最多的非锚节点 $N_{\max}$ 进行下一步搜索,设 $N_{\max}$ 的邻居锚节点个数为 num 。

第二步 根据式(3),由 $N_{\max}$ 的这 num 个邻居锚节点坐标值和测距,可以得到 num 个约束条件,进而以式(7)为 CPSO 搜索的第一适应度评价函数,以式(9)为 CPSO 搜索的第二适应度评价函数。

第三步 随机初始化粒子群中每个粒子的初始位置 X_i 和初始速度 V_i 。

第四步 计算各个粒子的第一适应度值。对每个粒子,比较它的第一适应度值和它经历过的最好位置 P_i 的第一适应度值 P_{ibest1} , 如果比 P_{ibest1} 好,更新 P_i 和 P_{ibest1} ; 否则转到下

一步。当 P_i 更新后,再比较 P_{ibest1} 和其群体内经历过的最好位置 P_g 的第一适应度值 P_{gbest1} ,如果比 P_{gbest1} 好,更新 P_g 和 P_{gbest1} ;否则继续下一步。

第五步 若第一适应度值不为零,则无须进行第二适应度值的计算和比较,直接跳到第六步。否则计算各个粒子的第二适应度值,对每个粒子,比较它的第二适应度值和它经历过的最好位置 P_i 的第二适应度值 P_{ibest2} ,如果比 P_{ibest2} 好,更新 P_i 和 P_{ibest2} ;否则转到下一步。当 P_i 更新后,再比较 P_{ibest2} 和其群体内经历过的最好位置 P_g 的第二适应度值 P_{gbest2} ,如果比 P_{gbest2} 好,更新 P_g 和 P_{gbest2} ;否则继续下一步。

第六步 根据式(5)和式(6)调整各个粒子新的速度 X_i 和位置 V_i 。

第七步 如果第二适应度值 P_{gbest2} 足够小,或者搜索达到一个预设的最大迭代次数,则转到第八步,否则转到第四步。

第八步 由上面的步骤可求得 N_{max} 的坐标 (x, y) ,把此非锚节点 N_{max} 标识为锚节点,总锚节点个数加 1。若锚节点个数达到 N 时,传感器网络中的所有节点坐标定位完毕,算法结束;否则,转到第一步。

由上面的算法步骤可以看出,只有当第一适应度值为零时,才去比较第二适应度值,即只有粒子满足式(3)所有的约束条件,且粒子位于可行域内,才进行误差的比较,从而节省非可行解的计算开销。如此便可使粒子迅速向可行域靠拢,加快了粒子的收敛速度。

4 仿真实验及结果分析

假设仿真实验是在边长为 100m 的正方形测量区域中。粒子群参数为 $c_1=c_2=1.496$, $w=0.73$,粒子数为 20,最大迭代次数为 200,重复计算次数为 100。最大步长 V_{max} 与无线传感器网络节点布设区域的跨度有关,在实验中取最大步长为最大跨度的 1/10,即 $V_{max}=10m$,实验发现取该值时算法收敛较快,并可有效避免陷入局部最优。

为了达到仿真效果,先随机生成所有节点坐标,根据生成的坐标,再生成带有误差的节点间距。超过测距半径的,则设为 -1,代表不可测距。定位计算开始时,已知锚节点的坐标和所有节点间的测距。而其余最初生成的非锚节点的真实坐标用于与定位算法的计算所得坐标进行误差比较。实验的评价指标为平均定位误差,即

$$\sum_{i=1}^{100} \sqrt{(x_i - x_i')^2 + (y_i - y_i')^2} / (N - M) \quad (10)$$

式中, x_i, y_i 为计算所得节点坐标, x_i', y_i' 为节点的真实坐标。

下面将分别在不同测距误差、不同测距半径、不同锚节点数和不同节点数的情况下,比较本文 CPSO 定位算法和最小二乘法的定位效果。

4.1 不同测距误差下的定位结果比较

在仿真区域内随机分布 100 个节点,其中初始锚节点数 10 个,设定测距半径为 30m。图 2 给出了平均定位误差随测距误差变化的情况。由图可知,利用 CPSO 算法比最小二乘法计算的定位算法能达到更小的定位误差。当测距误差增大时,CPSO 算法的定位精度提高的趋势更为明显。从实验效果上看,CPSO 算法具有更优的抗误差性。

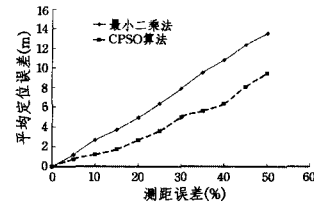


图2 测距误差-平均定位误差

4.2 不同测距半径下定位结果比较

在仿真区域内随机分布 100 个节点,其中初始锚节点数 10 个,设定测距误差为 30%,而测距半径是变化的。图 3 给出了两种算法的计算平均定位误差随测距半径变化的情况。由图可知,利用 CPSO 算法比最小二乘法计算的定位算法能达到更小的定位误差,尤其是当测距半径较小时优势更为明显。这说明在节点比较稀疏的无线传感器网络中,CPSO 算法比最小二乘法更优越。

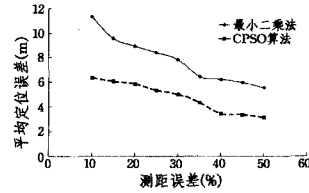


图3 测距半径-平均定位误差

4.3 不同锚节点数下定位结果比较

在仿真区域内随机分布 100 个节点,设定测距半径为 30m,测距误差为 30%,而初始锚节点个数是变化的。比较使用 CPSO 算法和使用最小二乘法计算的定位算法在初始锚节点数量不同时的平均定位误差,实验结果如图 4 所示。从图中可以看出,在相同定位误差的情况下,利用 CPSO 算法所需的锚节点数少于利用最小二乘法的,由此可见,CPSO 算法更能充分利用已知的锚节点信息,更能节省定位成本。

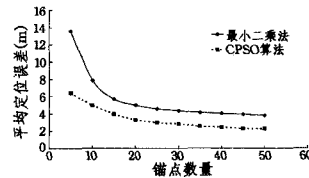


图4 锚节点数量-平均定位误差

4.4 不同节点数下的定位结果比较

在仿真区域内随机分布变化数量的节点,设定初始锚节点数为 10 个,测距半径为 30m,测距误差为 30%。比较利用 CPSO 算法与利用最小二乘法计算的定位算法在不同节点数情况下的平均定位误差,结果如图 5 所示。从图中可以看出,在节点数相同的情况下,利用 CPSO 算法的平均定位误差小于利用最小二乘法的。这是因为 CPSO 算法比最小二乘法有更好的收敛性。

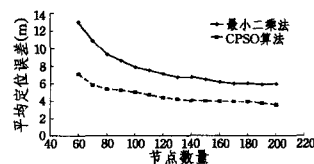


图5 节点数量-平均定位误差

结束语 节点定位是无线传感器网络应用的基础。本文提出一种基于约束粒子群优化的 CPSO 定位算法。算法实现

简单,运行稳定,并且有较高精度。通过把节点定位问题转换成约束优化问题,再运用粒子群算法进行求解的方法,压缩了搜索空间,加快了收敛速度,可较快地得到较优解。仿真实验表明,CPSO定位算法与最小二乘法相比,在不同测距误差、不同测距半径、不同锚节点数和不同节点数的情况下,都能得到更高精度的解。这说明CPSO定位算法具有更强的抗误差性、更好的收敛性和更少的硬件设备投入等优点。

参考文献

- [1] Kim K, Lee W. MBAL: a mobile beacon-assisted localization scheme for wireless sensor networks[C]//Proc. of 16th International Conference on Computer Communications and Networks. Hawaii USA, 2007: 57-62
- [2] Jose A C, Patwari N, Hero A. Distributed weighted-multidimensional scaling for node localization in sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2006, 2(1): 39-64
- [3] He T, Huang C D, Blum B M, et al. Range-free localization schemes in large scale sensor networks [C]//Proc. of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking(MobiCom). San Diego, California, USA: ACM Press, 2003: 81-95
- [4] 林金朝, 陈晓冰, 刘海波. 基于平均跳距修正的无线传感器网络节点迭代定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30(10): 107-113
- [5] 孟令军, 王宏涛, 夏善红. WSN节点声测距 TOA 值频域估计方法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 993-997
- [6] Reynet O, Jaulin L, Chabert G. Robust TDOA passive location using interval analysis and contractor programming[C]//Accepted to Radar 2009. 2009
- [7] Niculescu D, Nath B D. Positioning in ad hoc networks [J]. Journal of Telecommunication System, 2003, 22: 267-280
- [8] Dragos N, Badri N. Ad hoc positioning system using AOA[C]//Proc. of the IEEE INFOCOM 2003. San Francisco, 2003
- [9] 邱岩, 赵冲冲, 戴桂兰, 等. 无线传感器网络节点定位技术研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 47-50, 63
- [10] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle swarm optimization method for constrained optimization problems[C]//Proc. of the Euro-International Symposium on Computational Intelligence 2002. 2002
- [11] Laskari E C, Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle swarm optimization for integer programming[C]//Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC 2002). Honolulu, Hawaii, USA, 2002: 1582-1587
- [12] Shi Y, Eberhart R C. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]//Proc. of Congress on Evolutionary Computation 2001. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2002: 86-86
- [13] 杨轻云, 孙吉贵, 张居阳. 最大度二元约束满足问题粒子群算法[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(3): 436-441
- [14] 胡一波, 王宇平. 解约束优化问题的一种新的罚函数模型[J]. 计算机科学, 2009, 36(7): 240-243
- [15] 王建刚, 王福豹, 段渭军. 加权最小二乘估计在无线传感器网络定位中的应用[J]. 计算机应用研究, 2006(9): 41-43
- (上接第 23 页)
- [25] Zhou Qi, Wang Chong, Xiong Miao, et al. SPARK: Adapting Keyword Query to Semantic Search[C]//Proc of the ISWC. LNCS 4825. Busan, Korea, 2007: 649-707
- [26] Tran T, Cimiano P, Rudolph S, et al. Ontology-based Interpretation of Keywords for Semantic Search[C]//Proc of the ISWC. LNCS 4825. Busan, Korea, 2007: 523-536
- [27] Wang Hao-fen, Zhang Kang, Liu Qiao-ling, et al. Q2Semantic: A Lightweight Keyword Interface to Semantic Search[C]//Proc of 5th European Semantic Web Conference. LNCS 5021. Tenerife, Spain, 2008: 584-598
- [28] Uren V, Lei Yuan-gui, Motta E. SemSearch: Refining semantic search[C]//Proc of 5th European Semantic Web Conference. LNCS 5021. Tenerife Spain, 2008: 874-878
- [29] Tran T, Wang Hao-fen, Rudolph S, et al. Top-k Exploration of Query Candidates for Efficient Keyword Search on Graph-Shaped(RDF) Data[C]//Proc of IEEE International Conference on Data Engineering. Shanghai, China, 2009: 405-416
- [30] Hristidis V, Gravano L, Papakonstantinou Y. Efficient IR-style Keyword Search over Relational Databases[C]//Proc of the VLDB. Berlin, Germany, 2003: 850-861
- [31] Bhalotia G, Nakhe C, Hulgeri A, et al. Keyword searching and browsing in databases using BANKS[C]//Proc of the ICDE. San Jose, CA, 2002: 431-440
- [32] Xu Yu, Papakonstantinou Y. Efficient keyword search for smallest ICAs in XML databases[C]//Proc of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. Baltimore, 2005: 537-538
- [33] Guo Lin, Shao Feng, Botev C, et al. XRank: Ranked keyword search over XML documents[C]//Proc of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. San Diego, 2003: 16-27
- [34] 孔令波, 唐世渭, 杨冬青, 等. XML 数据的查询技术[J]. 软件学报, 2007, 18(6): 1400-1418
- [35] Anyanwu K, Sheth A. ρ -Queries: enabling querying for Semantic Associations on the Semantic Web[C]//Proc. of International Conference on World Wide Web. Budapest, Hungary, 2003: 690-699
- [36] Anyanwu K, Maduko A, Sheth A. SemRank: Ranking Complex Relationship Search Results on the Semantic Web[C]//Proc of International Conference on World Wide Web. Chiba, 2005: 117-127
- [37] Aquin M, Baldassarre C, Gridinoc L, et al. Characterizing knowledge on the semantic web with watson[C]//Proc. of the 5th International Workshop on Evaluation of Ontologies and Ontology-based Tools. Busan, Korea, 2007: 1-10
- [38] 荆涛, 左万利, 孙吉贵, 等. 中文网页语义标注: 从句子到 RDF 表示[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(7): 1221-1231
- [39] Qu Yu-zhong, Hu Wei, Cheng Gong. Constructing virtual documents for ontology matching[C]//Proc. of International Conference on World Wide Web. Edinburgh, Scotland, 2006: 23-31
- [40] Ding Li, Finin T, Joshi A, et al. Search on the Semantic Web[J]. Computer, 2005, 38(10): 62-69
- [41] Uren V, Lei Yuan-gui, Lopez V, et al. The usability of semantic search tools: a review[J]. The Knowledge Engineering Review, 2007, 22: 361-377
- [42] Priebe T, Schlager C, Pernul G. A Search Engine for RDF Metadata[C]//Proc of 15th International Workshop Database and Expert Systems Applications, Zaragoza, Spain, 2004: 168-172
- [43] Wu Gang, Tang Jie, Li Juan-zi, et al. Fine-grained semantic web retrieval[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2005, 45(1): 1865-1872