

传感器网络中改进的粒子群优化定位算法

张 迅 王 平 邢建春 杨启亮

(解放军理工大学 南京 210007)

摘 要 为提高无线传感器网络节点粒子群优化(PSO)定位算法的收敛速度与搜索性能,将惯性权重的非线性调整策略及目标值排序的思想引入其中,从而实现对算法的改进,并将改进后的算法应用于传感器网络节点的定位。最后,通过仿真实验分别比较了在不同的锚节点密度、网络连通度以及测距误差下,该算法与标准粒子群优化算法及最小二乘法的定位结果。结果表明,改进后的算法不仅有效地抑制了测距累计误差,而且提高了收敛速度,该方法用于传感器网络节点的优化定位是可行的。

关键词 无线传感器网络,改进粒子群,节点定位,优化

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Improved Particle Swarm Optimization Localization Algorithm for Wireless Sensor Network

ZHANG Xun WANG Ping XING Jian-chun YANG Qi-liang

(PLA University of Science & Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract For improving the convergence rate and search ability of particle swarm optimization(PSO) localization algorithm for wireless sensor networks(WSNs), the non-linear inertia weight and sorting fitness strategies were applied to improve this localization algorithm for nodes localization. Finally, through simulation, the localication result of this algorithm was compared with the standard particle swarm optimization algorithm, least-squares method in different anchor node desity, connectivity and measurement error. The results show that this improved algorithm can effectively suppress the ranging-error and improve the convergence rate, and using this method to optimize the localization of sensor nodes is feasible.

Keywords Wireless sensor networks, Improved particle swarm, Nodes localization, Optimization

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)是一种特殊的信息获取和处理技术,它主要是由感兴趣区域内分布的大量传感器节点通过自组织快速形成的一个无线网络。无线传感器网络由于具有远程监控、实时监测并且能在恶劣环境或特殊环境工作等诸多优点,因此在智能交通、国防军事、环境监测、医疗卫生、空间探索、精细农业等诸多领域得到了广泛的应用^[1]。

目前 GPS 是应用最广泛的定位服务,但却受到成本、功耗、扩展性等关键性问题的限制^[2]。很多研究者力图寻找新的解决途径,主要方法是利用少量的已知节点,通过节点定位机制或算法获得尽可能多的节点信息。已提出许多算法来解决节点自身定位问题,主要分为基于测距定位(range-based)和非测距定位(range-free)两种方法。基于测距定位算法常用的测距技术有到达时间(TOA)、到达时间差(TDOA)、到达角(AOA)、接收信号强度指示器(RSSI)等;非测距定位算法中典型的定位算法有 Centroid 算法^[3]、DV-Hop 算法^[4]、

Bounding-boxing 算法^[5]、APIT 算法^[6]、MDS-MAP 算法^[7]等,用来解决不同的问题。基于测距的定位算法中节点通过测距技术获得距离信息,其定位精度较高,但是需要额外的设备;非测距定位算法无需测量节点间的绝对距离或方位,仅依靠相邻节点间的连通关系进行定位,降低了对节点硬件的要求,但是定位精度较低。

WSNs 的节点定位是一个优化问题,采用传统的优化算法不仅计算量大,而且随着问题规模的增加计算量会以指数形式增长,因此,希望能够找到一种占用内存资源少且能取得较好结果的优化算法。近年来,一些研究者提出将粒子群优化算法应用到传感器节点的定位中^[8-12],并取得了较好的成果。本文在研究传感器网络粒子群优化定位算法的基础上,将该算法进行了改进,然后再将其应用到节点的定位中,最后通过仿真实验对比了该算法与标准粒子群优化定位算法及最小二乘法的定位结果,证明了改进算法的有效性。

2 传感器网络的改进粒子群定位算法

2.1 标准粒子群算法(SPSO)原理

粒子群优化算法是一种多维优化的进化计算技术,该算

到稿日期:2012-02-21 返修日期:2012-07-15

张 迅(1987—),男,硕士,主要研究方向为智能结构,E-mail: xunzhang893@163.com;王 平(1970—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为复杂智能系统;邢建春(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为复杂智能系统;杨启亮(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机软件理论。

法实现简单,求解的质量好,计算效率高,收敛速度快^[10],因此,对存储器和CPU的要求低^[11]。

粒子群优化算法用每个粒子的随机初始位置表示优化问题在搜索空间中的潜在解。计算这些粒子对应的目标函数的值,然后,让粒子以鸟类群居的方式在搜索空间中飞行,并存储粒子的个体最优适值(pbest)和全局最优适值(gbest)。每迭代一次,PSO算法会改变粒子的飞行速度,从而使得粒子以随机的权重飞向pbest和gbest^[12]。

假设由 N 个待求粒子组成的粒子群在 n 维空间中搜索全局最优解,用 $X_{id}=(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$, $V_{id}=(V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in})$ 表示粒子 i 在第 d 维空间的位置与速度,其中 $i \in [1, N]$, $d \in [1, n]$,第 i 个粒子经历的个体最优位置为 $pbest_i$,当前群体的所有粒子全局最优位置为 $gbest_g$ 。粒子在找到上述两个极值后,就根据下面两个公式来更新自己的速度与位置:

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 \text{rand}() (pbest_{id} - X_{id}^t) + c_2 \text{rand}() (gbest_{id} - X_{id}^t) \quad (1)$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^t + V_{id}^{t+1} \quad (2)$$

式中, ω 为惯性权重, c_1, c_2 称为学习因子或加速常数,通常取2, $\text{rand}()$ 为介于(0,1)之间的随机数。

2.2 粒子群算法的改进

惯性权重 ω 是粒子群优化算法中非常重要的一个参数,其大小决定了对粒子当前速度继承的多少。较大的惯性权重将使粒子具有较大的速度,从而有较强的全局探索能力;较小的惯性权重将使粒子具有较强的局部搜索能力^[13]。

Shi等^[14]对惯性权重进行了改进,提出了一种 ω 线性递减的策略,其与标准粒子群算法的区别是惯性权重 ω 是迭代次数的函数,即:

$$\omega(t) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{t}{iter_{\max}} \quad (3)$$

式中, $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为设定的惯性权重的最大值和最小值, $iter_{\max}$ 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数。Shi等还指出当 $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$ 时,算法的性能会大大提高,它对大多数测试函数都比标准PSO算法收敛速度快且求解精度高。

陈贵敏等^[15]为研究惯性权重最佳的递减策略,构造了3种不同惯性权重非线性递减策略,并通过典型测试函数的优化,比较了不同递减策略对算法性能的影响。仿真结果表明,对于多数连续优化问题,凹函数递减策略能够取得较好的优化结果,即:

$$\omega(t) = \omega_{\min} (\omega_{\max} - \omega_{\min})^{1/(1+t/iter_{\max})} \quad (4)$$

式中, c 为惯性权重 ω 保留的一个调节参数, $\omega_{\max}, \omega_{\min}, iter_{\max}, t$ 与前述公式的含义一致。

本文在研究惯性权重以不同方式递减策略的基础之上,结合高斯函数的特性,通过对函数中扩展常数的调节,实现对惯性权重的非线性调整,提出了一种基于高斯函数递减惯性权重的粒子群优化算法,并通过对惯性权重的非线性调整来平衡该算法的搜索能力。本文提出的基于高斯函数递减的惯性权重的改变方式为:

$$\omega(t) = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \exp\left[-\frac{t^2}{(k \times iter_{\max})^2}\right] + \omega_{\min} \quad (5)$$

式中, k 为扩展常数,其值是一个常数,改变 k 值可以实现对惯性权重不同方式的非线性调整。经大量的仿真实验表明,当 $k=0.2$ 时算法得到的最优解、收敛速度以及计算效率均较好,故本文中 k 设为0.2。图1给出了当 $k=0.2$ 时,惯性权重 ω 的递减曲线。

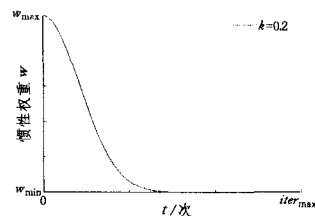


图1 当 $k=0.2$ 时惯性权重按式(5)的递减曲线

由图1惯性权重 ω 的递减曲线可以看出, ω 在迭代初期以凸函数递减,使得粒子跳出局部最优,有利于全局寻优;迭代后期以凹函数递减,从而加速算法的收敛。同时,从曲线的变化趋势可以看出,整个曲线近似于以凹函数递减,根据文献^[15]得出的结论,通过此种方式调节惯性权重,可以获得较好的效果。

为提高算法的收敛速度,本文还引入优胜劣汰的思想^[16],将所有粒子的目标函数值按优劣性排序,即:

$$s(f_{\text{sort}}(1:N)) = \begin{cases} x_{\text{sort}} = (\frac{N}{2}:N) = x_{\text{sort}}(1:\frac{N}{2}) \\ v_{\text{sort}} = (\frac{N}{2}:N) = v_{\text{sort}}(1:\frac{N}{2}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $s(f_{\text{sort}}(1:N))$ 为选择函数, x_{sort} 和 v_{sort} 为排序后的粒子速度和位置集合,每次迭代后,按照粒子的目标函数值性能,淘汰掉一半性能较差的粒子,保持性能良好的粒子进入下一轮迭代,从而达到提高算法的收敛速度的目的。

2.3 适应度函数计算

由于传感器网络中,距离是估算的,必然存在误差,因此,定位问题其实质就是使产生的定位误差最小。本文就是根据估算的定位误差来构造粒子群优化算法的适应度函数,具体实现方法如下:

假设二维空间中有 M 个锚节点、 L 个未知节点。已知 M 个节点的坐标 $X_i(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, M$,未知节点到锚节点的距离 $d_i, i=1, 2, \dots, M$,可由两点之间的距离公式计算得出。由于受到测距误差、环境噪声等因素的影响,测量距离总存在一定误差,使得 d_i 与计算距离并不相等。若假设 $f_i, i=1, 2, \dots, M$ 为未知节点到锚节点之间的测距误差值,则 f_i 满足:

$$f_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - d_i \quad (7)$$

在传感器网络定位中,测距误差值 f_i 越小,定位结果越精确,这里采用 M 个锚节点的测距误差之和的均方值作为最终的适值函数,即:

$$f(T) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left| \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - d_i \right|^2 \quad (8)$$

2.4 算法实现流程

结合前几节的讨论,本文提出的传感器网络的改进粒子群优化定位算法的实现流程如下:

```

initialize w, c1 and c2
initialize maximum allowable iterations tmax
initialize the target fitness f(T)
for each particle i do
    for each dimension d do
        initialize Vid randomly: Vmin ≤ Vid ≤ Vmax
    end for
end for

```

iteration $t=0$

while ($t \leq t_{max}$) and ($f(gbest) > f(T)$) do

for each particle i do

compute $f(X_i)$

if $f(X_i) < f(pbest_i)$ then

for each dimension d do

$pbest_{id} = X_{id}$

end for

end if

if $f(X_i) < f(gbest)$ then

for each dimension d do

$gbest_g = X_{id}$

end for

end if

end for

update w using (5)

for each particle i do

for each dimension d do

compute velocity $V_{id}(k+1)$ using (1)

restrict V_{id} to $V_{min} \leq V_{id} \leq V_{max}$

compute position $X_{id}(k+1)$ using (2)

end for

end for

sort $f(X_i)$ from best to worst

update the swarm X and V using (6)

$t=t+1$

end while

其中, $f(\cdot)$ 为式(8)所表示的适应函数, 其它参数的含义与本文上述章节所解释的一致。

3 仿真分析

3.1 参数设置与评价标准

本文使用 MATLAB7.1 对传感器网络的改进粒子群优化定位算法进行仿真。仿真过程中, 其参数设置分为两个部分, 即网络的参数设置和定位算法的参数设置, 具体的设置方法如下:

传感器节点随机分布在一个 $100m \times 100m$ 的正方形区域内, 其中网络节点 100 个、锚节点 10 个, 节点的通信范围为 $40m$; 定位算法中的参数设置为: 种群规模 $N=20$, 最大迭代次数 $iter_{max}=50$, 最大速度 $v_{max}=10$, 惯性权重 $w_{max}=0.9$, $w_{min}=0.4$, 加速度常数 $c_1=c_2=2$ 。

本文选择文献[17]中的平均定位误差作为定位算法的评价标准, 即:

$$AverError = \frac{\sum_{i=1}^N |X_i' - X_i|}{Q \times R} \times 100\% \quad (9)$$

式中, Q 为未知节点的个数, X_i' 是未知节点 i 的估计位置, X_i 是未知节点的实际位置, R 是通信半径。

3.2 实验结果对比

仿真实验主要分析了不同锚节点密度、网络连通度以及测距误差对未知节点定位的影响。为进行对比, 将本文改进的粒子群优化算法与标准粒子群优化算法^[18]及最小二乘法分别用于网络仿真, 并对实验结果进行比较分析, 仿真结果如图 2—图 4 所示。

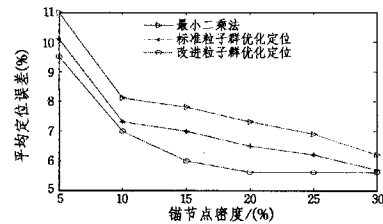


图 2 锚节点密度对平均定位误差的影响

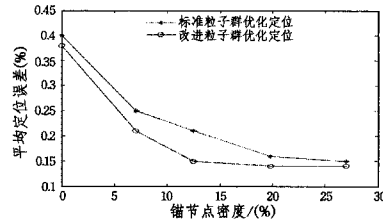


图 3 网络连通度对平均定位误差的影响

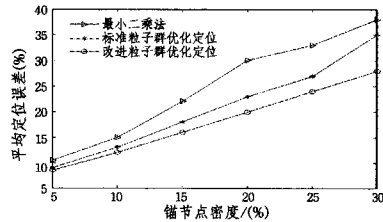


图 4 测距误差对平均定位误差的影响

3.3 讨论

锚节点密度反映了其在整个区域中的分布情况, 由于锚节点的成本较高, 一般情况下, 希望用较少的锚节点定位尽可能多的未知节点。由图 2 可以看出, 平均误差随着锚节点密度的增加而逐渐下降, 当锚节点密度达到 10% 时, 采用两种粒子群优化定位算法的平均定位误差比用最小二乘法的平均定位误差的下降速度要慢, 但比较这两种算法可看出, 改进后的算法下降更加平缓。由此可见, 改进后的粒子群优化的定位算法对锚节点的密度要求不高, 而且收敛较快, 定位效果较好。

图 3 反映了网络连通度对平均定位误差的影响。从图 3 的变化曲线可以看出, 随着网络连通度的增大, 节点的平均定位误差趋于平缓, 尤其是改进后的粒子群优化算法。由此可知, 改进后的粒子群优化定位算法降低了对未知节点间通信量的要求, 且定位节点能量损耗小。

测距误差会影响距离测量值的准确性, 从图 4 的平均定位误差与测距误差的变化关系可以看出, 随着测距误差的增大, 采用 3 种算法的平均定位误差也逐渐增大, 但粒子群优化定位算法有更小的定位误差, 而改进后的算法受测距误差的影响最小, 可以获得较好的定位效果。

结束语 无线传感器网络节点定位是一个优化问题, 本文在对粒子群优化算法研究的基础上, 采用两种策略实现对算法的改进, 并将改进后的算法应用到传感器网络节点定位中。比较现有算法的仿真结果表明: 改进粒子群优化定位算法能有效地提高节点的定位精度和收敛速度, 适合于无线传感器网络节点的定位。

然而, 本文算法仍然存在一些不足, 比如适应度函数的选取是本文算法误差的主要来源, 下一阶段的工作是研究适应度函数更为合理的构造方法, 从而进一步提高算法的定位精度。

参考文献

- [1] 马祖长, 孙怡宁, 梅涛. 无线传感器网络综述[J]. 通信学报, 2004, 25(4): 114-124
- [2] 王行甫, 刘志强, 黄秋原, 等. WSN 中一种改进的边界盒定位算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(20): 57-59
- [3] Bulusu N, Hedemann J, Estrin D. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices[J]. IEEE Personal Communications, 2000, 7(5): 28-34
- [4] Iculescu D N, Nath B. DV based positioning in ad-hoc networks[J]. Telecommunication System, 2003, 22(1-4): 267-280
- [5] Simic S N, Sastry S. Distributed localization in wireless ad-hoc networks[EB/OL]. (2002-04-10). <http://www.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2002/4010.html>
- [6] He Tian, Huang Cheng-du, Blum B M. Range-free localization schemes in large scale sensor networks[C]//Proc of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. San Diego, USA; ACM Press, 2003: 81-95
- [7] Shang Yi, Ruml W, Zhang Ying. Localization from mere connectivity[C]//Proc of the 4th ACM Int'l Symp on Mobile Ad hoc Networking & Computing. New York; ACM Press, 2003: 201-212
- [8] 黄艳, 臧传治, 于海斌. 基于改进粒子群优化的无线传感器网络定位算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 156-160
- [9] 王新芳, 张冰, 冯友兵. 基于粒子群优化的改进加权质心定位

法[J]. 计算机工程, 2012, 38(1): 90-95

- [10] Kulkarni R V, Venayagamoorthy G K. Particle swarm optimization in wireless-sensor networks: a brief survey[J]. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, 2011, 41(2): 262-267
- [11] Gopakumar A, Jacob L. Localization in wireless sensor networks using particle swarm optimization[C]//Proc of IET Int. Conference Wireless, Mobile Multimedia Netw., 2008: 227-230
- [12] Low K S, Nguyen H A, Guo Hao. A particle swarm optimization approach for the localization of a wireless sensor networks[C]//Proc of IEEE Int. Symp. Ind. Electron. 2008: 1820-1825
- [13] Shi Yu-hui, Eberhart R C. A modified particle swarm optimization[C]//Proc of the IEEE Conference on Evolutionary Computation. 1998: 69-73
- [14] Shi Yu-hui, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. Washington: IEEE, 1999: 1945-1950
- [15] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53-61
- [16] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska, USA, 1998: 84-89
- [17] 陈星舟, 廖明宏, 林建华. 基于粒子群优化的无线传感器网络节点定位改进[J]. 计算机应用, 2010, 30(7): 1736-1738
- [18] 陈志奎, 司威. 传感器网络的粒子群优化定位算法[J]. 通信技术, 2011, 44(1): 102-104

(上接第 15 页)

$$f_{j|i} = f_1(1-f_{j|1}) + f_2(1-f_{j|2}) + \dots + f_g(1-f_{j|g}) + \dots + f_k(1-f_{j|k}) + \dots + f_p(1-f_{j|p}) = f_1(1-f_{j|1}) + f_2(1-f_{j|2}) + \dots + f_k(1-f_{j|k}) + \dots + f_g(1-f_{j|g}) + \dots + f_p(1-f_{j|p}) = \Gamma_{p,q_1,\dots,q_p}(f_1, f_2, \dots, f_k, \dots, f_g, \dots, f_p)$$

3) 单调公理. 形式化地可以描述为: 对所有的 $q' \geq q \geq 2$, $\Gamma_{q'}([1/q', \dots, 1/q']) \geq \Gamma_q([1/q, \dots, 1/q])$. 粗糙函数依赖的近似度量(定义 10)满足单调公理.

4) 权重和公理. 对于所有的 $p \geq 2$ 及 $q_1, \dots, q_p \geq 1$, $\Gamma_{p,q_1,\dots,q_p}([f_1, \dots, f_q], [f_{1|1}, \dots, f_{q_1|1}], \dots, [f_{1|p}, \dots, f_{q_p|p}]) = \sum_{i=1}^q f_i \Gamma_{1,q_i}(f_{1|i}, \dots, f_{q_i|i})$. 比较定义 10 与关系数据库的权重和公理, 它们的实质是一样的, 因此函数依赖的近似度量满足权重和公理.

对于分组公理, 由于数据库取值是单值的, 而 RRDB 是多值的, 其值的分布具有不确定性, 因此该公理未必适合粗糙函数依赖.

另外, 在近期研究中, 本人给出了位模式(二进制模式)下粗糙函数依赖近似度量公式.

定义 11^[7] 给定任意整数 $p, q_1, \dots, q_p \geq 1$, 设 $\Pi_C(T) = \{Bit_{c_1}, Bit_{c_2}, \dots, Bit_{c_p}\}$, 这里 Π 为数据库的投影操作, P 为针对属性 C 的属性值的投影总数, Bit_{c_i} 为某个属性值 c_i 的位模式, $|\Pi_C(T_{C=Bit_{c_i}})| = q_i$ 为属性值等于 Bit_{c_i} 时属性 C 所对应的投影数目, f_i 为 Bit_{c_i} 的频率矢量且 $f_{j|i}$ 表示与每个 Bit_{c_i} 值关联的 C 的相关频率矢量. $\sum_{i=1}^q f_{j|i} = f_j$ 且 $\sum_{i=1}^p f_i = 1$, 粗糙函数依赖的近似度量可以定义为:

$$\Gamma_{p,q_1,\dots,q_p}(f_1, f_2, \dots, f_p) = \sum_{i=1}^p f_i(1-f_{j|i})$$

$$= \sum_{i=1}^p \frac{Card(Bit_{c_i})}{Card(U)} \left(\left(1 - \frac{Card(Bit_{D_j})}{Card(Bit_{c_i})} \right) \right)$$

式中, $Card()$ 表示某个位模式二进制的基数, $Card(Bit_{D_j})$ 为它与 Bit_{c_i} 相关联的属性值位模式的交运算结果不为“0”的值基数加 1(含第一个参与运算的属性值).

结束语 本文对粗糙关系数据库度量问题进行了回顾与总结. 由于本人掌握的文献资料有限, 因此难免有这样那样的不足, 粗糙关系数据库需要研究与完善的问题很多, 度量问题只是其一, 希望本文能起到抛砖引玉的作用, 引起各位研究者的兴趣, 以推动该研究领域的发展.

参考文献

- [1] Beaubouef T. Uncertainty processing in a relational database model via a rough set representation[D]. University Microfilms International, A Bell&Howell Information Company, 1994: 70-72
- [2] 安秋生, 徐久成, 王国胤, 等. 基于粗糙关系数据库的粗糙数据查询[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(8): 859-862
- [3] Beaubouef T, Petry F E, Arora G. Information-theoretic measures of uncertainty for rough sets and rough relational databases[J]. Journal of Information Sciences, 1998, 109: 185-195
- [4] Nakata M, Murai T. Data Dependencies over Rough Relational Expressions[C]//IEEE Intl. Fuzzy Systems Conf. 2001: 1543-1546
- [5] 王丹, 吴孟达, 刘银山. 粗糙关系数据库空间结构及其粗糙集模型[J]. 计算机工程与应用, 2005(34): 163-167
- [6] 安秋生. 粗糙函数依赖的近似度量[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(1): 144-146
- [7] 安秋生. 位模式下粗糙函数依赖近似度量的研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(2): 26-28