

无线传感器网络三维定位交叉粒子群算法^{*}

王 俊¹ 李树强¹ 刘 刚²

(1. 河南科技大学农业工程学院, 洛阳 471003;

2. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对标准粒子群算法进化后期收敛速度慢、易陷入局部极小点、早熟收敛等问题, 提出一种基于交叉粒子群的农业无线传感器网络三维定位算法。该方法主要包括汇聚节点选取、测量距离修正、节点定位 3 个阶段, 通过借鉴遗传算法交叉操作的思想, 增加粒子的多样性, 减小测距误差、锚节点数量对定位结果的影响, 有效提高定位算法全局搜索能力。仿真结果表明, 该方法的稳定性和定位精度均优于标准粒子群算法。在测距误差和锚节点数量相同的条件下, 与混合蛙跳定位算法进行性能比较, 两种算法的最大定位误差分别为 1.337 8 m、1.747 3 m, 最小定位误差分别为 0.258 3 m、0.561 5 m, 平均定位误差分别为 0.651 2 m、1.044 7 m。

关键词: 无线传感器网络 定位 交叉粒子群算法 测量距离修正

中图分类号: TP393.17 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)05-0233-06

引言

无线传感器网络 (Wireless sensor networks, WSNs) 是由大量具有感知、计算和无线通信能力的传感器节点通过自组织方式构成的网络, 能够根据环境自主完成感知、采集和处理网络覆盖区域中监测对象的信息, 并发送给观察者^[1]。位置信息在农业无线传感器网络的监测活动中具有至关重要的作用, 事件发生位置或获取信息节点位置是传感器节点监测消息中所必须包含的重要信息, 没有位置信息的监测消息往往毫无意义, 而受资源、成本和应用环境的限制, 每个节点均配置 GPS 接收器或者人工部署并不现实, 因此研究农业无线传感器网络定位方法十分重要^[2-4]。

节点定位技术是农业无线传感器网络应用中重要的支撑技术之一。所谓节点定位问题, 就是利用已知位置的节点来获得其他节点的位置信息, 即利用参考节点的位置信息建立坐标系, 利用不同的方法确定待定位节点在此坐标系中的位置信息。根据定位机制, 一般将定位算法分为基于测距 (Range-based) 的定位和无需测距 (Range-free) 的定位。基于测距的定位通过测量节点间的距离或角度信息计算节点位置, 常用的测距方法有 RSSI (Received signal strength indicator)、TOA (Time of arrival)、AOA (Angle of arrival)、TDOA (Time difference of arrival)

等。而无需测距的定位则仅仅依靠网络连通性等信息进行定位, 一般有质心算法、近似三角内点测试法、矢量跳矩、凸规划等。基于测距的定位算法与无需测距的定位算法相比, 前者存在能耗较高、计算量和通信量较大等不足, 但前者的定位精度一般比后者高; 后者受环境因素影响小, 然而定位误差偏大, 且对锚节点的密度要求较高^[5-11]。在具体定位应用中, 考虑成本因素, 无法保证锚节点的高密度, 比较适合采用测距的定位算法。TOA、AOA、TDOA 3 种方法对硬件有较高的要求, 易受环境影响, 而 RSSI 方法的测距由于无需增加额外的硬件设施, 简单方便, 现已广泛地应用于无线传感器网络定位中。目前, 节点定位的研究主要集中在二维平面, 而三维空间的环境因素更加复杂, 求精问题的计算复杂度大大增加, 很难将二维定位算法直接应用于三维空间, 但在实际应用中, 农业无线传感器网络大多部署在三维区域上, 这就需要知道节点的空间位置, 必须对节点进行三维定位。

近年来, 研究者们利用遗传算法、最小二乘支持向量机算法、粒子群优化算法等智能算法来进行无线传感器网络节点定位技术的研究, 其中粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO) 具有定位精度高、参数少和实现简单等特点, 因此, 非常适合用于农业无线传感器网络定位^[12-18]。由于粒子群优化算法进化后期存在收敛速度慢、易陷入局部极

收稿日期: 2013-06-13 修回日期: 2013-07-28

^{*} 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 资助项目 (2011AA100704)

作者简介: 王俊, 讲师, 博士, 主要从事无线传感器网络应用研究, E-mail: wj@haust.edu.cn

小点、早熟收敛等问题,使得该方法对定位效果的提高有限。针对这些缺陷,本文提出一种基于交叉粒子群的农业无线传感器网络三维定位方法,在算法搜索过程中引入交叉因子,经交叉操作产生出新的种群,增加粒子的多样性,不但可以增强粒子的全局搜索能力,而且能够加快粒子群收敛速度,有效提高定位精度。

1 标准粒子群算法

在连续空间坐标系中,标准粒子群算法的数学描述如下:设粒子群体规模为 N ,其中每个粒子在 D 维空间中的坐标位置向量表示为 $\bar{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$,速度向量表示为 $\bar{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD})$,粒子个体最优位置 p_{best} (即该粒子最优历史位置)表示为 $\bar{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD})$,群体最优位置 g_{best} (即该粒子群中任意个体经历过的最优位置)表示为 $\bar{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}, \dots, p_{gD})$ 。不失一般性,以最小化问题为例,设 $f(x)$ 为最小化的目标函数,则个体最优位置的迭代公式为

$$p_{id}(t+1) = \begin{cases} x_{id}(t+1) & (f(x_{id}(t+1)) < f(p_{id}(t))) \\ p_{id}(t) & (f(x_{id}(t+1)) \geq f(p_{id}(t))) \end{cases} \quad (1)$$

群体最优位置为个体最优位置中最好的位置。速度和位置迭代公式为

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}_1(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \text{rand}_2(p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (2)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3)$$

式中 w ——惯性权重 c_1, c_2 ——学习因子 $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ ——两个相互独立的随机函数

标准粒子群算法在搜索过程中利用式(2)和式(3)更新自己的速度和位置,其本质是利用本身信息、个体极值信息和全局极值信息,来指导粒子下一步迭代位置,这实际上是一个正反馈过程,易陷入局部最优解^[19-21]。该算法中,若参数选择不当,粒子群可能错过最优解,导致不收敛;即使在收敛的情况下,由于所有的粒子都向最优解的方向飞去,算法后期粒子也会趋向同一化,使得后期收敛速度明显变慢。在农业无线传感器网络中锚节点数量较少,搜索区间较大的情况下,应用该算法进行未知节点定位,这一问题就更加突出,将限制定位精度的提高。

2 无线信号传输模型

常用的无线信号传播路径损耗模型有:自由空间传播模型、双线地面反射模型和对数距离路径损耗模型,其中对数距离路径损耗模型的使用最为广

泛。对数距离路径损耗模型由 2 部分组成,第 1 个是 Pass loss 模型,该模型能够预测当距离为 d 时接收信号的平均功率,表示为 $\overline{P_r}(d)$,使用接近中心的距离 d_0 作为参考, $P_r(d_0)$ 是在参考距离为 d_0 处的接收功率,可测量获得或已知。 $\overline{P_r}(d)$ 相对于 $P_r(d_0)$ 的计算式为

$$\frac{\overline{P_r}(d)}{P_r(d_0)} = \left(\frac{d}{d_0}\right)^\beta \quad (4)$$

其中, β 是路径损耗指数(Pass loss 指数),通常由实际测量得来的经验值,反映路径损耗随距离增长的速率。 β 主要取决于无线信号传播的环境,即在空气中的衰减、反射、多径效应等复杂干扰。Pass loss 模型通常以 dB 作为计量单位,其表达式为

$$\frac{\overline{P_r}(d)}{P_r(d_0)} = -10\beta \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (5)$$

对数距离路径损耗模型的第 2 部分为满足高斯分布的随机变量 X_{dB} ,反映当距离一定时,接收功率的变化。本文采用简化的对数距离路径损耗模型,其主要是忽略高斯随机变量 X_{dB} ,以 dBm 作为计量单位,其表达式为

$$\overline{P_r}(d) = P_r(d_0) - 10\beta \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (6)$$

测距时接收信号强度为
$$S_{RSSI} = P_t + G - \overline{P_L}(d) = \overline{P_r}(d) \quad (7)$$

式中 P_t ——发送信号的功率, dBm G ——天线增益, dB $\overline{P_L}(d)$ ——传输距离为 d 时的平均路径损耗, dB

3 交叉粒子群定位算法

3.1 定位网络模型

图 1 为定位模型原理图,一组无线传感器节点 $S = \{S_i | i = 1, 2, \dots, M\}$ 随机部署在三维区域 $(a \times b \times c)$ 内,各节点均为同构节点,其信息传播范围是一个以自身实际位置为中心、节点通信半径 R 为半径的圆(R 大于区域的对角线 L)。所有节点按其 在定位系统中的功能分为锚节点和未知节点。前 n 个节点 $S_1(x_1, y_1), S_2(x_2, y_2), \dots, S_n(x_n, y_n)$ 可以通过 GPS 等外部设备或确知的实际布置预先获取自身位置,作为锚节点;节点 $S_i(x_i, y_i) (n < i \leq M)$ 在网络中位置未知并且本身没有特殊的硬件设备可以获得自身信息,作为未知节点。

当网络部署完成后,首先任意选取一个锚节点作为汇聚节点,所有锚节点向汇聚节点发送包含自身节点 ID、位置的数据包;然后各锚节点相互通信,通过 RSSI 值计算彼此之间的测量距离,并上传至汇

聚节点;最后汇聚节点比较锚节点间的测量距离与真实距离,获得各锚节点的误差系数,以修正未知节点与各锚节点间的测量距离,进而应用交叉粒子群算法确定未知节点的估算位置。

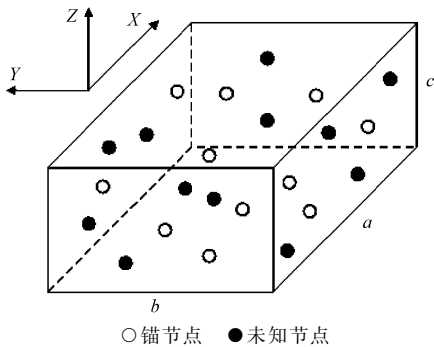


图 1 定位模型原理图

Fig. 1 Localization model schematic diagram

3.2 测量距离修正

由于农业无线传感器网络的自组织性和随机部署的特性,使得定位系统极易受到各种定位攻击,而在定位之前未知节点无法直接鉴别所接收的锚节点信息是否准确,可以通过将锚节点自身作为测试点的方法来检测恶意锚节点。设节点 $S_i(x_i, y_i)$ 为待检测节点,该锚节点至其他锚节点的实际距离为 $d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^{i-1}, d_i^{i+1}, \dots, d_i^n$, 锚节点 S_i 至其他锚节点的测量距离为 $q_i^1, q_i^2, \dots, q_i^{i-1}, q_i^{i+1}, \dots, q_i^n$ 。

锚节点 S_i 的误差系数为

$$\alpha_i = 1 - \frac{1}{n-1} \sum_{j=1, j \neq i}^n \left(1 - \frac{d_i^j - q_i^j}{d_i^j + q_i^j} \right) \quad (8)$$

式中 n ——定位区域内所有锚节点数

α_i 反映锚节点 S_i 测量距离的准确度,称为误差系数。当 $|\alpha_i| \geq \tau$ 时,该锚节点被认为是恶意锚节点,退出本次定位,否则作为正常锚节点。

未知节点接收正常锚节点的广播信息,获得相应的 RSSI 值,通过式(6)计算得到未知节点与相应锚节点之间的测量距离,然后利用各锚节点的误差系数对其测量距离进行修正

$$d'_{ci} = d_{ci}(1 + \alpha_i) \quad (9)$$

式中 d_{ci} ——未知节点和正常锚节点 S_i 之间的测量距离

d'_{ci} ——未知节点和正常锚节点 S_i 之间的修正距离

3.3 交叉粒子群定位

交叉粒子群在定位搜索过程中引入交叉因子,增加粒子的多样性,其核心是采用遗传算法交叉操作的思想^[22-24]。具体方法为:每次迭代中,取适应度好的前一半粒子直接进入下一代,后一半粒子放

入一个池中两两配对,进行和遗传算法相同的交叉操作,产生和父代同样数目的子代,再和父代做比较,适应度好的一半进入下一代,以保持种群的粒子数目不变^[25-28]。定位计算时,未知节点将正常锚节点信息与修正后的距离输入交叉粒子群定位算法进行优化计算。交叉粒子群定位算法的基本流程如下:

(1) 初始化粒子群,包括每个粒子的速度和位置。设定学习因子 c_1, c_2 , 惯性权重 w , 粒子群规模 T , 繁殖代数 M , 搜索空间维数 D , 收敛精度 ε 等参数。

(2) 计算每个粒子的适应度值,初始化最优位置。将第 i 个粒子的当前位置设置为 p_{best} , 根据各个粒子的个体极值找出初始种群的最优位置设置为 g_{best} 。

(3) 根据式(2)、(3)更新每个粒子的速度和位置。

(4) 计算更新后每一个粒子的适应度。对粒子的适应度进行排序,排序后适应度好的前 $N/2$ 个粒子直接进入下一代。后 $N/2$ 个粒子放入粒子选择池中配对,随机产生一个交叉位置进行交叉操作(即随机设定一个交叉点,实行交叉,该点前或后的两个粒子个体的部分结构进行互换,并生成 2 个新粒子),产生和父代数目的子代。

(5) 交叉结束,进行更新。计算子代的适应度值,与父代的作比较,保留子代与父代的粒子中适应度值好的一半粒子进入下一代,以保持种群数目不变。

(6) 计算每一粒子的适应度。将每个粒子的适应度与其个体最优历史位置 p_{best} 对应的适应度进行比较,若较好,则将其作为个体最优历史位置;将每个粒子的适应度与种群运行中经历过的最优位置 g_{best} 对应的适应度进行比较,若较好,则将其作为群体最优位置。

(7) 检查终止条件,判断算法是否达到最大迭代次数或达到最好的适应度值。如果达到,则算法结束,输出群体最优位置 g_{best} 作为未知节点的估算位置;否则,跳转返回步骤(3)。

由于测量距离存在误差,定位问题实质上是使误差最小化,即粒子的适应度值越小,得到的定位结果越优,因此适应度函数为

$$f_{fitness} = \sum_{i=1}^m \text{abs}(\sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2 + (\hat{z} - z_i)^2} - d'_{ci}) \quad (10)$$

式中 m ——定位区域内所有正常锚节点数

$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ ——未知节点的估计坐标
 (x_i, y_i, z_i) ——正常锚节点 S_i 的坐标

4 仿真与试验

为了检验算法的性能,本文采用 Matlab 软件建立基于 RSSI 测距技术的仿真平台,对所提出的定位算法进行了一系列仿真比较。仿真场景设定如下:
①试验三维区域为 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 50\text{ m}$ 。②节点数量为 40 个,其中有 20 个锚节点。③未知节点与锚节点的发射信号功率 P_t 为 30 dBm,参考距离 d_0 为 20 m,发射天线增益 G_t 、接收天线增益 G_r 为 1 dBi,路径损耗指数 β 为 2。④恶意锚节点的阈值 $\tau = 0.1$,粒子群规模 $T = 50$,加速常数 $c_1 = c_2 = 1.496\ 2$,收敛精度 $\varepsilon = 10^{-6}$ 。⑤定位结果均为相同参数下仿真 100 次所得到结果的平均值。为模拟实际环境对 RSSI 测距的影响,根据未知节点与锚节点的位置,计算各锚节点得到的精确接收信号强度,在此基础上增加零均值高斯随机变量 λ 作为环境干扰,然后将该接收信号强度作为 RSSI 值求出测量距离。同理,测量距离修正时锚节点间 RSSI 测量距离的计算与上述步骤一致。

定位误差是衡量定位算法精确性的主要标准,定位误差定义为未知节点经定位算法的估算坐标位置与其实际坐标位置间的距离,即

$$E = \sqrt{(x_i - x_e)^2 + (y_i - y_e)^2} \tag{11}$$

其中估算坐标位置为 (x_e, y_e) ,实际坐标位置为 (x_i, y_i) 。

4.1 算法参数选取

惯性权重 w 作用是保持粒子的运动惯性,较小的 w 可以使粒子在局部空间内找到最优解,较大的 w 可以使粒子搜索更大的空间,有利于发现全局的最优解。图 2 描述了惯性权重 w 对平均定位误差的影响(高斯随机变量 $\lambda = N(0, 9)$,最大迭代次数 $M = 500$),可以看出,当 $w \in [0.1, 0.5]$ 时,平均定位误差较大,其均值达到 47.915 6 m;当 $w \in (0.5, 1.0]$ 时,平均定位误差迅速下降,且 $w \geq 0.7$ 时,平均定位误差基本保持不变,其均值为 0.654 2 m。因此,选取算法的惯性权重 w 为 0.7。

合适的最大迭代次数 M 有助于缩短算法运行时间,提高定位效率。过大的 M 往往使得交叉粒子群算法在已经获得最优值的情况下仍不断循环运算直至达到最大迭代次数,降低了算法的实时性。当高斯随机变量 $\lambda = N(0, 9)$ 、惯性权重 $w = 0.7$ 时,选择不同的最大迭代次数进行测试,定位结果如图 3 所示,可以看出,当 $M \in [50, 200]$ 时,平均定位误差随着 M 的增大而不断减小;当 $M \in (200, 500]$ 时,

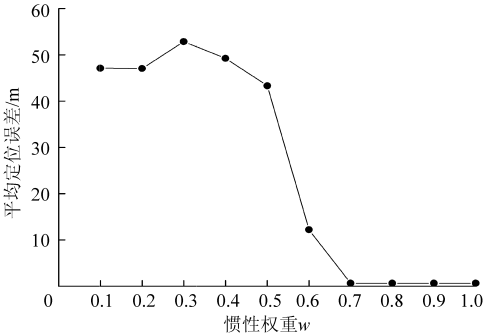


图 2 惯性权重 w 对平均定位误差的影响
Fig. 2 Effect of inertia weight w on average localization error

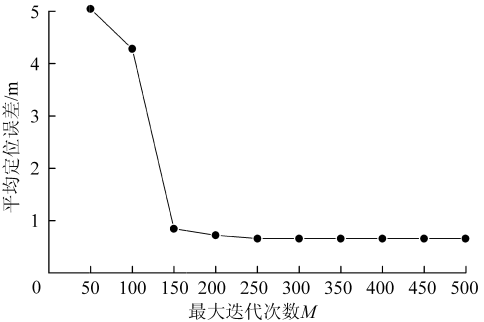


图 3 最大迭代次数 M 对平均定位误差的影响
Fig. 3 Effect of max iteration number M on average localization error

平均定位误差基本恒定。因此,设定算法的最大迭代次数 M 为 250。

4.2 算法性能分析

高斯随机变量对定位误差的影响如图 4 所示,可以看出随着高斯随机变量标准差数值的提高,定位误差呈逐渐增大趋势,高斯随机变量为 $N(0, 10)$ 、 $N(0, 20)$ 、 $N(0, 30)$ 时的定位误差均值分别等于 0.696 9 m、1.041 0 m、2.340 4 m,最大定位误差为试验三维区域对角线长度的 3.270 5%,表明本文提出的定位算法对测距误差并不敏感,具有良好的环境适应性。

当高斯随机变量 $\lambda = N(0, 9)$ 时,选择不同数量的锚节点进行定位试验,定位结果如图 5 所示,可以看出平均定位误差随着锚节点数量的增加而迅速减

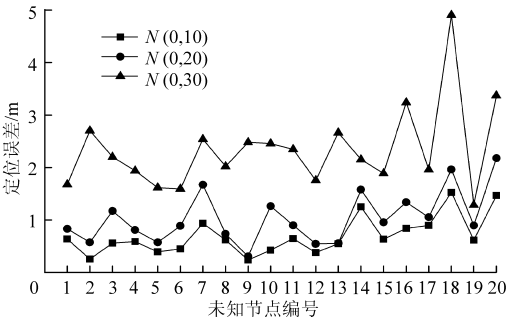


图 4 高斯随机变量对定位误差的影响
Fig. 4 Effects of gaussian random variable on localization error

小,但当锚节点数量增加到 12 时,其定位效果已达到较好的水平,继续提高锚节点密度,定位效果提高并不明显,表明本文提出的定位算法对锚节点数量的依赖度较低,能在较少的锚节点情况下获得理想的定位精度。

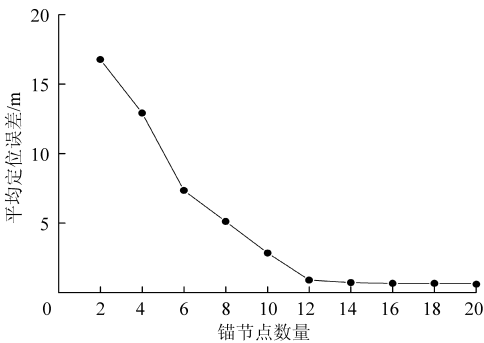


图 5 锚节点数量对平均定位误差的影响

Fig. 5 Effect of anchor node number on localization error

当高斯随机变量 $\lambda = N(0, 25)$ 时,相同仿真条件下比较本文提出的定位算法与标准粒子群算法的定位效果,结果如图 6 所示,可以看出当标准粒子群定位算法出现误差较大情况时,采用交叉粒子群定位算法可以有效提高定位精度,误差补偿效果显著。两种定位算法的平均定位误差分别为 1.638 4 m、2.412 8 m。

在相同节点数量与布置方式的情况下,取高斯随机变量 $\lambda = N(0, 9)$,将本文提出的定位算法与混合蛙跳定位算法进行比较,混合蛙跳定位算法参数设置:种群分组数为 50,每组青蛙包含的个数为 35,组内迭代数为 25,种群总进化代数为 100,仿真结果如表 1 所示。可以看出与混合蛙跳定位算法相比,本文提出的定位算法性能更为优越,能良好地应对客观条件限制,在农业无线传感器网络实际应用中具有一定的价值。

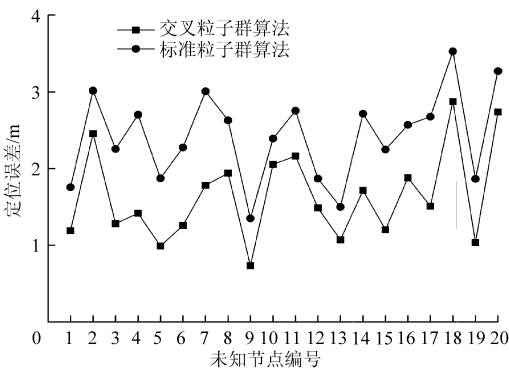


图 6 定位误差比较

Fig. 6 Comparison of localization error

表 1 定位结果比较

Tab.1 Comparison of localization results

定位误差	交叉粒子群定位算法	混合蛙跳定位算法
最大值/m	1.337 8	1.747 3
最小值/m	0.258 3	0.561 5
均值/m	0.651 2	1.044 7
小于 1 m 的比例	0.9	0.55

5 结论

- (1) 该算法较好地克服了标准粒子群优化算法进化后期存在收敛速度慢、易陷入局部极小点、早熟收敛等问题对定位造成的负面影响,有效提高了定位精度,在农业无线传感器网络定位应用中具有一定的价值。
- (2) 较大的惯性权重 w 可以扩大粒子搜索的空间,有利于发现全局最优解,可使平均定位误差保持理想的水平;选择适当的最大迭代次数 M 有助于缩短算法运行时间,提高定位效率。
- (3) 测距误差大和锚节点数量有限等因素对定位效果的影响不显著,表明该算法能在很大程度上弥补环境影响所造成的定位误差,具有良好的鲁棒性。

参 考 文 献

1 孙利民,李建中,陈渝,等. 无线传感器网络[M]. 北京:清华大学出版社,2005.

2 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[J]. 软件学报,2005,16(5):857-868.
Wang Fubao, Shi Long, Ren Fengyuan. Self-localization systems and algorithms for wireless sensor networks[J]. Journal of Software, 2005, 16(5): 857-868. (in Chinese)

3 刘克中,王殊,胡富平,等. 无线传感器网络中一种改进 DV-Hop 节点定位方法[J]. 信息与控制,2006,35(6):787-792.
Liu Kezhong, Wang Shu, Hu Fuping, et al. An improved DV-Hop localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Information and Control, 2006, 35(6): 787-792. (in Chinese)

4 Sayed A H, Tarighat A, Khajehnuri N. Networked based wireless location[J]. IEEE Signal Process, 2005, 22(4): 24-40.

5 Li Xinrong. RSS-based location estimation with unknown pathloss model[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2006, 5(12): 3626-3633.

6 Gezici S, Giannakis Z T, Giannakis G B, et al. Localization via ultra-wideband radios; a look at positioning aspects for future sensor networks[J]. IEEE Signal Processing, 2005, 22(4): 70-84.

7 Patwari N, Ash J N, Kyperountas S, et al. Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Signal Processing, 2005, 22(4): 54-69.

8 彭宇,王丹. 无线传感器网络定位技术综述[J]. 电子测量与仪器学报,2011,29(5):389-399.
Peng Yu, Wang Dan. A review: wireless sensor networks localization[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument,

- 2011, 29(5): 389–399. (in Chinese)
- 9 许磊, 石为人. 一种无线传感器网络分步求精节点定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(2): 314–319.
Xu Lei, Shi Weiren. Stepwise refinement location algorithm for wireless sensor network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(2): 314–319. (in Chinese)
- 10 毛永毅, 李明远, 张宝军. 一种 NLOS 环境下的 TOA/AOA 定位算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(1): 37–40.
Mao Yongyi, Li Mingyuan, Zhang Baojun. A TOA/AOA location algorithm in NLOS environment[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2009, 31(1): 37–40. (in Chinese)
- 11 Shang Y, Ruml W, Zhang Y, et al. Localization from connectivity in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2004, 15(11): 961–974.
- 12 张晓平, 刘桂雄, 周松斌. 利用最小二乘支持向量机实现无线传感器网络的目标定位[J]. 光学精密工程, 2010, 18(9): 2060–2068.
Zhang Xiaoping, Liu Guixiong, Zhou Songbin. Target localization based on LSSVR in wireless sensor networks[J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(9): 2060–2068. (in Chinese)
- 13 徐小卜, 王勇, 陶晓玲. 基于支持向量机分类的 WSN 节点定位算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(24): 90–92.
Xu Xiaobu, Wang Yong, Tao Xiaoling. WSN node positioning algorithm based on support vector classification[J]. Computer Engineering, 2010, 36(24): 90–92. (in Chinese)
- 14 魏叶华, 李仁发, 罗娟, 等. 基于支持向量回归的无线传感器网络定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30(10): 44–50.
Wei Yehua, Li Renfa, Luo Juan, et al. Localization algorithm based on support vector regression for wireless sensor networks[J]. Journal on Communications, 2009, 30(10): 44–50. (in Chinese)
- 15 王俊, 刘刚. 基于遗传 BP 算法的温室无线传感器网络定位方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21): 156–163.
Wang Jun, Liu Gang. Localization method of wireless sensor network for greenhouse based on genetic BP algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(21): 156–163. (in Chinese)
- 16 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416–420.
Lü Zhensu, Hou Zhirong. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416–420. (in Chinese)
- 17 周书旺, 王英龙, 郭强, 等. 基于微粒群算法的无线传感器网络节点定位方法[J]. 山东大学学报: 理学版, 2009, 44(9): 52–55.
Zhou Shuwang, Wang Yinglong, Guo Qiang, et al. Particle swarm optimization-based wireless sensor network nodes localization method[J]. Journal of Shandong University: Natural Science Edition, 2009, 44(9): 52–55. (in Chinese)
- 18 Cura T. Particle swarm optimization approach to portfolio optimization[J]. Nonlinear Analysis: Real World Applications, 2009, 10(4): 2396–2406.
- 19 张顶学, 廖锐全. 一种基于种群速度的自适应粒子群算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(8): 1257–1260.
Zhang Dingxue, Liao Ruiquan. Adaptive particle swarm optimization algorithm based on population velocity[J]. Control and Decision, 2009, 24(8): 1257–1260. (in Chinese)
- 20 张顶学, 关治洪, 刘新芝. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(11): 1253–1257.
Zhang Dingxue, Guan Zhihong, Liu Xinzhi. Adaptive particle swarm optimization algorithm with dynamically changing inertia weight[J]. Control and Decision, 2008, 23(11): 1253–1257. (in Chinese)
- 21 栗塔山. 最优化计算原理与算法程序设计[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2001.
- 22 刘晶晶, 吴传生. 一种带交叉算子的改进的粒子群优化算法[J]. 青岛科技大学学报: 自然科学版, 2008, 29(1): 77–79.
Liu Jingjing, Wu Chuansheng. A modified particle swarm optimization algorithm with crossover operator[J]. Journal of Qingdao University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2008, 29(1): 77–79. (in Chinese)
- 23 Leng Y W, Wang Y. An orthogonal genetic algorithm with quantization for global numerical optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5(1): 41–53.
- 24 许小丽. 一种新的交叉粒子群算法[J]. 四川理工学院学报: 自然科学版, 2010, 23(1): 19–22.
Xu Xiaoli. A new crossed particle swarm optimization[J]. Journal of Sichuan University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2010, 23(1): 19–22. (in Chinese)
- 25 骆成凤, 刘正军, 王长耀, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络遥感数据土地覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 133–137.
Luo Chengfeng, Liu Zhengjun, Wang Changyao, et al. Optimized BP neural network classifier based on genetic algorithm for land cover classification using remotely-sensed data[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(12): 133–137. (in Chinese)
- 26 柴毅, 尹宏鹏, 李大杰, 等. 基于改进遗传算法的 BP 神经网络自适应优化设计[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2007, 30(4): 91–92.
Chai Yi, Yin Hongpeng, Li Dajie, et al. Self-adaptation optimize BP neural network design based on the genetic algorithms[J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2007, 30(4): 91–92. (in Chinese)
- 27 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 3–10.
- 28 骆成凤, 刘正军, 王长耀, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络遥感数据土地覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 133–137.
Luo Chengfeng, Liu Zhengjun, Wang Changyao, et al. Optimized BP neural network classifier based on genetic algorithm for land cover classification using remotely-sensed data[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(12): 133–137. (in Chinese)

coverage ($0.1 \leq f_c < 0.3$) and fifth grade vegetation coverage ($f_c < 0.1$) reduced by 25.72% and 12.28%, respectively. Low vegetation coverage was mainly distributed in relatively low altitude areas. With the increase of altitude, vegetation cover increased firstly and then decreased. Variation on vegetation coverage that low vegetation coverage was transformed into high vegetation cover degree was obvious in regions below 3 000 m, especially lower than 2 500 m. With influenced less by human activity, vegetation cover above 3 000 m seemed to hold relatively little change. High vegetation cover was mainly located in high slope regions, while low vegetation cover was mainly located in relatively moderate slope regions. An obvious variation on vegetation coverage was concentrated in regions with slope range from 25° to 45° , regions below 25° ranked secondly. While no obvious change of vegetation cover in regions with slope above 45° appeared, with less influenced by human activity. Under hydrothermal condition, the vegetation coverage on aspect is sunny slope ($135^\circ \sim 225^\circ$) > half-sunny slope ($45^\circ \sim 135^\circ$) > half-shady slope ($225^\circ \sim 315^\circ$) > shady slope ($0^\circ \sim 45^\circ, 315^\circ \sim 360^\circ$); the vegetation coverage increased in each aspect from 1999 to 2010, and sunny slope increased significantly while no obvious increase on shady slope.

Key words: Vegetation coverage Temporal and spatial variation RS GIS

(上接第 238 页)

Three-dimensional Localization Method of Agriculture Wireless Sensor Networks Based on Crossover Particle Swarm Optimization

Wang Jun¹ Li Shuqiang¹ Liu Gang²

- (1. College of Agriculture Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China
2. Key Laboratory for Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: For the standard particle swarm optimization algorithm is easy to appear slow convergence speed, emerge premature convergence and fall into local minimum point in the later evolution, a kind of localization algorithm based on cross particle swarm optimization for wireless sensor networks was presented to solve these problems. The approach mainly included three stages: sink node selection, measure distances amendment and unknown sensor node localization. By referring to the crossover operation of genetic algorithm idea, cross particle swarm optimization algorithm could increase the diversity of particles and reduce the distance measure error and the influence of anchor node number on localization result. The simulation experiment result showed that the stability and localization accuracy of the method proposed are better than those of the standard particle swarm optimization algorithm. Under the condition of same measure error and the equal number of anchor nodes, the new method was compared with the shuffled frog leaping algorithm. And the compared results are as follows: the maximum of localization errors are 1.337 8 m and 1.747 3 m, respectively; the minimum of localization errors are 0.258 3 m and 0.561 5 m, respectively; the average localization errors are 0.651 2 m and 1.044 7 m, respectively. Results indicate that the method proposed is suitable for agriculture wireless sensor network localization.

Key words: Wireless sensor networks Localization Cross particle swarm Measure distances amendment