

基于二阶段差分演化的 WSN 节点定位优化

易文周

(广东工程职业技术学院 信息工程学院, 广州 510520)

摘要: 由于非测距的 WSN 节点定位算法 DV-Hop 定位精度不高, 引入智能优化算法后有效提高了定位精度, 但迭代次数过大, 节点能耗相对过高, 而在较少信标节点和较短的通讯半径条件下, 传统智能优化算法难以生效; 针对这种情况, 提出了基于二阶段的差分演化定位优化算法; 仿真实验设计在 100 m×100 m 正方形的区域内, 随机分布 100 个无线传感器节点, 首先用 DV-Hop 算法进行第一阶段粗略定位, 然后在第二阶段用差分演化算法对定位进行优化, 为了对比各种算法在低能耗(很少迭代次数)下的表现, 优化过程只迭代了 10 代, 最后得到节点坐标; 实验结果表明, 算法能获得更好的定位精度和具有更好的稳定性; 该算法在极少迭代次数的条件下, 在信标节点稀疏和通信半径较短的特殊情况下, 获得满意的定位精度和更好的稳定性。

关键词: 无线传感器网络; 节点定位; 差分演化算法

WSN Node Location Optimization Based on Second-stage Differential Evolution

Yi Wenzhou

(School of Information Engineering, Guangdong Vocational and Technical College of Engineering, Guangzhou 510520, China)

Abstract: Because the DV-Hop localization accuracy of distance-independent WSN node localization algorithm is not high, intelligent optimization algorithm is introduced to improve the localization accuracy effectively, but the number of iterations is too large and the energy consumption of nodes is relatively high. When there are fewer anchor nodes and shorter communication radius, the traditional intelligent optimization algorithm is difficult to take effect. In view of this situation, a two-stage differential evolution localization optimization algorithm is proposed. The simulation experiment is designed to randomly distribute 100 wireless sensor nodes in a square area of 100m x 100m, DV-Hop algorithm is used to locate roughly in the first stage, then differential evolution algorithm is used to optimize the location in the second stage, in order to compare the performance of various algorithms under low energy consumption (few iterations), the optimization process only iterates for 10 generations, and finally the coordinates of nodes are obtained. The experimental results show that the algorithm can achieve better positioning accuracy and stability. Under the condition of few iteration algebras, the algorithm achieves satisfactory positioning accuracy and better stability under the special circumstances of sparse anchor nodes and short communication radius.

Keywords: wireless sensor networks (WSN); node location; differential evolution algorithms (DM)

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)作为物联网应用技术的核心组成部分,通过节点的自组织,具有无中心性、动态性、成本低、功耗低、节点设置灵活、大规模、自适应能力强、可扩展性好的特点^[1],使信息的传播、处理及应用形成了新的模式,实现了物联网技术与真实物理世界的结合。随着物联网技术的快速发展和应用领域的不断扩大,已广泛应用于国防部署战场监测、地质监测及勘查、车辆跟踪交通整治、应急救援人员营救等具

有特殊需要的通信环境中^[2]。WSN 自组织地通过传感器收集数据,通过无线电波随机地相互通信。由于传感器节点分布的环境很复杂,常分布在数据不方便收集与传输的复杂环境,或者目标位置会不断移动的区域,例如水下,火灾,火山,动物栖息地或战场等,而使用全球定位系统(GPS)成本高昂且在室内不可行,所以需要通过无线电协作方式收集、传播以及处理目标区域的数据信息,因此 WSN 中的节点位置信息成为重要内容。如何使节点的位置计算更接近实际已成为目前无线传感器网络定位研究的热点,无线传感器网络应用关键技术之一的 WSN 自定位技术近年成为学界研究的关注热点^[3]。

定位算法分为基于测距和基于免测距两种,基于测距的定位算法由于使用了测量设备,所以定位精度很高而得到广泛应用^[4-7],但此方法也受到周边复杂环境的影响,定

收稿日期:2019-03-27; 修回日期:2019-05-09。

基金项目:广东省科技计划项目(2016B090918021)。

作者简介:易文周(1975-),男,广东茂名,人,硕士,副教授,主要从事人工智能和智能优化算法方向的研究。

位精度会出现较大误差，RSSI 算法是这类算法的典型，定位正确率非常高，但缺点是要增加额外设备，并且实际使用中会发生测量信号损耗，总体来说这类算法代价高。基于免测距的定位算法不需要测量，不需要额外增加设备，实现较简单，但往往定位误差更大^[8-10]，典型的是 DV-Hop 算法，实现较简单，应用很广泛，但误差较大，精度有待提高。

在 DV-Hop 算法依赖整个网络的连通度，根据节点间的平均跳距和跳数来定位，虽然近年有学者采用各种方法对结果进行修正，但最后修改结果误差还是偏大，在 30% 左右。近年有不少学者针对 DV-Hop 算法存在的不足，为提高节点的定位精度，采用遗传算法、模拟退火算法、粒子群优化算法等对 DV-Hop 进行优化，特别是遗传算法和粒子群优化算法成了研究热点，取得不少研究成果^[11-16]，但这些优化算法存在迭代次数相对过大，节点耗能相对较高的缺点，为解决这问题，本研究提出一种基于二阶段优化的差分演化算法，在 DV-Hop 定位的基础上，采用差分演化算法进行第二阶段定位优化的方法，通过仿真验证，证明了该算法在很低的迭代次数（能耗很低）就能获得较高的定位精度，为 WSN 定位研究探索一个新思路。

1 DV-Hop 无线传感器节点定位算法

DV-Hop 算法作为一种典型的免测距算法，应用广泛，其工作过程为：

1) 类似距离矢量交换协议，首先，信标节点用无线电信号向相邻节点广播包括自己位置及跳数的数据，并设初始跳数为零。通信范围内的节点接收到数据后保存这个信标节点坐标并把这个信标节点发送过来的跳数值增加 1，按照最小跳数原则更新自己的路由表，之后再向自己相邻的其他节点发送信息，如此重复上述步骤，经过一轮洪泛广播，除了一些无法获得广播数据包的边缘节点和孤立节点外，整个 WSN 节点都将获得距离信标节点的最小跳数值。这样，每个节点都记录了到所有信标节点的最小跳数。

2) 计算平均跳距。平均跳距是根据信标节点之间的跳数-距离关系推导出来的。根据上一步骤，每个信标节点获取了能够与之通信的其他信标节点的位置坐标和最小跳数，假如信标节点 i 和信标节点 j 的实际坐标分别是 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) ，上一步骤已经得到了这两者之间的最小跳数 $hops_{ij}$ ，则可以根据式 (1) 计算平均每跳的距离值^[9]。

$$C_i = \frac{\sum_{i \neq j} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{i \neq j} hops_{ij}} \quad (1)$$

每个信标节点将自身对应的 C_i 广播到整个 WSN 中，未知节点只保留距离自己近的信标节点的平均每跳距离值 C_i ，其他全部舍弃，并将其发送到附近的节点。如果未知节点 m 到信标节点 i 的最小跳数 hop_{mi} ，则未知节点 m 到信标节点 i 的估计距离如式 (2) 所示：

$$d_{mi} = C_i \times hop_{mi} \quad (2)$$

3) 计算未知节点坐标。经过以上两个阶段，未知节点利用式 (2) 可以获得多个信标节点的估计距离（需要三个或以上），用三边测量法确定未知节点的定位。设第 i 个信标节点坐标为 (x_i, y_i) ，待定位的未知节点坐标为 (x, y) ，待定位的未知节点与信标节点 i 之间的距离为 d_i ，根据上述已知数据，可建立方程组如式 (3) 所示：

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 = d_m^2 \end{cases} \quad (3)$$

对方程组 (3) 采用极大似然估计法进行求解，得到方程组 (4)：

$$\begin{cases} x_1^2 - x_m^2 - 2x(x_1 - x_m) + y_1^2 - y_m^2 - 2y(y_1 - y_m) = d_1^2 - d_m^2 \\ x_2^2 - x_m^2 - 2x(x_2 - x_m) + y_2^2 - y_m^2 - 2y(y_2 - y_m) = d_2^2 - d_m^2 \\ \vdots \\ x_{m-1}^2 - x_m^2 - 2x(x_{m-1} - x_m) + y_{m-1}^2 - y_m^2 - 2y(y_{m-1} - y_m) = d_{m-1}^2 - d_m^2 \end{cases} \quad (4)$$

将方程组 (4) 用矩阵形式表示： $\mathbf{AX} = \mathbf{B}$ 。

其中：

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_m^2 + y_1^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_m^2 + y_2^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_2^2 \\ \vdots \\ x_{m-1}^2 - x_m^2 + y_{m-1}^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_{m-1}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_m) & 2(y_1 - y_m) \\ 2(x_2 - x_m) & 2(y_2 - y_m) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{m-1} - x_m) & 2(y_{m-1} - y_m) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (7)$$

使用最小二乘法，可得到未知节点坐标如式 (8) 所示：

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (8)$$

设待定位的未知节点 (x, y) 与信标节点 (x_i, y_i) 的实际距离是 r_i ，测距误差为 ϵ_i ，可知 $r_i - d_i < \epsilon_i$ 。

则待定位的未知节点坐标 (x, y) 应满足式 (9) 的约束条件：

$$\begin{cases} d_1^2 - \epsilon_1^2 \leq (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 \leq d_1^2 + \epsilon_1^2 \\ d_2^2 - \epsilon_2^2 \leq (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 \leq d_2^2 + \epsilon_2^2 \\ \vdots \\ d_m^2 - \epsilon_m^2 \leq (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 \leq d_m^2 + \epsilon_m^2 \end{cases} \quad (9)$$

求解 (x, y) ，得：

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^m \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 - d_i^2} \quad (10)$$

综上所述，未知节点定位问题可以转化为一个多约束

优化问题, 式 (10) 是一个非线性优化问题, 数学上难以精确求解, 因此研究利用差分演化算法进行二阶段精确求解。

2 基于差分演化的二阶段定位优化算法

2.1 差分演化算法

差分演化 (Differential Evolution, DE) 是由 Storn 和 Price 科学家在 1995 年提出的一种启发式随机搜索算法, 跟遗传算法、粒子群算法一样属于群体智能仿生算法, 具有结构简单、容易实现、收敛速度快、鲁棒性强等优点^[11], 该算法具有极强全局搜索能力的演化算法, 因其在第一届 IEEE 演化大赛中的超群表现引起了国内外学者的极大关注, 近年成为研究热点, 已被广泛应用到各种优化领域中, 该算法适合用到 WSN 定位优化领域。

差分演化是一种在遗传算法等进化思想的基础上, 基于群体差异的启发式随机搜索算法, 与其他进化算法大体上流程大致相同, 也包含了种群初始化、变异、交叉、选择等操作。不同之处在于, 差分演化算法的核心是变异操作, 将多个向量的差分信息作为基向量的扰动量, 先从群体里随机选两个个体向量进行差分和缩放, 再与该群体中随机选定的第三个个体向量相加, 得到一个新的变异个体向量, 然后这个新的变异个体向量与父个体向量进行杂交, 形成了一个备选个体向量, 最后比较备选个体和父个体的适应值, 采用贪心策略, 总是选择较优者保存到下一代群体中。这样, 差分演化算法利用差分变异、杂交和选择等算子对群体不断进行演化, 直到达到终止条件为止。

经过多年的发展, DE 有多种不同的进化模式, 差别体现在算子的变异方法不同, 这里采用 DE/rand/1 模式。而作为个体优劣评价的函数将采用式 (11):

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^m \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 - d_i^2} \quad (11)$$

2.1.1 变异操作

采用 DE/rand/1 模式, 设向量 D 为维数, 本文为无线传感器网络中的未知节点坐标值。从种群中随机选择 3 个 $V_i(t+1) = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id})$ 染色体 $X_{r_1}, X_{r_2}, X_{r_3}$, 且 $i \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3$, 则:

$$V_{ij} = X_{r_j} + F \times (X_{r_{2j}} - X_{r_{3j}}) \quad (12)$$

其中: V_i 为变异向量; $X_{r_2} - X_{r_3}$ 为分差向量; $F \in [0, 1]$ 为缩放因子; t 为当前演化代数。

2.1.2 杂交操作

杂交算子对变异向量 V_i 和父个体向量 X_i 进行杂交, 操作如式 (13) 所示:

$$U_{ij} = \begin{cases} v_{ij} & \text{randreal}_j[0,1] < CR \text{ 或 } j = jrand \\ X_{ij} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

其中, randreal_j 是 $(0, 1)$ 之间的随机小数, $jrand$ 是 $[1, D]$ 之间的一个随机整数; $CR \in (0, 1)$ 是交叉概率。这种杂交策略保证向量 U_i 至少有一维来自变异向量 V_{ij} , 避免与父代个体向量 X_i 相同而过早停止了进化。

2.1.2 选择操作

采用贪笨策略, 总是选择较优者保存入下一代群体里, 如式 (14) 所示:

$$X_i = \begin{cases} U_i & f(U_i) \leq f(X_i) \\ X_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

其中, f 为适应函数, $i = 1, 2, \dots, NP$, NP 为种群规模。

2.2 二阶段定位算法

近年学界利用各种智能算法比如遗传算法、粒子群优化算法对无线传感器网络定位进行优化^[1-11], 采得不少成果, 定位误差由 30% 提高到 5% 左右, 效果良好, 但是也存在优化迭代代数过高的明显缺点, 这些优化算法普通都在迭代 1000 代以上, 最少也要 500 代以上, 将耗费较大的能量, 在能量存储不大的各无线传感器节点的实际应用中, 追求高精度的同时, 也要追求低能耗, 所以寻找更少迭代次数 (即更低能耗) 算法成了当务之急。

为了提高定位精高的同时更低能耗 (更少迭代次数), 本文研究了二阶段定位算法, 第一阶段用 DV-Hop 无线传感器节点定位方法找出未知节点坐标 (x_{est}, y_{est}) , 第二阶段用差分演化算法在坐标 (x_{est}, y_{est}) 附近寻找最优坐标 (x, y) , 即为最终定位的坐标。

具体步骤如下:

Step1: DV-Hop 无线传感器节点定位, 利用式 (1) ~ (8) 计算出未知节点的坐标 (x_{est}, y_{est}) 。此为第一阶段;

Step2: 第二阶段: 利用差分演化处算法寻找未知节点的最终坐标 (x, y) :

Step2.1 初始化种群。二阶段定位法区分其他定位法在于, 种群一开始的位置不是完全随机, 而是基于第一阶段定位结果来作种群的初始随机位置, 即在坐标 (x_{est}, y_{est}) 附近以通信半径 r 范围内的区域作为种群的初始随机位置。

Step2.2 采用式 (11) 作为个体适应度函数值进行计算, 经过式 (12) ~ (14) 进行变异、杂交、选择操作。

Step2.3 达到最大迭代数 G , 停止演化, 否则返回 Step2.2 继续演化。

Step2.4 根据最优个体的位置确定未知节点的最终坐标。

Step2.5 每个未知节点都经过上述 Step2.1-4 的计算, 最终得出所有未知节点的坐标。

3 仿真结果与分析

3.1 实验设计

为了验证本研究的节点定位算法性能优劣, 在 Windows 7 操作系统下, 用 Matlab 2016b 进行仿真。在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 正方形的区域内, 随机分布无线传感器节点 100 个, 如图 1 所示, 邻居连接如图 2 所示, DV-Hop 定位误差如图 3 所示。

考虑到了为了体现更低能耗 (更低迭代数), 本研究将只迭代 10 代。为了使本研究的算法有可比性, 除了本研究的二阶段 DM 算法外, 还采用了基本 DV-Hop 算法、传统

差分演化算法 Origin_DM、传统粒子群优化算法 PSO 进行对比，取 5 次实验平均值作为最终结果。

3.2 结果与分析

3.2.1 定位误差与信标节点数量关系

实验结果如图 4 所示，分析：

1) 相对于 DV-Hop 算法，三种智能优化算法都对定位精度有明显的提高，特别是信标节点数量 20 个以上（信

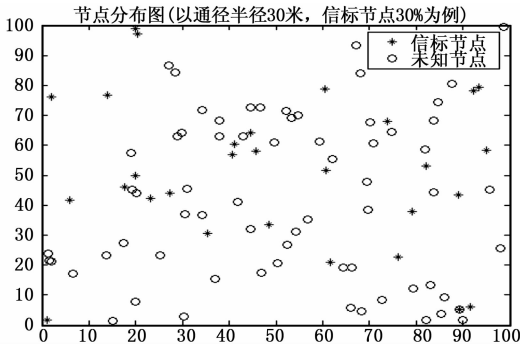


图 1 节点分布图

(以通路半径 30 米，100 个节点，信标节点 30% 为例)

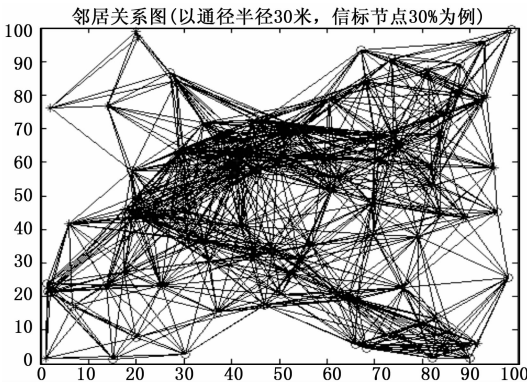


图 2 邻居关系图

(以通路半径 30 米，100 个节点，信标节点 30% 为例)

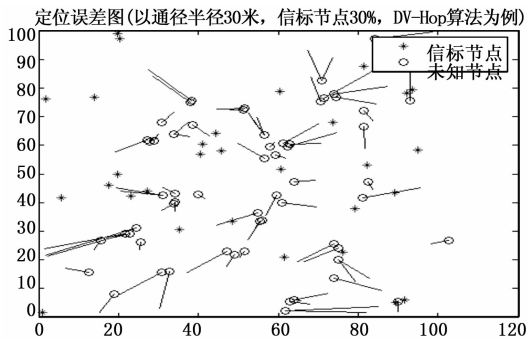


图 3 定位误差图

(以通路半径 30 米，100 节点，信标节点 30%，DV-Hop 算法为例)

标比例大于等于 20%) 时，DV-Hop 算法定位误差率都在 30% 以上，而三种智能优化算法定位误差率都在 10% 以下，智能优化算法对定位精度提高具有非常明显的效果。

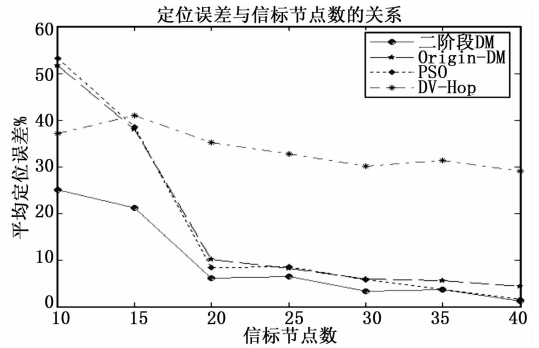


图 4 定位误差与信标节点关系

2) 在较少信标节点（信标数量小于 20，即信标比例低于 20%）时，作对比的两种智能优化算法定位精度不理想，在极端情况下（信标节点小于 15，即信标比例低于 15%）时甚至出现定位误差比 DV-Hop 更差的情况，原因在于传统智能搜索的优化算法在极度缺少信标节点的信息时，出现无法进一步搜索优化的现象。

3) 本研究提出的二阶段 DM 算法比其他算法有更高的定位精度，并且能很好地解决了上面第 2 点发现的其他智能优化算法的缺陷，在信标节点极少的条件下，还能得到很好的定位精度。原因在于本研究的二阶段差分演化定位算法是基于第一阶段得到的 DV-Hop 定位结果，有效地避免了信标节点稀疏时无法有效优化的缺陷。

4) 从不同信标节点数量的仿真结果可以发现，本研究算法不但在较多信标节点时有更高的定位精度，而在信标节点稀疏时有更好的表现。

5) 总的来说，本研究算法对提高未知节点定位的精度效果明显，说明了本研究算法的有效性。

3.2.2 定位误差与通信半径关系

实验结果如图 5 所示，分析：

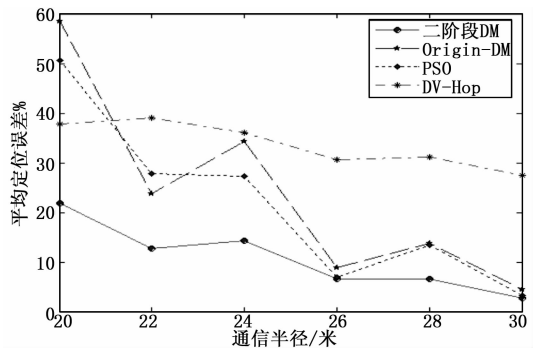


图 5 定位误差与通信半径关系

1) 跟上面的分析类似地，作对比的两种传统智能优化算法在通信半径 22 米以上的，都比 DV-Hop 更好的定位精度，但在通信半径小于 22 米时，出现了反而不如 DV-Hop 的现象，原因在于通路半径更短时，邻接节点会明显减少，传统智能优化算法将无法搜索到足够有效信息导致无法进行有效优化的现象。

2) 两种传统智能优化算法定位精度出现了波动较大的现象, 并且波动规律类似, 原因在于传统智能优化算法是随机搜索, 容易陷入局部最优, 明显影响了定位精度。

3) 本研究算法有效解决了上面 1、2 点分析的传统智能优化算法缺陷, 不管在通信半径短的特殊条件下, 还是在定位精度的稳定性方面, 都比其他智能优化算法表现得更好。总的来说, 本研究算法具有更好的定位精度, 更好的稳定性。

4 结语

针对 WSN 定位问题, 在分析 DV-Hop 算法的不足和其他应用在 WSN 定位的智能优化算法迭代次数较大耗能较多的缺陷, 提出一种基于二阶段的差分演化的 WSN 定位优化算法, 经过仿真实验验证, 在只需要迭代 10 代的情况下, 证明了本研究算法不但有效提高了定位精度, 并且在信标稀疏和通信半径较短时具有更好的稳定性。

参考文献:

[1] 汪晨. 无线传感器网络定位精度优化方法研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.

[2] 唐毅. 基于锚节点的无线传感器网络定位技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.

[3] Saad E, Elhousseini M, Haikal A Y. Recent achievements in sensor localization algorithms [J]. Alexandria Engineering Journal, 2018, 57 (4): 4219-4228.

(上接第 280 页)

的访问额外造成过多的负担, 故本模型可以应用在云环境中的跨域数据访问上。但随着文件规模的增大, 时间开销基本呈线性增长, 增长速度较快, 所以后续还应适当考虑针对大文件的数据块分割新方法, 以提高大文件的访问效率。

4 结语

本文研究了云计算环境下的跨域安全存储模型, 提出了跨域安全身份认证策略和存储访问策略。在安全认证中, 提出了采用认证代理解决异域用户身份认证的问题, 在未降低本域用户只信任本认证中心的前提下降低了异域用户身份认证的复杂度, 虽然首次认证需要额外开销, 但因重复身份认证发生的概率接近 80%, 所以从整体认证的角度, 减少了认证的时间开销。在存储管理中, 通过增加数据的加解密环节, 可以有效避免存储网络内部的攻击, 提高存储系统的安全性。

参考文献:

[1] 马飞, 李娟. 云计算安全技术最新研究进展 [J]. 通信技术, 2016, 49 (5): 509-518.

[2] 柯文浚, 董碧丹, 高洋. 基于 Xen 的虚拟化访问控制研究综

[4] Nicolescu D, Nath B. Ad-Hoc Positioning Systems (APS) [A]. Proc. of Global Telecommunications Conference [C]. San Antonio, USA: [s. n.], 2001.

[5] Avvides A, Park H, Srivastava M B. The Bits and flops of the N-hop multilateration primitive for node localization problems [A]. Proc. of the 1st ACM Int'l Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications [C]. Atlanta, USA: ACM Press, 2002.

[6] Doherty L, Pister K S J, Ghaoui L E. Convex Position Estimation in Wireless Sensor Networks [A]. Proc. of IEEE INFOCOM' 01 [C]. IEEE Press, 2001.

[7] Shang Yi, Ruml W, Zhang Y, et al. Localization from Mere Connectivity [A]. Proc. of the 4th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing [C]. Annapolis, USA: ACM Press, 2003.

[8] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less Low Cost Outdoor Localization for Very Small Devices [J]. IEEE Personal Communications Magazine, 2000, 7 (5): 28-34.

[9] 李晓明. 基于误差修正的 DV-Hop 传感器节点定位算法 [J]. 计算机仿真, 2013 (8): 281-284.

[10] 刘宏, 韩亚波, 张时斌, 等. 基于自适应罚函数优化粒子群的 WSN 定位算法 [J]. 传感技术学报, 2018 (8): 1253-1257.

[11] 张清国, 王敬华, 张维. 基于差分演化的无线传感器网络节点定位 [J]. 计算机工程, 2013 (11): 78-82.

[12] 赵波, 戴中华, 向骏, 等. 一种云平台可信性分析模型建立方法 [J]. 软件学报, 2016, 27 (6): 1349-1365.

[13] 邹徐熹, 王磊, 史兆鹏. 云计算下基于特殊差分方程的 (m+1, t+1) 门限秘密共享方案 [J]. 计算机工程, 2017, 43 (1): 8-12.

[14] 许艳茹. 基于排列码加密解密算法的数字签名智能卡的研究 [D]. 天津: 河北工业大学, 2004.

[15] 周长春, 田晓丽, 张宁, 等. 云计算中身份认证技术研究 [J]. 计算机科学, 2016, 43 (6A).

[16] 魏树和, 王丽萍. 公钥基础设施的关键技术 [J]. 情报杂志, 2004 (8): 67-69.

[17] 池亚平, 王艳, 王慧丽, 等. 基于等级的电子政务云跨域访问控制技术 [J]. 计算机应用, 2016, 36 (2): 402-407.

[18] 王国峰, 刘川意, 潘鹤中, 等. 云计算模式内部威胁综述 [J]. 计算机学报, 2017, 40 (2): 296-316.

[19] 杨小东, 安发英, 杨平, 等. 云环境下基于代理重签名的跨域身份认证方案 [J]. 计算机学报, 2017.

[20] 刘莹, 王海峰, 张明, 等. 云计算环境中数据安全存储协同模型 [J]. 计算机应用研究, 2018, 35 (10).

[21] Ateniese G, Hohenberger S. Proxy re-signatures; new definitions, algorithms, and applications [A]. Proceedings of the 12th ACM CCS [C]. Alexandria, USA, 2005: 310-319.