

一种局部模式的 RGB 差值序列交叉区域 取样节点定位算法

李秉健^{1,2}, 郑力明²

(1. 嘉应学院 计算机学院, 广东 梅州 514015; 2. 暨南大学 信息科学技术学院, 广州 510632)

摘要: 鉴于当前无线传感器网络 (WSN) 移动节点定位技术中存在的实时性差和定位不准确的问题, 设计了一种交叠区域采样模式的 WSN 移动节点定位算法 OASM_MNL (overlapping area sampling mode of mobile node localization); 该算法通过获取的信号在能够直接和移动节点通信的信标节点的信号交叠区域里面进行局部采样; 通过距离比例因子对平均跳距进行权值化, 优化了 CDL 中跳距的计算公式; 通过 RGB 差值序列对样本点滤波, 在此基础上把差值序列绝对值作为加权标准, 计算出移动节点的坐标; 仿真结果表明, 与 E-CDL、MCL 等常见的移动节点定位算法相比, 新算法定位误差降低幅度超过 33%, 定位效果良好。

关键词: 节点定位; 交叠区域; 局部采样; RGB 差值序列

A Local Cross Region of RGB Difference Sequence Sampling WSN Localization Algorithm

Li Bingjian^{1,2}, Zheng Liming²

(1. Department of Computer Science, Jiaying University, Meizhou 514015, China;

2. College of Information Science and Technology, Jinan University, Guangzhou 510632, China)

Abstract: Aiming at the problem that the real time difference and location of the mobile node localization technology in wireless sensor networks (WSN), this paper proposes a new method of WSN mobile node localization algorithm based on overlapping area sampling mode of mobile node localization. In this algorithm, the signal is obtained by using the signal in the signal intersection area of the beacon node, and the average hop distance is calculated by using the distance scale factor. The calculation formula of the jump distance in CDL is optimized; The RGB difference sequence is used to filter the sample point, and the absolute value of the difference sequence is used as the weighted standard to calculate the coordinates of the mobile node. Simulation results show that compared with common mobile node localization algorithm such as E-CDL and MCL, the positioning error of the new algorithm is reduced by more than 33%, its positioning performance is good.

Keywords: node localization; cross overlap area; local sampling; RGB difference sequence

0 引言

近年来, 基于无线传感器网络的移动节点定位系统逐渐得到普及推广, 在诸多方面发挥出重要的作用, 例如在监测动物、监护患者等方面^[1-2]。现实生活中, 对于节点来说, 其能量与计算能力并非为无限的^[3], 同时还面临诸多噪声的干扰, 正是上述的一系列原因, 使得移动定位过程中很难获得相对较高的精度^[4]。现阶段 WSN 移动节点定位引起广大专家学者的广泛关注^[5-6]。有学者^[7]在研究过程中阐明了 (Monte Carlo Localization, MCL) 算法, 此后业界人士设计出一些优化的算法^[8], 其中包括 MA-MCL^[9], 这个方法主要是通过移动辅助节点来进行处理, MCB^[10] 构建起相应的采样盒子, 通过这种方法来使收敛提速, 此外还有 MSL^[11] 等。

CDL (color-theory based dynamic localization) 方法主要是以非测距为基础^[12], 通过广播信息构建位置数据库, 在此基础上对其中位置点的 RGB 序列值进行求解。对于 MCL 类移动节点定位算法来说, 其一方面必须对上述两方面信息进行传输, 另一方面也必须对移动节点的 V_{max} 进行估算, 在这里其运动信息并非已知的, 正是这方面的原因, 这一方面会导致

误差, 另一方面还需要较高的运算开销。而对于 CDL 法来说, 其属于集中式的, 同时非常易于进行, 所以在那些具备固定管理中心的情景非常适合。其具有以下几方面优点: 计算开销相对较低, 误差较小^[12-13]。对比来说, 尽管 CDL 的精度高于 MCL, 然而其中依旧存在不足之处^[13-14]。这些方法在求解平均跳距的时候, 均没有分析信标节点在不同信号强度条件下需要分配相应的权值, 另一方面位置点区域相对较大, 所以它们的定位精度仍然需要加以改善。

此处, 我们基于前人提出的 CDL 类算法, 进行适当的优化: (1) 优化了移动与信标节点间跳距的求解方程, 赋予平均跳距相应的权值, 同时还引入距离比例因子, 求解获得的跳距值准确度有所提升, 最终使得信标节点的使用率有所提高。通过实验我们发现, 通过该算法能够降低误差; (2) 构建实时数据库, 具体来说, 也就是在任意离散时间间隔 t 范围内对 RGB 数据库进行实时更新, 这样能够充分确保定位的时效性; (3) 引入局部采样滤波理论, 通过获取到的信号, 在通信范围之内的信号区中进行采样, 在很大程度上降低了采样区间, 同时还从理论方面进行阐述。

1 CDL 算法与 E-CDL 算法关键问题分析

前者主要基于 DV-Hop^[6] 与颜色理论^[12-13], 具体来说, 通过 DV-Hop 来进行求解, 同时利用 RGB 与 HSV (hue, saturation, value) 的经典转换法^[15], 来求解位置点与移动节

收稿日期: 2015-12-20; 修回日期: 2016-02-15。

作者简介: 李秉健(1976-), 男, 硕士, 实验师, 主要从事无线传感器网络和物联网方向的研究。

点的 RGB 序列值, 最终完成相应的定位工作。在这里, 按照颜色理论, 各个颜色依次能够通过用 RGB 与 HSV 两个方面来描述, 各个颜色能够利用红、绿、蓝的融合来实现^[12]。图 1 展示了以 CDL 算法为基础的移动节点定位示意图, 与大部分 WSN 移动定位系统大致相当^[16], 运动的时候, 移动节点接收信标与普通节点传输的特征信号, 依次求解最小与平均跳距, 在此基础上通过多跳方法把信息运输至管理中心与汇聚节点, 最终求解出移动节点的坐标。

假设定位区域中随机分布信标与移动节点分别为 M 与 N 个。前者在 t 时的 RGB 序列值是处于 $[0, 1]$ 区间中任意数值^[12-13], 用 $RGB_k^t: \{R_k^t, G_k^t, B_k^t\}, k=1, 2, \dots, M$ 来进行描述。图 1 是 $M=15$ 时 $t-1$ 与 t 时的 CDL 算法示意图, 其中后者的通信区域用虚线圆来指代。

具体来说, 该方法包括 2 个不同的时期, 第一个时期通过前者的 RGB 序列值求解移动节点 L_i 在 t 时的 RGB 序列值, 此处用 $RGB_k^t, i=1, 2, \dots, N$ 来描述。通过 RGBtoHSV 法^[15] 来转换前者在 t 时的 RGB 序列值, 通过这种方法将其变为 HSV 形式。

$$H_k^t S_k^t V_k^t = (RGBtoHSV) R_k^t G_k^t B_k^t \quad (1)$$

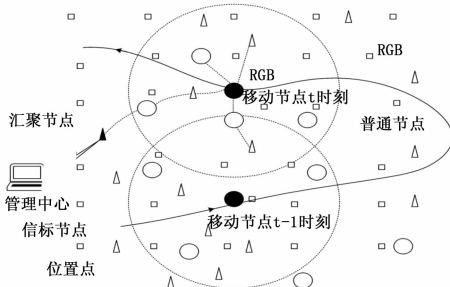


图 1 CDL 系统框图

设 A_k^t 为 t 时 L_i 通信半径区域中的第 k 个, 通过公式 (1) 计算获得的 A_k^t 的 $\{H_k^t, S_k^t, V_k^t\}$ 与 t 时 L_i 和 A_k^t 两者跳距值 D_{ik}^t 来求解 HSV 改变大小 $H_{ik}^t, S_{ik}^t, V_{ik}^t$ 。

$$H_{ik}^t = H_k^t, S_{ik}^t = S_k^t, V_{ik}^t = \left(1 - \frac{D_{ik}^t}{Range}\right) \times V_k^t \quad (2)$$

$$D_{ik}^t = D_{avg} \times h_{ik}^t \quad (3)$$

上面的公式中, D_{avg} 用来指代整个网络的平均跳距, h_{ik}^t 用来指代距离矢量交换协议计算获得的 t 时 A_k^t 与 L_i 之间的最小跳数。Range 用来指代颜色改变的最高长度^[12-13], 此处我们将 Range 设定为方形定位区域的对角线长度。在此基础上, 根据公式 (2) 计算获得 $H_{ik}^t, S_{ik}^t, V_{ik}^t$, 按 HSVtoRGB^[15] 能够计算获得 t 时 A_k^t 与 L_i 的 $\{R_{ik}^t, G_{ik}^t, B_{ik}^t\}$, 具体如下所示。

$$R_{ik}^t G_{ik}^t B_{ik}^t = (HSVtoRGB) H_{ik}^t S_{ik}^t V_{ik}^t \quad (4)$$

假设 M' 用来指代 L_i 在 t 时通信半径区域中所具有的信标节点数目, 通过 $\{R_{ik}^t, G_{ik}^t, B_{ik}^t\}$ 的均值我们能够求解获得 L_i 在 t 时的 $\{R_i^t, G_i^t, B_i^t\}$ 。

$$R_i^t = \frac{1}{M'} \sum_{k=1}^{M'} R_{ik}^t, G_i^t = \frac{1}{M'} \sum_{k=1}^{M'} G_{ik}^t, B_i^t = \frac{1}{M'} \sum_{k=1}^{M'} B_{ik}^t, M' \leq M \quad (5)$$

第二个时期, 构建起位置数据库, 在此基础上求解获得位置点的 RGB 序列值。具体步骤如下所示: 首先, 在定位区域之中任意安排 v 个位置点 $P(\hat{x}_i, \hat{y}_i), i=1, 2, \dots, v$, 通过 t 时 L_i 通信半径区域中信标 RGB 序列值, 同时结合公式 (1) - (5), 就能够求解获得 v 个的 RGB 序列值, 此处将其定义

为 $RGB_i^t, i=1, 2, \dots, v$, 需要说明的一点是, 公式 (2) 里面的 D_{ik}^t 我们通过 d_{ik}^t 将其取代。假设 A_k^t 的坐标为 $(\hat{x}_k^t, \hat{y}_k^t)$, 在这种情况下, 那么 d_{ik}^t 能够通过 2 个点间距离求解式子来进行求解, 具体如下所示:

$$d_{ik}^t = \sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_k^t)^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_k^t)^2}, i=1, 2, \dots, v \quad (6)$$

在此基础上, 把位置点的坐标与 RGB 序列值输送至 database 里面, 从其中搜索位置点 (其和 L_i 具有一样的 RGB 序列值), 在此基础上, 定义它的坐标是 L_i 在 t 时刻的坐标。

E-CDL 法主要是基于 CDL 法而形成的一种方法, 在各单位时间内使信标节点任意移动 R (通信半径), 然后求解信标节点间的真实距离与跳距的比值 β , 利用这种方式来对路径进行估计, 通过研究发现, 定位过程中在平均跳距为 $7\beta R/9$ 时, 可以获得相对偏小的误差^[13]。然而对 E-CDL 法来说, 信标节点随机移动的同时还必须获取其动态的坐标数据, 正是这一个方面的原因, 使得硬件的要求有所提升, 同时很难实现。综上所述, 不管 CDL 或者 E-CDL, 两种方法主要是用来处理优化路径与平均跳距等方面, 未曾充分分析通信半径大小存在差异的信标节点功能的区别, 尤其是未分析由于位置点分配区域太高所导致的额外的计算开销、相对较差的实时性等方面, 但是上述环节恰恰是决定精度的重要因子。所以, 我们在研究过程中通过采样滤波理论, 通过信号来降低采样区域, 使其精度有所改善, 并且还对各种类型的信标节点依次求解距离因子和平均跳距, 在此基础上实施相应的加权处理, 通过这种方法来对移动节点的跳距进行修正。然后随时对 RGB 数据库进行更新, 设置相应的阈值, 利用这种方式对样本点进行滤波处理, 从而获得相对准确的坐标信息。

2 优化的 OASM_MNL 算法

2.1 平均跳距的优化

CDL 主要基于 DV-hop 法而形成, 其存在非常明显的优势, 例如所需要的成本相对较低、非常简单等, 然而需要注意的问题是, 其误差同样相对偏大。对于 DV-hop 法来说, 关于整个网络里面的平均跳距, 其中所有信标节点依次求解相应的平均跳距, 在此基础上通过网络进行广播, L_i 将最早接到的平均跳距当做该数值^[6]。在进行定位的时候, 每一信标节点的网络与位置存在差异, 单独通过 1 个信标节点根本无法充分体现全网的平均跳距, 正是这一个方面的原因, 在充分考虑定位精度的基础上, 我们以 L_i 与它 t 时刻通信半径范围内的信标节点间的最小跳数的倒数, 当做其加权因子, 在此基础上求解 t 时 L_i 的平均跳距, 通过这种方法能够在很大程度上降低平均跳距误差偏高者的干扰。

假设 d_{kj} 为 $A_k, A_j (k, j=1, 2, \dots, M)$ 两者间距, 那么通过相应的式子能够计算获得 d_{kj} 。假设 h_{kj} 为 A_k, A_j 两者的最小跳数, D_{avg}^k 为参考 A_k 求解获得的平均跳距, 该方法在初始化过程中, 主要是通过管理中心求解各信标节点的平均跳距 D_{avg}^k , 具体如下所示:

$$D_{avg}^k = \sum_{j=1, j \neq k}^M d_{kj} / \sum_{j=1, j \neq k}^M h_{kj} \quad (7)$$

t 时 L_i 记录通信半径区间内的 $\{A_k\} (|\{A_k\}| = M' \leq M)$ 及其最小跳数 h_{ik}^t , 然后归一 $\{A_k\}$ 里面各信标节点至 L_i 的最小跳数, 在此基础上求解权值 λ_i^t , 具体如下所示:

$$\lambda_i^t = (h_{ik}^t)^{-1} / \sum_{k=1}^{M'} (h_{ik}^t)^{-1}, k=1, 2, \dots, M' \quad (8)$$

这样, 通过公式 (7) 与 (8), L_i 在 t 时和 $\{A_k\}$ 里面每一个信标节点间的平均跳距能够通过下面的公式进行求解。

$$D_{avg}^{kt} = D_{avg}^k \lambda_i^{kt}, k = 1, 2, \dots, M' \quad (9)$$

2.2 距离比例因子

此处引入该定义, 首先通过 β 来求解各信标节点的比例因子 p , 在此基础上根据 t 时各信标节点对 L_i 信号强弱的区别, 利用 p 来对和移动节点的跳距求解式进行修正。

用 p_{kj} 来指代 A_k, A_j 两者的距离比例因子 (其保持固定)。第一步, 初始化过程中, 通过管理中心来求解 A_k 和 A_j 间的比例因子 p_{kj} , 这样 D_{avg}^k 主要通过公式 (7) 进行计算, 具体如下所示:

$$p_{kj} = d_{kj} / (D_{avg}^k \times h_{kj}), j = 1, 2, \dots, M', j \neq k \quad (10)$$

第二步, 计算公式 (10) 得出的全部 p_{kj} 的均值, A_k 求解其 p_k , 具体如下所示:

$$p_k = \sum_{j=1, j \neq k}^M p_{kj} / (M-1)' \quad (11)$$

图 2 展示了当 $M=4$ 的时候所得到的 p_k 。第三步, 适当地优化公式 (3), 与公式 (9) 并用, 求解 t 时 L_i 与 $\{A_k\}$ 里面每一个信标节点间的跳距, 具体如下所示:

$$D_{ik}^{t'} = D_{avg}^{kt} \times h_{ik} \times p_k, k = 1, 2, \dots, M' \quad (12)$$

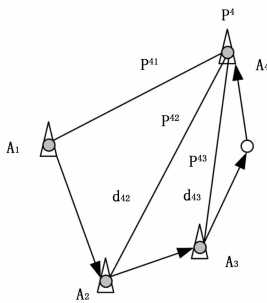


图 2 p 的计算

2.3 采样区域

对于 CDL, E-CDL 法来说, 两者在位置点选择过程中, 均一次性地在定位区域中进行, 因此其具有相对较差的实时性, 同时唯有位置点数十十分紧密的前提下, 才具有相对不错的精度。在这里, 设全部节点的通信半径都是 R , 改进的 OASM_MNL 法通过 t 时 L_i 获取的信号来进行滤波处理, 通过这种方法获得 1 跳信标节点 $\{A_k^{*t}\} \subset \{A_k^t\} \subset \{A_k\}$, 此处, 假设其数目是 M^{*t} ($|\{A_k^{*t}\}| = M^{*t} \leq M' \leq M$), 在此基础上, 在它的通信半径的交叠范围 S_i^t 中进行采样, 然后利用 RGB 序列滤波, 阐明局部采样滤波理论。

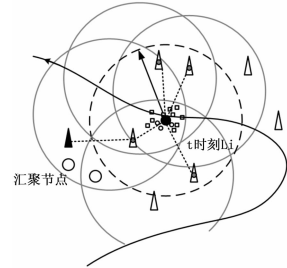
$$S_i^t = \{s_j^t \mid d(A_k, s_j^t) \leq R \wedge d(A_k, L_i) \leq R, k = 1, 2, \dots, M^{*t}\} \quad (13)$$

图 3 (a) 是 $M^{*t}=4$ 的条件下, 此处假设 4 个信标节点是 $A_i, i=1, 2, 3, 4$ 。在这里, L_i 可以与 A_i 直接通信, 正是这方面的原因, 我们可以得出 L_i 处在圆 (半径是 R , 圆心是 A_i) 的交叠区域 S_i^t 中。其中灰色阴影用来指代可以在同一个时间内接到 $A_i, i=1, 2, 3, 4$ 信号的区域。OASM_MNL 优化传统 CDL 法位置点布置的不足, 同时采样在直接通信交叠区域中进行, 使其范围明显降低, 正是这一个方面的原因, 其使得精度明显提升, 并且还能够降低计算开销。

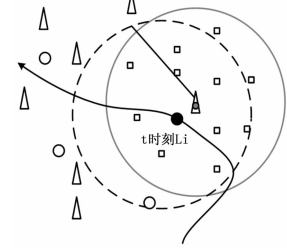
定理 1: 设节点的 1 跳通信与定位区域的面积分别是与 Q , 那么当样本点密度相同时, 在这种情况下对比过去的法来

说, OASM_MNL 的采样运算量能够减小倍。接下来, 本文将对该定理进行证明, 具体步骤如下所示。

假设 OASM_MNL 随机采 ω 个样, M^{*t} 是 1, 具有最大的采样面积, 其大小是 πR^2 , 这种情况下, 具有最低的采样密度, 其大小是 $2/\pi R^2$, 传统的 CDL 法位置点密度是 v/Q 。当样本点密度与位置点随机分配密度相等的时候, 可以得出 $\omega = v\pi R^2/Q$, 这样其运算量减少 $Q/\pi R^2$ 倍。当, $\pi R^2 > 1$ 的时候, 在这种情况下, 因采样面积 $\leq \pi R^2$, 那么在确保样本点密度相同的条件下, 其运算量能够继续减小。图 3 (b) 展示了 $M^{*t}=1$ 时的采样密度。在 $M^{*t} > 1$ 的情况下, 通过图 3 (a) 我们能够看出, 采样区域面积在 πR^2 以下, 从而在很大程度上改善了采样有效性与密度。



(a) $M^{*t}=4$ 时的采样密度



(b) $M^{*t}=1$ 时的采样密度

图 3 OASM_MNL 的采样区域与采样密度

定理 2: t 时在 1 跳信标节点密度和采样运算量相等条件下 (当 $M^{*t} > 1$ 的时候), 随之 L_i 的 1 跳信标节点 $A_i, i=1, 2, \dots, M^{*t}$ 最高间距愈发与 $2R$ 接近, 采样区域面积逐渐降低; 而 $A_i, i=1, 2, \dots, M^{*t}$ 平均处于 L_i 的通信圆周上的时候, 在这种情况下 L_i 处在整个采样区域的最中间位置。接下来本文将对其进行证明, 具体步骤如下所示:

设 $M^{*t}=2$, 此处我们设定两者依次是 A_1, A_2 , 通过图 4 (a) 我们能够看出, 在这种情况下, 采样区域的面积是 2 个弓形面积的和, 具体能够通过几何方法来进行求解:

$$S = 2 \left(\frac{2 \arccos d(A_1, A_2) / (2R)}{2\pi} \pi R^2 - (d(A_1, A_2) / 2) \sqrt{R^2 - \frac{d^2(A_1, A_2)}{4}} \right) \quad (14)$$

通过上面的公式 (14) 看出, 当 $d(A_1, A_2)$ 从 0 逐渐增加至 $2R$ 的过程中, 采样区域面积会逐渐递减。 M^{*t} 不断提高的时候, 因 1 跳信标节点必须处在 L_i 的半径范围之内, 在这种情况下, 那么交叠区域大小是 M^{*t} 个多边形与 M^{*t} 个圆弧弓形面积的和。伴随 M^{*t} 的不断提高, 采样区域面积递减 (关于这一点, 我们通过集合论就能够得出)。当其中随机的 2 个信标节点间距大小与 $2R$ 相近的时候, 在这种情况下, 通过公式 (14) 我们能够得出, 采样区域大小接近零。当 1 跳信标节点平均座落于 L_i 的通信圆周上的时候, 通过几何上的对称性理

论我们知道, L_i 处在中心位置。假设 $M^{*t} = 3$, 通过图 4 (b) 展示的灰色圆看出, 当为等边 \triangle 的时候, L_i 处在中心位置。 A_1, A_3^* 当最大间距接近 $2R$ 时, 采样区域大小接近 0。

2.4 滤波与加权求值

对采样范围内的样本点实施滤波处理, OASM_MNL 通过样本点和 L_i 的 RGB 差值序列来滤波出样本点。假设 t 时样本点 j 的 RGB 序列 $\{R_j^{*t}, G_j^{*t}, B_j^{*t}\}, j=1, 2, \dots, \omega$, L_i 的序列是 $\{R_i^t, G_i^t, B_i^t\}, j=1, 2, \dots, N$, 那么 L_i 和 j 两者的 RGB 差值序列是 $\{R_j^{*t} - R_i^t, G_j^{*t} - G_i^t, B_j^{*t} - B_i^t\}$, t 时滤波 L_i 的样本点所得区域:

$$\tilde{S}_k^i = \{s \mid s \in S_k \wedge (\Phi_s^{*t} - \Phi_j^t) \leq \mu_\Phi, \Phi = R, G, B\} i = 1 \quad (15)$$

上面的公式中, $\{\mu_R, \mu_G, \mu_B\}$ 用来指代阈值序列。通过图 3 (a) 我们能够看出, 采样区域 S_k^i 是其中的灰色部分, 而白和 L_i 的差值序列 $\leq \{\mu_R, \mu_G, \mu_B\}$ 的样本点则通过色小圆点来指代。设阈值是 $\mu = \sqrt{\mu_R^2 + \mu_G^2 + \mu_B^2}$, 而有关 μ 与定位误差之间的联系, 具体我们将在图 5 中展示。

设通过该公式 (15) 将 t 时距 L_i 相对偏近的 ω' ($\omega' \leq \omega$) 个样本点滤波出, j 和 L_i 的差值序列绝对值 φ_{ij} 通过下面的公式进展计算:

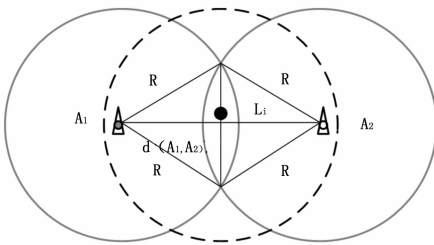
$$\varphi_{ij} = \sqrt{\sum_{\Phi=R,G,B} (\Phi_j^{*t} - \Phi_i^t)^2} \quad (16)$$

通过上面的两个公式我们能够得知, 值愈发减小, 与两者的距离愈小。所以求解坐标信息的过程中, 兼顾到数值, 进行了加权归一化。

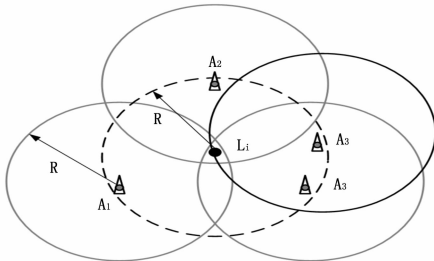
$$\hat{\varphi}_{ij} = \varphi_{ij} \left(\sum_{j=1}^{\omega'} \varphi_{ij} \right)^{-1}, j = 1, 2, \dots, \omega' \quad (17)$$

假设 j 的坐标信息是 $(\tilde{x}_j^t, \tilde{y}_j^t)$, 将 $\hat{\varphi}_{ij}$ 当做权值来求解 t 时 L_i 的坐标 (x_i^t, y_i^t) , 具体如下所示:

$$x_i^t = \sum_{j=1}^{\omega'} \tilde{x}_j^t \hat{\varphi}_{ij}, y_i^t = \sum_{j=1}^{\omega'} \tilde{y}_j^t \hat{\varphi}_{ij}, j = 1, 2, \dots, \omega' \quad (18)$$



(a) $M^*=2$ 时的采样区域



(b) $M^*=3$ 时的采样区域

图 4 采样区域与采样密度

2.5 算法步骤

OASM_MNL 涉及到的运算非常集中, 都通过管理中心

来完成, 能够实时定位若干移动节点, OASM_MNL 算法描述如下所示。

1) 初始化, 管理中心对其中全部 $\{A_k\}, k=1, 2, \dots, M$ 的坐标及相互之间的最小跳数进行记录, 在此基础上, 提供 RGB 序列值, 按照公式 (7), (10) 以及 (11) 求解各个平均跳距与 p , 然后将其存储于 database 里面;

OASM_MNL 算法:

(1) random arrangement area;

$$\{x_1^t, x_2^t, \dots, x_M^t\}, \{y_1^t, y_2^t, \dots, y_M^t\}, \{R_1^t, R_2^t, \dots, R_M^t\} = \text{rand}(3, M), k = 1, 2, \dots, M$$

{For $k = 1; M$

$$D_{avg}^k = \sum_{j=1, j \neq k}^M d_{kj} / \sum_{j=1, j \neq k}^M h_{kj}$$

$$p_k = \sum_{j=1, j \neq k}^M d_{kj} (M-1)^{-1} (j = 1, 2, \dots, M, j \neq M)$$

(2) record the anchors $\{A_k^t\}$ and h_{ik}^t

$$(3) D_{ik}^t = D_{avg}^{kt} \times h_{ik}^t \times p_k$$

(4) $(a, b) \in \{A_k^t\}$;

$$x = R * \cos(\alpha) + a;$$

$$y = R * \sin(\alpha) + b;$$

rand(ω) and store the coordinates

(5) calculate the $\{RGB\}$ of mobile nodes and samples

$$\{For j = 1; \omega \mid |R_i - R_j| < \mu_R \&\& |G_i - G_j| < \mu_G \&\& |B_i - B_j| < \mu_B\}$$

$$\{For j = 1; \omega \mid |R_i - R_j| < \mu_R \&\& |G_i - G_j| < \mu_G \&\& |B_i - B_j| < \mu_B\}$$

(6) {For $j = 1; \omega' x_i^t = \sum \hat{x}_j^t \hat{\varphi}_{ij}, j = 1, 2, \dots$

2) t 时 L_i 对其中 $\{A_k^t\} \subset \{A_k\} (|\{A_k^t\}| = M^t \leq M)$ 及相互间的最小跳数 h_{ik}^t 进行记录, 在此基础上将其传播至管理中心 database, $t-1$ 对时的数据进行更新, 同时在 database 里面搜索 $\{A_k^t\}$ 里面每一个信标节点的坐标;

3) 管理中心通过公式 (9), 然后还通过公式 (12), 两者并用求解 L_i 与 $\{A_k^t\}$ 里面每一个信标节点间的跳距;

4) 求解交集区域 S_i^t , 在此基础上从里面任意采次样, 然后对每一个的坐标进行记录。要是 $\{A_k^{*t}\}$ 里面的节点数是零, 在这种情况下, 那么从中任意选择样本点个;

5) 通过公式 (1) 至 (6) 来求解时 t 与 L_i 每一样本点之间的 RGB 差值序列, 在此基础上, 将结果存储至 database 里面, 同时通过公式 (15) 来实施滤波处理;

第六步 结合公式 (17) 与 (18), 来求解 t 时 L_i 的坐标。

3 仿真实验及结果

此处, 我们通过 Matlab7.11 来开展仿真测试, 在方形 (100 m \times 100 m) 中设置定位区域, 通过 Random Waypoint (RW)^[17-18] 模型, 自由选择移动节点的速度与终点。在其中随机布设 160 个传感器节点, 里面包括 16 个信标节点, 自由分配 50 个位置点。此处假定全部节点满足 $R=10$ m, 也就是它们的传输模型是几何圆形^[12], 移动节点的速度处于区间 $[0, V_{\text{man}}]$ 之内, 其中, $V_{\text{man}} = 10$ m/s 而方向则处于 $[0, 2\pi]$ 区间中。相邻时间间隔都是 5 s。当其达到终点以后, 我们在每隔 5 s 取几个不同的点, 依次计算获得每一点的定位误差。有关学者^[12] 在研究过程中发现, 伴随其速度的不断改变, RW 模型无法获得较为稳定的误差, 鉴于这一个方面的原因, 我们适当地优化了 RW 模型, 规定了其速度的区间, 此处主要通过优化后的 RW 模型^[12]。单一移动节点在 t 时的误差 LE 如下

所示:

$$LE = \sum_{i=1}^T \sqrt{(x_i - x_i')^2 - (y_i - y_i')^2} / TR \quad (19)$$

上面的公式中, (x_i, y_i') 与 $(x_i' - y_i')$ 两者依次指代 L_i 的真实和估计位置, 我们重复了 50 次, $T=50$ 。

图 5 是 μ 取各个数值时候的误差, 按照 Matlab 仿真测试能够得知, μ 处于 $[0.0011, 1.0020]$ 范围的时候, 进行滤波处理之后能够得到相对较多的样本点数, 同时处于 $[0.0012, 1.0015]$ 范围的时候, 误差相对稳定。当 $\mu=0.0011$ 的时候, 具有最低的误差, 鉴于这一个方面的原因, 此处将其定做 0.0011。

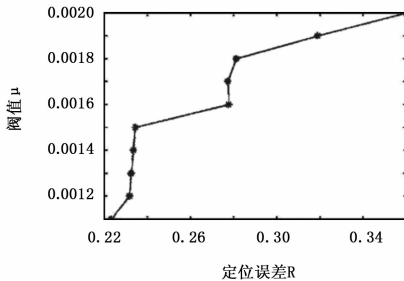


图 5 不同的 μ 值比较图

图 6 对 OASM_MNL 法和其他方法的误差进行比较分析, 此处信标节点密度用 S_d 指代示。假设仿真区大小是 Q , R 范围内的信标节点数是 n_1 , 在这种情况下, 那么 $S_d = (\mu R^2) n_1 / Q$ 。此处我们将 S_d 的范围定于 $0.5 \sim 4.0$ 内, 取 16 ~ 128 个信标节点。通过研究我们发现, 伴随 S_d 的逐渐提高, MCL, CDL, E-CDL 与 OASM_MNL 法的误差均不断下降, 但是而 OASM_MNL 的误差最初改变明显, 最终进入相对稳定的状态, 同时明显比其他方法低。 S_d 不断提高的时候, MCL 可以接到相对较多信标节点的信息, 以此将进行过滤, 所以能够减小误差。CDL 与 E-CDL 由于信标节点提高, 使得附近节点能够得到相对有效的信息, 最终提高了精度。OASM_MNL 当 S_d 在 $[0.5, 1.0]$ 范围时与 E-CDL 没有很大的差异, 由于这个时候具有相对偏少的信标节点, OASM_MNL 并未体现出突出的效果。而伴随 S_d 的不断提高, OASM_MNL 误差明显减小, 对比来说, 其比其他方法减小幅度大 33%。通过图 7 我们能够得知, 伴随选择采样点数目的不断提高, OASM_MNL 的误差快速减小, 不存在平缓的特点。由于 OASM_MNL 选择的采样区域足够小, 正是这一个方面的原因, 样本点愈发提高, 那么和移动节点接近的数目同样将会提高。通过图 7 我们能够发现, 样本点为时 1 000, 这个时候的误差与 0.10 R 相近。

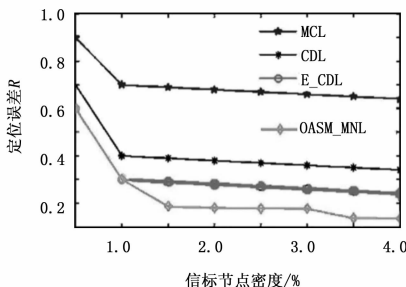


图 6 信标节点密度与定位误差

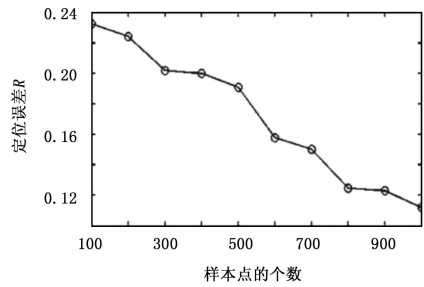


图 7 样本点个数与定位误差

图 8 主要描述了不同方法的误差分布直方图。此处 $S_d = 10, V_{max}$ 。 T 是 50, 重复测试过程中, OASM_MNL 方法有 70% 的误差在 0.3 R 以下, 没有误差在 0.5 R 以上的结果, 但其他方法的误差都在 0.3 R 以上。误差明显较高。

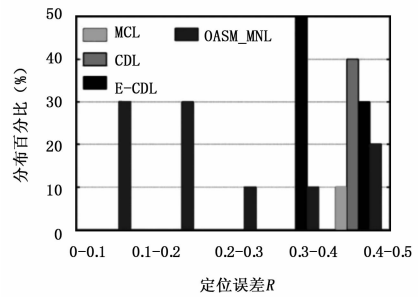


图 8 4 种算法的误差分布图

图 9 对比了 OASM_MNL 和 E-CDL 两者的误差, 通过分析发现, 平均跳距权值化处于之后, 在很大程度上降低了误差, 同时相对稳定。测试过程中, 取值如下: $S_d = 10, V_{max} = R$ 。图 10 是 CDL, E-CDL, OASM_MNL 的仿真图, 此处我们在方形 (20m \times 20m) 中设置仿真区域。CDL 与 E-CDL 主要以通信区间中的信标节点来进行, 所以, 图 10 (a) 与 (b) 中把 3 个信标节点任意分配于若干移动节点的通信区域之中, 但是在 OASM_MNL 里面以 1 跳信标节点来进行选择, 所以将其设定于移动节点周围, 然后进行测试且绘图。通过图 10 (a), 10 (b), 10 (c) 我们能够得知差距依次是 4.76 m, 3.17 m, 1.17 m, 其中, 图 10 (c) 具有最好的效果。

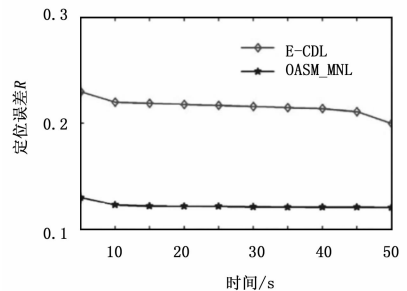


图 9 E-CDL 和 OASM_MNL 的定位误差分析

4 结语

综上所述, 此处阐明优化的 OASM_MNL 算法, 其无须新配置硬件, 定位准确、实时性相对较好。通过实验发现, 该算法在定位若干目标的时候具有相对不错的效果, 其弊端是当 S_d 相对较小时误差减小效果不理想, 同时开销减小幅度不理想,

(下转第 204 页)

plates [J]. IEEE Transaction on Vehicle Technology, 1995, 4: 28-30.

[3] 庞茂群, 邓开发. 一种基于灰度图像的车牌定位方法 [J]. 计算机工程与科学, 2009, 31 (10): 39-41.

[4] Shun Hungtsai, Yu Hsiangtseng. A novel color detection method based on HSL color space for robotic soccer competition [J]. Computer and Mathematics with Applications, 2012 (64): 1291-1300.

[5] 汪中, 刘贵权, 陈恩红. 一种优化初始中心点的 K-means 算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22 (2): 299-304.

[6] 史琳琳. 车牌识别中车牌定位技术的研究 [D]. 上海: 东华大学, 2012.

[7] 陈寅鹏, 丁晓青. 复杂车辆图像中的车牌定位与字符分割方法 [J]. 红外与激光, 2004, 33 (1): 29-33.

[8] 马文骥. 基于 Android 平台的字符识别预处理算法设计与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.

[9] Rahman T, Kuri S, Habit M. An effective technique to recognize vehicle license plate using mathematical morphology [J]. Global Journal of Computer Science and Technology. 2015, 15 (4): 17-21.

[10] Soora N, Deshpande P. Robust feature technique for license plate characters recognition [J]. IETE Journal of Research. 2015, 61 (1): 72-79.

[11] Ryan Michael, Hanafiah Novita. An examination of character recognition on ID card using template matching approach [J]. Procedia Computer Science, 2015 (59): 520-529.

[12] Koji Yamaguchi, Yasushi Nagaya, Koji Ueda. A method for identifying specific vehicles using template matching [A]. Intelligent Transportation Systems, 1999 International Conference on [C]. IEEE, 1999: 8-13.

[13] 李宇成, 杨光明, 王目树. 车牌提取与识别系统的研究与设计 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (1): 158-163.

(上接第 199 页)

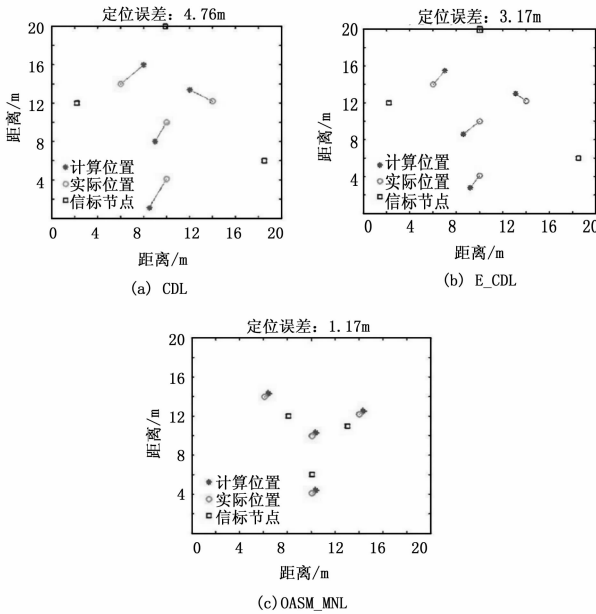


图 10 3 种算法实际效果比较图

这一个方法是今后需要深入研究的问题。

参考文献:

[1] 刘亚军, 蔡猛, 高立恒. 基于 RSSI 测距的传感器节点质心定位修正算法 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (9): 2860-2862.

[2] 石晓伟, 张会清, 邓贵华. 基于 BP 神经网络的距离损耗模型室内定位算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (17): 1944-1947

[3] 许晓荣, 姚英彪, 包建荣, 等. 认知 WSN 中基于能量有效性自适应观测的梯度投影稀疏重构方法 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36 (1): 27-33.

[4] 叶苗, 王宇平. 基于方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法 [J]. 软件学报, 2013, 24 (4): 859-872.

[5] 王洁, 王洪玉, 高庆华, 等. 一种适用于移动传感器网络的增

强型蒙特卡罗定位跟踪算法 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32 (4): 864-868.

[6] Liu Y, Luo X Y, Long C Z, et al. Improved DV-hop localization algorithm based on the ratio of distance and path length [J]. Journal of Information & Computational Science, 2012, 9 (7): 1875-1882.

[7] Hu L, Evan D. Localization for mobile sensor networks [A]. Tenth International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom' 04) [C]. Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2004, 9: 45-57.

[8] Yang J, Chen Y Y, Trapper W, et al. Detection and localization of multiple spoofing attackers in wireless networks [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24 (1): 44-58.

[9] Teng G D, Zheng K G, Dong W. MA-MCL: Mobile assisted Monte Carlo localization for wireless sensor networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2011, 4: 1-8.

[10] Baggio A and Langendoen K. Monte Carlo localization for mobile wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2008, 6 (5): 718-733.

[11] 张士庚, 曾英佩, 陈力军, 等. 移动传感器网络中定位算法的性能评测 [J]. 软件学报, 2011, 22 (7): 1579-1611.

[12] Chang T J, Wang K C, Hsieh Y L. A color-theory-based energy efficient routing algorithm for mobile wireless sensor networks [J]. Computer Networks, 2008, 52 (3): 531-541.

[13] Shee S H, Chang T C, Wang K C, et al. Efficient color-theory-based dynamic localization for mobile wireless sensor networks [J]. Wireless Personal Communications, 2011, 59 (2): 375-396.

[14] Wu H B, Deng M S, Xiao L L, et al. Cosine Theorem-based DV-Hop localization algorithm in wireless sensor networks [J]. Information Technology Journal, 2011, 10 (2): 239-245.

[15] Vishnevsky E. RGB to HSV & HSV to RGB [OL]. http://www.cs.rit.edu/~ncs/color/t_convert.html, 2013.

[16] 王洁, 王洪玉, 高庆华, 等. 基于信号特征序列的粒子滤波跟踪算法 [J]. 电子学报, 2010, 38 (10): 2297-2301.

[17] Wang T, Low C P. Evaluating inter-arrival time in general random waypoint mobility mode [J]. Ad Hoc Networks, 2012, 11 (1): 124-137.