

第3章

基于改进APIT的移动 机器人动态定位



针对室内网络环境复杂多变的情况,采用基于 RSSI 的测距方法,引入信标节点辅助定位,能量充沛的移动机器人集中完成所有定位计算。针对距离无关的 APIT 定位算法误差较大、计算成本较高的情况,提出了实时遴选邻近信标节点对网格空间进行改进。针对 RSSI 易受室内环境影响的情况,采用卡尔曼滤波算法修正定位误差。实验结果表明,所提的算法有效降低了测量噪声和定位误差,尤其是在网络通信不稳定的室内环境中,可以保证定位结果的准确性。

该算法的创新性贡献体现在将现有的距离无关的 APIT 定位算法进行改进,克服了该方法采用节点之间相对位置定位、定位误差大的问题,提出了基于测距的 APIT 定位算法,提高了定位精度。并且,针对现有的距离无关的 APIT 定位算法只能应用于节点定位,无法实现移动机器人定位的问题,提出了基于改进 APIT 的移动机器人动态定位算法,使得移动机器人通过遴选邻近信标节点实现自主动态定位。

3.1 基于三边测量的动态定位和测距优化算法

3.1.1 三边测量定位算法

如果机器人周围邻近的信标节点数目只有三个,应用于多个信标节点同时参与定

位的极大似然算法误差会出现明显增加。而专门解决三个信标节点与机器人之间完成测距后,实现位置估计的三边测量法(Trilateration Estimation, TE)是有效的解决办法。该方法以三个节点分别到达机器人的距离为圆半径,三个节点为圆心,确立了三个圆,并交汇于一点,该点就是机器人的估计位置。

假设三个节点 $\mathbf{A}_1$ 、 $\mathbf{A}_2$ 和 $\mathbf{A}_3$ 的坐标分别为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 和 (x_3, y_3) , 到达机器人的距离分别为 d_1 、 d_2 和 d_3 。以三个节点为圆心,测量距离为半径的圆相交于一点。该点在理论上与机器人位置重合,即为机器人的估计位置。

三边测量法算式为

$$\begin{cases} \sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} = d_1 \\ \sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} = d_2 \\ \sqrt{(x-x_3)^2 + (y-y_3)^2} = d_3 \end{cases} \quad (3.1)$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 = d_1^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 = d_2^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (3.2)$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} x^2 - 2xx_1 + x_1^2 + y^2 - 2yy_1 + y_1^2 = d_1^2 \\ x^2 - 2xx_2 + x_2^2 + y^2 - 2yy_2 + y_2^2 = d_2^2 \\ x^2 - 2xx_3 + x_3^2 + y^2 - 2yy_3 + y_3^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (3.3)$$

式(3.1)和式(3.2)分别减去式(3.3),得到

$$\Leftrightarrow \begin{cases} 2(x_1 - x_3)x + 2(y_1 - y_3)y = x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_1^2 \\ 2(x_2 - x_3)x + 2(y_2 - y_3)y = x_2^2 - x_3^2 + y_2^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_2^2 \end{cases} \quad (3.4)$$

假设

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_3) & 2(y_1 - y_3) \\ 2(x_2 - x_3) & 2(y_2 - y_3) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_3^2 + y_2^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_2^2 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

则得到算式

$$\Leftrightarrow \mathbf{X} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} \quad (3.6)$$

3.1.2 卡尔曼滤波优化 RSSI 测距模型算法

基于室内复杂的物理环境和多变的影响因素,会造成 RSSI 无线信号干扰噪声。实

际情况会存在一定程度的偏差。该偏差符合正态分布。通过 RSSI 测距模型进行观测时, RSSI 观测值也会偏离。由 RSSI 测距模型决定该偏离同样符合正态分布。可见,在任何采样时刻都可以同时获得关于 RSSI 测距的估计预测值和观测值。需要使用卡尔曼滤波器进行测距噪声平滑优化,获取最优估计结果。

由于移动机器人的实际 RSSI 数值 X_k 的预测信号强度 $\hat{X}_{k/k}$ 可以通过 Z_k 和 $\hat{X}_{k+1/k}$ 计算得到,而该时刻的 RSSI 预测值与上一时刻的预测值具有线性关系, $\hat{X}_{k/k}$ 又可以和新的观测 Z_{k+1} 一起进行下一时刻的预测,这样就形成了迭代递推的滤波算法。在 k 时刻对 $k+1$ 时刻的预测为

$$\hat{X}_{k+1/k} = \mathbf{A}\hat{X}_{k/k} + B_k u_k \quad (3.7)$$

其中, $\mathbf{A}$ 为状态转移矩阵常量。

将式(2.2)代入观测算式为

$$Z_{k+1/k} = h(\hat{X}_{k/k}) \quad (3.8)$$

$$Z_{k+1/k} = P_0(d_0) - 10\eta \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (3.9)$$

$\mathbf{H}_{k+1}$ 是测量算式 $h(X_k)$ 的 Jacobian 矩阵,即

$$\mathbf{H}_{k+1} = \nabla h(X_k) = \frac{\partial h(X_k)}{\partial X_k} = 1 \quad (3.10)$$

当有新的观测数据 $Z_{k+1/k}$ 到来时

$$\hat{X}_{k+1/k+1} = \hat{X}_{k+1/k} + K_{k+1}(Z_{k+1/k} - \mathbf{H}_{k+1}\hat{X}_{k+1/k}) \quad (3.11)$$

其中, K_{k+1} 为滤波增益, $\mathbf{H}_{k+1}$ 为观测方程的参数矩阵, K_{k+1} 由最小方差推出。

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} P_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T + R)^{-1} \quad (3.12)$$

其中, R 为测量的高斯白噪声协方差, $P_{k+1/k}$ 预测的误差方差矩阵为:

$$P_{k+1/k} = \mathbf{A}P_{k/k}\mathbf{A}^T + Q \quad (3.13)$$

$P_{k+1/k+1}$ 预测的 $\hat{X}_{k+1/k+1}$ 的误差方差矩阵为

$$P_{k+1/k+1} = P_{k+1/k} - K_{k+1} \mathbf{H}_{k+1} P_{k+1/k} \quad (3.14)$$

测量系统参数 $\mathbf{H}$ 在多次实验中得出经验数值为 0.9,其卡尔曼滤波优化的 RSSI 测距效果如图 3.1 所示,经过卡尔曼滤波器处理的 RSSI 数值变化曲线明显更贴近于无噪声干扰的理想 RSSI 数据。其 RSSI 数值的 RMSE 结果减少了将近一半,成为目前比较理想的 RSSI 测距降噪工具。

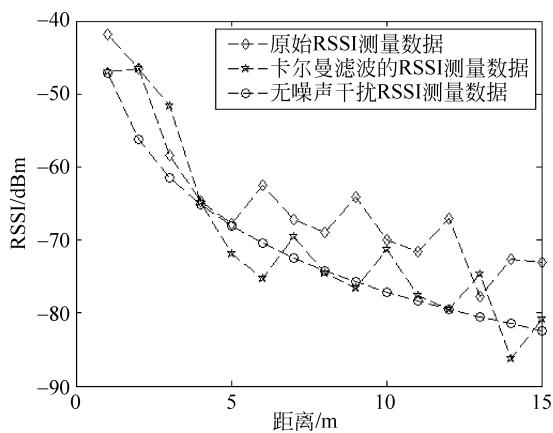


图 3.1 卡尔曼滤波优化的 RSSI 测距效果图

3.2 基于改进 APIT 的移动机器人动态定位算法

3.2.1 最佳三角形内点测试数学模型

APIT (Approximate Point-In-Triangulation Test, 近似三角形内点测试法) 定位算法是一种自主定位的非测距定位算法, 首先判断机器人与三个信标节点之间的相对位置, 再获取三个信标节点质心。其相对位置判断的依据是最佳三角形内点测试法 (Perfect Point-In-Triangulation Test, PIT)。

1. 机器人在三角形内部

假设机器人处于三角形的内部。从机器人的角度观测, 自己向任何方向移动时, 都会产生接近一个三角形顶点, 而同时远离三角形其他顶点的情况。

2. 机器人在三角形外部

假设机器人处于三角形的外部。从机器人的角度观测, 自己向某个特定方向移动时, 会同时接近或者远离三角形所有顶点。

如图 3.2(a) 所示, 当机器人处于信标节点构造的三角形内部时, 如果将节点 D 作为机器人下一个位移位置, 分别通过节点 D 和机器人接收 A 、 B 、 C 三个信标节点的信号强度信息。节点 D 接收到的节点 B 信号强度大于机器人接收到的节点 B 信号强度,

而节点 D 接收到的节点 A 和节点 C 的信号强度小于机器人接收到的节点 A 和节点 C 的信号强度。表明机器人接近节点 B , 同时远离节点 A 和节点 C 。如果将节点 E 作为机器人下一个位移位置, 重复上述实验, 可以得到机器人接近节点 C , 同时远离节点 A 和节点 B 。最终确定机器人在 $\triangle ABC$ 内部。

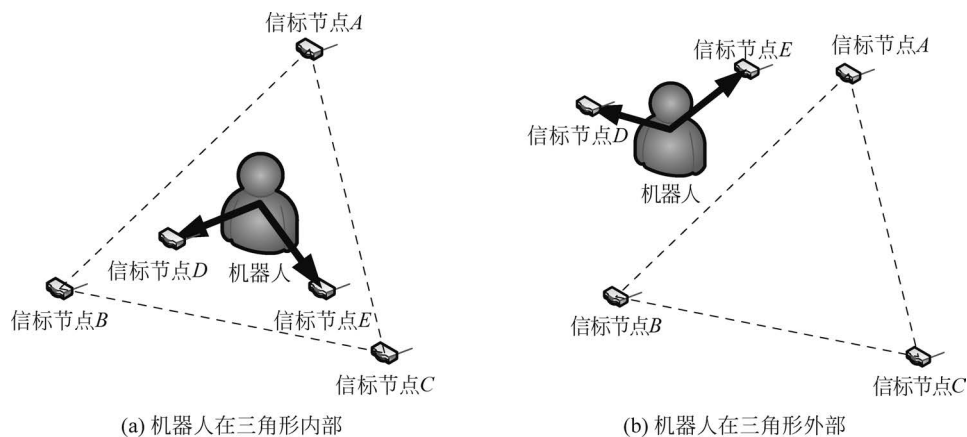


图 3.2 APIT 算法图示

如图 3.2(b)所示,当机器人在三角形外部时,如果机器人向节点 D 方向移动,则从节点 D 接收到的顶点节点信号强度都会小于机器人接收到的相同节点信号强度,从而断定机器人在向节点 D 方向运动时,同时远离三个顶点节点。但是,当节点 E 为下一个位移位置时,可以得到与机器人处于三角形内部时完全相同的现象,即机器人接近节点 A 的同时远离节点 B 和节点 C 。作为机器人处于三角形外部的条件是,只要存在一种同时远离或者接近三个顶点的情况,就可以确定机器人位于三角形之外。因此,得出机器人不处于三角形内部的结论。

3.2.2 改进 APIT 算法

基于测距的改进 APIT 定位算法实现了移动机器人实时动态定位。移动机器人在运动过程中,周期性收集所有邻近信标节点的 RSSI 射频信号强度和坐标,通过 RSSI 测距数学模型转换成机器人与信标节点之间的距离。然后穷尽搜索所有包含移动机器人的三角形区域,判断机器人是否处于三角形内部。根据信标节点之间已知的坐标值,通过欧氏距离公式计算所有信标节点与构成三角形的信标节点之间的距离,从而确定机器人与三角形的相对位置关系,并确定重叠次数最多的多边形区域,寻找该多边形的质心坐标作为移动机器人的估计位置。

在室内无线传感器网络中,信标节点周期性广播自身坐标,机器人通过邻近节点坐标与组成三角形的信标节点的坐标计算出邻近节点与三角形信标节点之间的距离,判断机器人自身是否在三角形内部,从而估计移动机器人可能的位置区域。APIT 寻找所有三角形重叠区域缩小机器人可能存在的区域面积,通过估计重叠区域质心的位置作为移动机器人的估计坐标。

1. APIT 核心算法

融合邻近信标节点坐标和 RSSI 信息的 APIT 核心算法如图 3.3 所示。

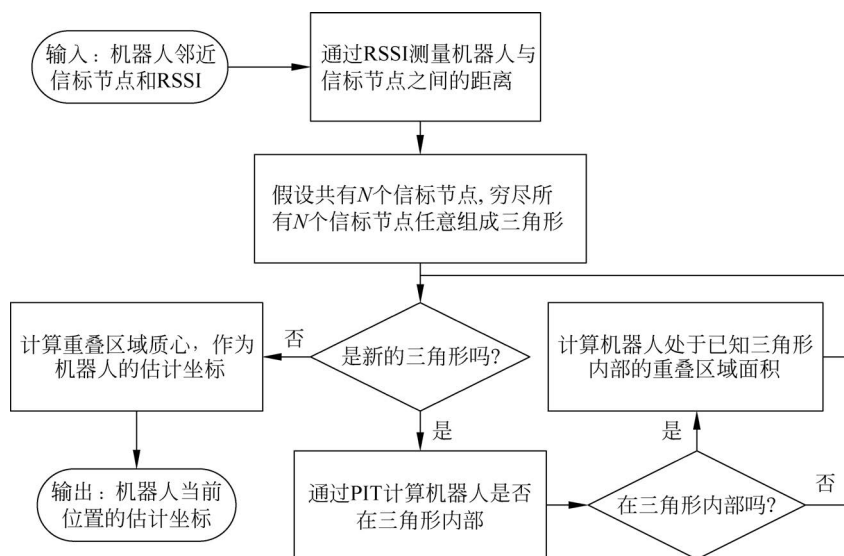


图 3.3 APIT 核心算法流程图示

通过遍历所有不同的三角形组合,计算机器人的估计位置。

2. 改进 APIT 算法

该算法以移动机器人为中心,探测以阈值为半径的区域内的所有信标节点;然后通过判断移动机器人是否在信标节点构成的三角形区域中,确定是否启动 APIT 算法。在 APIT 算法启动的初始阶段,通过遍历机器人周围阈值区域内的信标节点坐标,寻找横坐标最小值和纵坐标最小值,以及横坐标最大值和纵坐标最大值,从而确定矩阵网格区域范围:

$$V_{\min}[\min(x_1, x_2, \dots, x_n) \min(y_1, y_2, \dots, y_n)] \quad (3.15)$$

$$V_{\max}[\max(x_1, x_2, \dots, x_n) \max(y_1, y_2, \dots, y_n)] \quad (3.16)$$

其中, $\mathbf{V}_{\min}$ 为移动机器人周边动态矩阵网格区域左下角坐标; $\mathbf{V}_{\max}$ 为矩阵区域右上角坐标; $\min(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为所有通信区域内信标节点横坐标最小值; $\min(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为所有通信区域内信标节点纵坐标最小值; $\max(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为所有通信区域内信标节点横坐标最大值; $\max(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为所有通信区域内信标节点纵坐标最大值。

以左下角坐标和右上角坐标确定行数为 100、列数为 100 的网格矩阵, 计算每个网格的质心坐标为:

$$\mathbf{D}_{i,j} = \left[x_{\min} + \frac{1.5}{100} \times i \times (x_{\max} - x_{\min}) \quad y_{\min} + \frac{1.5}{100} \times j \times (y_{\max} - y_{\min}) \right] \quad (3.17)$$

其中, $\mathbf{D}_{i,j}$ 为第 i 行第 j 列网格质心坐标, i 和 j 为 1~100 的整数; $x_{\min}$ 、 $y_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 分别为横坐标和纵坐标的最小值和最大值。

网格质心的权值以 0 为基数。如果网格质心所在区域与包含机器人在内的三角形区域重合, 则网格质心的权值自加 1。如果网格质心与不包含机器人的三角形区域重合, 则网格质心的权值自减 1。公式如下:

$$\mathbf{V}_{i,j} = \begin{cases} \mathbf{V}_{i,j} + 1, & \text{if } \mathbf{D}_{i,j} \cap \mathbf{I}_{a,b,c} == \text{TRUE} \\ \mathbf{V}_{i,j} - 1, & \text{if } \mathbf{D}_{i,j} \cap \mathbf{O}_{a,b,c} == \text{TRUE} \end{cases} \quad (3.18)$$

其中, $\mathbf{V}_{i,j}$ 为第 i 行第 j 列网格质心的权值, $\mathbf{I}_{a,b,c}$ 为由 A、B、C 信标节点构成的三角形中涵盖机器人位置的集合, $\mathbf{O}_{a,b,c}$ 为由 A、B、C 信标节点构成的三角形中不包含机器人位置的集合。

移动机器人的估计坐标为网格质权重值最大的网格区域构成的多边形中的质心坐标, 即获取网格质权重值最大的所有网格的集合。然后, 遍历集合中每个网格质心坐标的平均值。该加权后的计算结果就是机器人的近似位置, 即

$$\mathbf{P}_{\text{robot}} = \left[\frac{1}{h} \sum_{i=m}^{m+h} D_i^x \quad \frac{1}{h} \sum_{j=n}^{n+h} D_i^y \right] \mid \max(\mathbf{V}_{a,b}) \quad (3.19)$$

其中, $\mathbf{P}_{\text{robot}}$ 为移动机器人在基于测距的改进 APIT (Improved APIT, IAPIT) 算法中的估计坐标点, $\max(\mathbf{V}_{a,b})$ 为所有网格中权值最大的所有网格质心的集合, h 为最大权值质心的总数, D_i^x 和 D_i^y 分别为权值最大的网格质心的横坐标和纵坐标, m 为集合中左下角网格在 x 轴方向的起始下标, n 为该网格在 y 轴方向的起始下标。

图 3.4 描述了权值的计算方法。所有网格初始权值为 0。三角形由网格构成。如果机器人出现在三角形内部, 则对应三角形的所有网格权值加 1; 否则, 相应网格权值减 1。通过遍历所有三角形区域, 如图 3.4 的最高区域所示, 确定最大网格集合的权值为 3。然后, 计算该网格集合的质心, 就是机器人的估计位置。

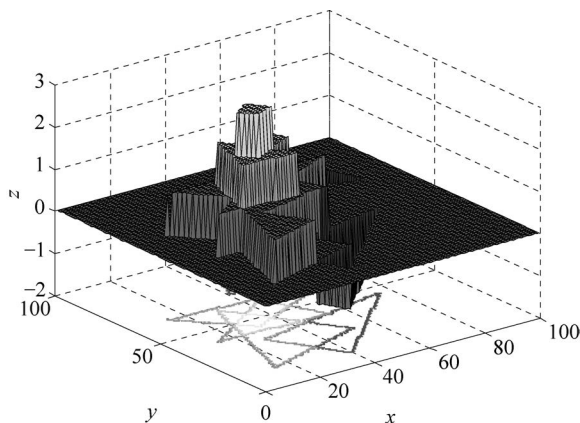


图 3.4 APIT 算法的网格权重图示

如图 3.4 所示,机器人当前时刻的 IAPIT 算法估计值只与机器人当前位置的无线传感器网络环境有关,与机器人前一时刻的网络环境无关。机器人实时收集当前时刻相邻信标节点到达机器人无线传播信号的 RSSI 数值和信标节点坐标。穷尽所有信标节点任意组成三角形,通过 PIT 数学模型首先计算机器人是否处于三角形内部,然后计算机器人处于三角形内部的所有三角形重叠区域面积,最后计算重叠区域的质心,作为计算机的估计坐标。该计算过程只与机器人当前时刻周围信标节点的网络情况有关,而与机器人前一时刻的网络情况无关,所以不存在定位算法的累积误差情况。

3.2.3 适用于网络盲区的改进 APIT 算法

当移动机器人运动在信标节点充足的无线传感器网络环境中时,基于测距的 IAPIT 定位算法可以提供误差微小的高精度定位。但是,当移动机器人进入信标节点贫乏的无线传感器网络时,基于测距的 IAPIT 定位算法将严重失真,甚至会导致整个定位估计严重偏离真实位置。为此,采用针对网络盲区的卡尔曼滤波算法提高定位精度。

其中,卡尔曼滤波的观测方程为所提出的 IAPIT 定位算法得到的估计坐标 Z_k 。首先,通过卡尔曼滤波预测方法估计下一时刻的机器人出现的估计位置,再使用状态更新方程完成卡尔曼增益 K_{k+1} 的更新;其次,为了防止定位算法出现严重偏离实际位置的情况,采用误差控制方程严格限定噪声 $u_{k+1/k}$ 的波动幅度,实现运动轨迹的平滑;最后,采用虚拟信标节点方法,实现机器人在网络盲区中的位置估计,保证定位算法的适应性。

3.3 仿真实验和结果分析

3.3.1 基于测距的改进 APIT 定位算法实验

在室内环境中的 $20 \times 20 \text{ m}^2$ 的区域内,以 2 m 间距按照网格结构部署信标节点,部署过程中存在小于 0.2 m 的随机误差。移动机器人在网络空间随机运动,以 0.1 s 的周期进行采样。

图 3.5 描述了基于网格部署的无线传感器网络中,随着信标节点之间间距的增加,定位算法使用 RSSI 测距模型时的距离误差。由于网格密度小于 1.7 m 时不具备现实应用价值,并且过多的信标节点信息会包含大量噪声干扰,反而降低了定位精度,因此,本实验采用信标节点间距从 1.7 m 逐渐增加到 2.3 m 的情况,分析各算法的定位精度表现。基于测距的改进 APIT 算法(IAPIT)是在 RSSI 测距模型中位置估计最准确的方法。在信标节点部署环境不断变化的环境中,平稳地控制在 2~3 m 的高精准定位。因为其有效地融合周围大量信标节点的位置信息,修正自身的位置估计,所以其受环境影响的程度远远小于只能通过三个信标节点信息进行位置估计的三边测量法(Trilateration, TE)。三边测量法一直无法克服交集区域带来的误差影响,在整个定位过程中波动幅度较大,无法提供准确的位置信息。

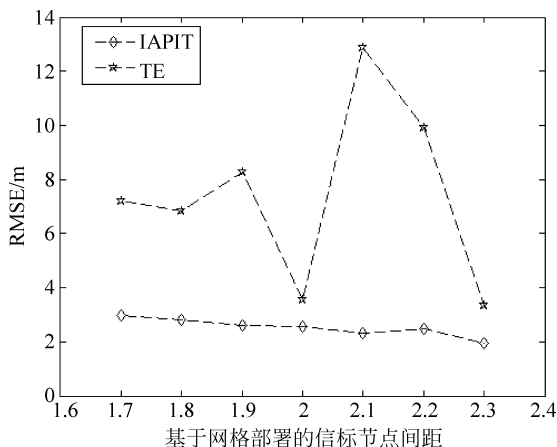


图 3.5 基于网格部署的定位算法 RMSE 图示

图 3.6 描述了在 $20 \times 20 \text{ m}^2$ 的区域内,定位算法在随机部署 30 个信标节点的无线传感器网络中,各采样点的估计位置与实际位置之间的误差结果。IAPIT 和 TE 两种

算法都会出现误差随机波动现象,这是由于 RSSI 测距模型本身存在显著环境噪声。其中,IAPIT 算法波形最为平稳,因其融合了周围许多信标节点的位置信息,有效克服了环境干扰的影响;而无法充分运行周边信标节点信息的三边测量法则波动较为剧烈,因为其既无法克服 RSSI 信号环境噪声,也无法克服交集区域误差现象。

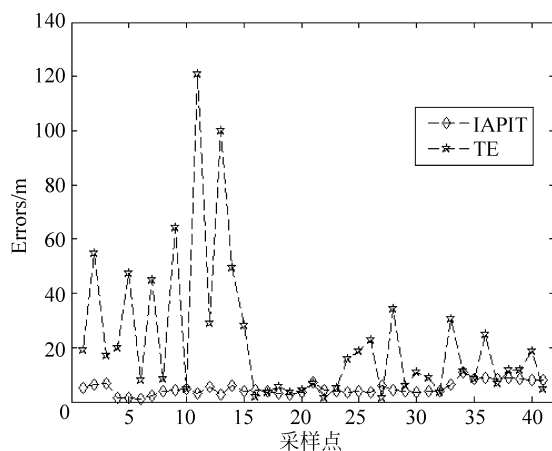


图 3.6 随机网络中定位估计误差图示

图 3.7 描述了 IAPIT 和 TE 两种算法的定位误差累积分布概率情况。IAPIT 算法可以控制 50% 的定位结果的误差范围在 4 m 以内,并且 90% 以上的定位误差不超过 8 m。由于 IAPIT 算法能够针对大型无线传感器网络环境中传感器节点密度较大的情况进行充分的信息融化,因此其最大定位误差能控制在 10 m 以内。而三边测量法则远远超出了这一界限。

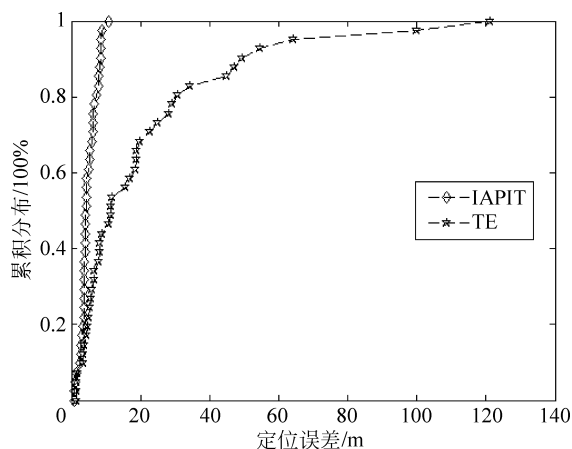


图 3.7 随机网络中定位误差的累积分布概率

图 3.8 描述了基于测距和距离无关的 APIT 定位算法的定位误差。在随机部署 40 个信标节点的无线传感器网络中,信标节点的通信半径 $R = 50$ m。提出的 IAPIT 定位

算法误差为 $0.1R$ 。而 Li 等提出的距离无关的 FIAPIT 定位算法误差达到 $0.6R$ 。可见将距离无关定位算法改进为基于测距的定位算法具有优越的理论优势,可以有效提升定位精度,适应室内机器人动态定位所需的精度要求。

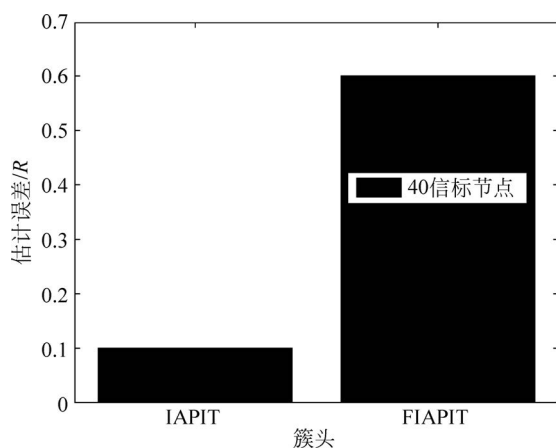


图 3.8 基于测距和距离无关的 APIT 定位误差比较图示

3.3.2 基于卡尔曼滤波的移动机器人动态定位算法实验

根据救灾现场复杂的网络环境,专门针对传感器节点失效或者损毁造成网络盲区的特殊情况设计仿真实验。在 3.3.1 节实验的基础上,降低了信标节点密度,增长机器人采样时间间隔到 0.5 s ,延长了一倍的行进距离,从而可以经过更多网络盲区。

图 3.9 描述了在随机部署不同信标节点数目时,移动机器人动态探测到的信标节点数量的统计信息。在 16 个节点区域中,机器人在 4 个采样时刻探测到 2 个信标节点,在 13 个采样时刻探测到 3 个信标节点,在 24 个采样时刻探测到 4 个以上信标节点。随着节点密度的降低,机器人有更多的采样时刻探测到少于 3 个信标节点的网络盲区情况。例如,在 14 个节点区域中,有 4 个采样时刻探测到 1 个信标节点,有 5 个采样时刻探测到 2 个信标节点。在 12 个节点区域中,多达 26 次探测到 2 个信标节点。在 8 个节点区域中,出现 16 次探测到 0 个信标节点、11 次探测到 1 个信标节点、16 次探测到 2 个信标节点,并且没有出现 3 个信标节点的情况。

图 3.10 对比了在不同网络盲区中,RSSI 卡尔曼滤波的改进极大似然(KIMLE)算法、经过卡尔曼优化 RSSI 测距误差后的卡尔曼滤波的改进极大似然(KRKIMLE)算法、GIMLE 算法、卡尔曼滤波修正的基于网格的改进极大似然(KGIMLE)算法、卡尔曼滤波改进的 APIT(KIAPIT)算法和经过卡尔曼优化 RSSI 测距精度的 KIAPIT(KRKIAPIT)算法的 RMSE 估计误差。在 16 个节点区域中,节点密度较高,网络盲区

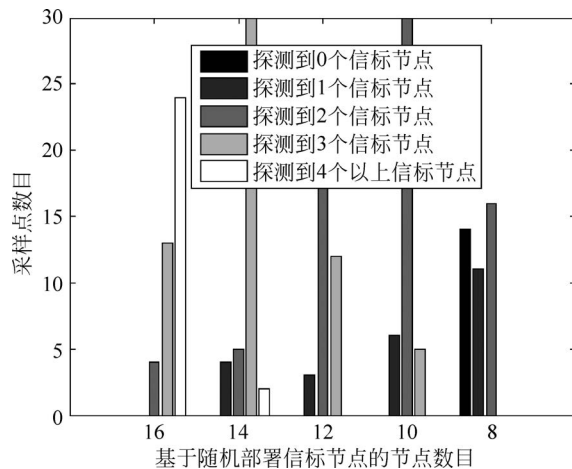


图 3.9 机器人动态探测到的信标节点数目图示

只局限在 2 个信标节点。具有极强容错性和稳健性的 GIMLE 算法正常运转,定位精度最好。KIMLE 算法的估计误差略高,经过卡尔曼滤波优化 RSSI 测距误差后,接近最佳估计。KGIMLE 和 KIAPIT 算法的误差较高。随着节点密度降低,极大似然算法的误差逐渐增加。当出现绝对网络盲区时,卡尔曼优化 RSSI 测距的卡尔曼滤波算法误差反而明显高于未经过测距优化的算法。因为在卡尔曼滤波算法机制中,虚拟节点的估计距离不是来自实测数据,无法有效平滑优化。GIMLE 算法随着信标节点的减少,概率密度数学模型逐渐失效。虽然仍然可以继续输出位置估计,其误差远远偏离实际位置。但是,KGIMLE 算法逐渐进入最佳状态,成为卡尔曼滤波算法中精度最高的算法。而 KIAPIT 算法始终保持平稳的估计效果。在 8 个节点区域中,KRKIPIT 算法甚至可以达到最佳位置估计效果。

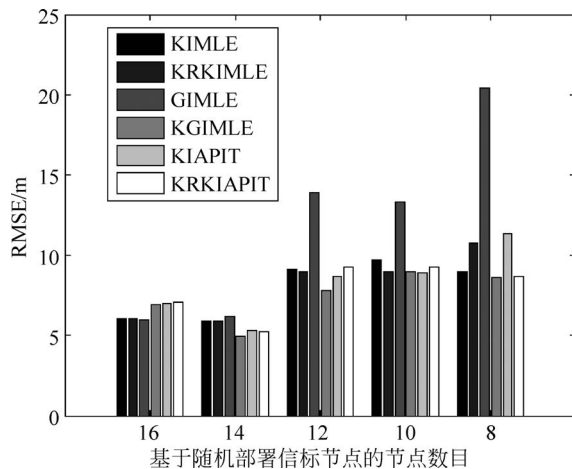


图 3.10 卡尔曼滤波算法在网络盲区中的 RMSE 图示

3.3.3 卡尔曼滤波算法在绝对网络盲区的定位实验

图 3.11 描述了 3.3.2 节中随机部署 8 个信标节点时,移动机器人穿越绝对网络盲区的路径和采样信息情况,存在 14 个采样时刻没有探测到任何信标节点信息,有 11 次采样仅探测到 1 个信标节点信息,最多 16 次采样探测到 2 个信标节点信息。整个过程没有达到正常定位算法位置估计所必需的 3 个信标节点信息。

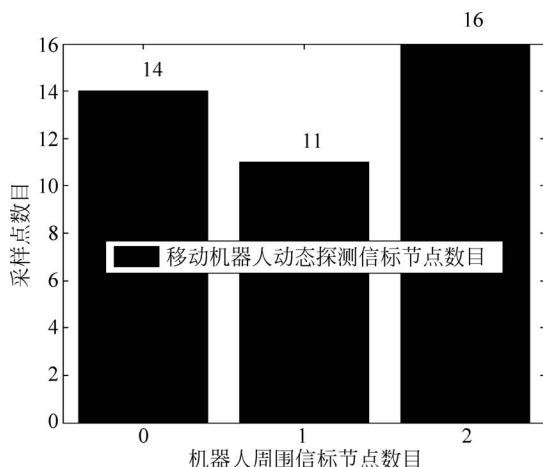


图 3.11 绝对网络盲区中移动机器人路径和采样图示

图 3.12 阐述了在绝对网络盲区中卡尔曼滤波算法的误差累积分布情况。由图 3.12 可知,KGIMLE 算法借助虚拟节点的信息提供了相对精确的位置信息;KRKIAPIT 成功克服了 PIT 测量法产生的影响,达到了逼近 KGIMLE 算法的精确程度;KIMLE 算法也能够贴近最优定位估计;只有 KIAPIT 和 KRKIMLE 算法的误差较大。但是,所有算法都成功地将误差控制在 13 m 以内。

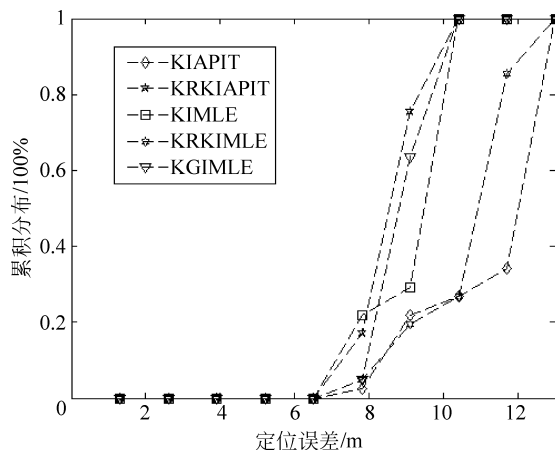


图 3.12 卡尔曼滤波算法在绝对网络盲区的误差累积分布

图 3.13 对比了卡尔曼滤波算法在绝对网络盲区中的定位估计误差。经过卡尔曼滤波后的所有算法都保持了平滑的位置估计信息,几乎没有明显的波动。并且,其初始阶段都能提供较好的定位效果。但是,随着累积误差的增加,算法之间的差距开始扩大。KIAPIT 和 KRKIMLE 算法的误差最大,其余算法都能将误差控制在较小范围内,尤其是 KGIMLE 算法成为穿越绝对网络盲区的最佳定位算法。

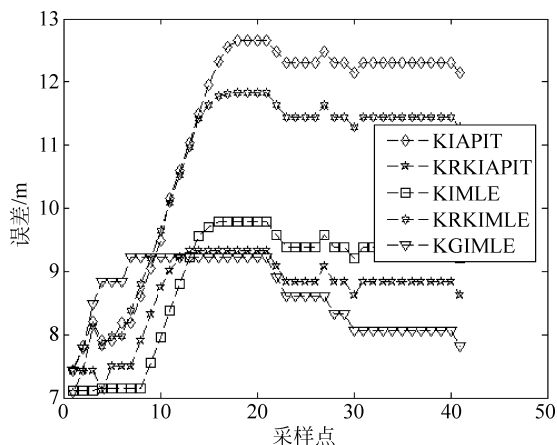


图 3.13 卡尔曼滤波算法在绝对网络盲区中的定位估计误差

以上实验分析表明,卡尔曼滤波算法是一种有效的定位数学模型,能够针对 WSN 中的网络盲区现象提供理论依据和合理估计。对于复杂多样的灾难救援环境,具有良好的定位估计性能。RSSI 测距模型的优化是创新研究之一。卡尔曼滤波器成功应用于 RSSI 测距估计,有效降低了环境噪声。实验结果验证了这一思想,得到了较好的实验数据。

3.4 室内移动机器人自主动态定位实验

实验环境为 $1020 \times 630 \text{ cm}^2$ 的教学实验室房间。室内人员较多,桌椅围绕墙壁摆放,仪器设备和无线设备较为丰富,各种信号交互叠加效果明显。为了实验数据准确,预先在天棚固定网格区域位置悬挂 CC2530 信标节点,地面特定区域标注了自主定位节点将会到达的位置标识。为了避免地面反射效果的严重影响,CC2530 自主定位节点选择在距离地面 50 cm 高度采集测量数据。自主定位节点与信标节点之间的垂直距离为 112 cm。

图 3.14 所示的自主定位系统的实验场地为人工智能与机器人研究所实验室。在

房间的天棚按照网格部署的固定位置悬挂若干信标节点,在房间地板中央设置 30 个网格划分的采样点位置。在距离地面 50 cm 的位置放置自主定位节点,并通过串口电缆与便携式计算机连接,传输采样数据。



(a) 网格部署信标节点



(b) 自主定位节点的采样点位置



(c) 自主定位节点与计算机通信

图 3.14 自主定位系统的实验图示

计算装置承担了自主定位系统的主要计算工作,硬件要求较高,可以使用便携式计算机或者平板电脑等,也可以直接使用移动机器人完成定位计算。通过预先存储的室内空间信息和信标节点位置信息,应用提出的自主定位算法实现实时动态定位估计。

1. 4 个信标节点定位实验

在实际应用中,房间内一般部署 4 个信标节点。本实验设计了网格部署 4 个信标节点的场景。图 3.15 描述了 4 个信标节点场景中卡尔曼滤波算法的误差累积分布情况。由于改进的 APIT 算法中的 PIT 算法对于网格部署 4 个信标节点的场景效果最好,因此定位精度最高。RSSI 测距优化应用于 APIT 算法反而会增加定位误差,而其他算法虽然定位效果较好,但都不能达到改进的 APIT 算法的定位精度。

图 3.16 对比了算法间的定位误差情况。改进的 APIT 算法一直保持最佳的定位效果;KRRIMLE 算法虽然在个别采样点定位精度略高,但整体上与极大似然算法重合;其他定位算法的定位效果都无法与改进的 APIT 算法相比。

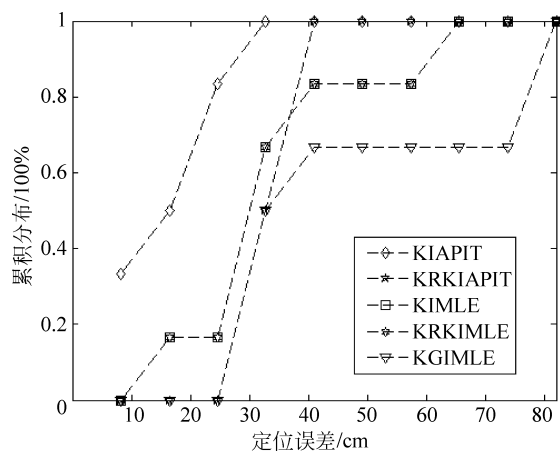


图 3.15 卡尔曼滤波算法在 4 个信标节点中的误差累积分布

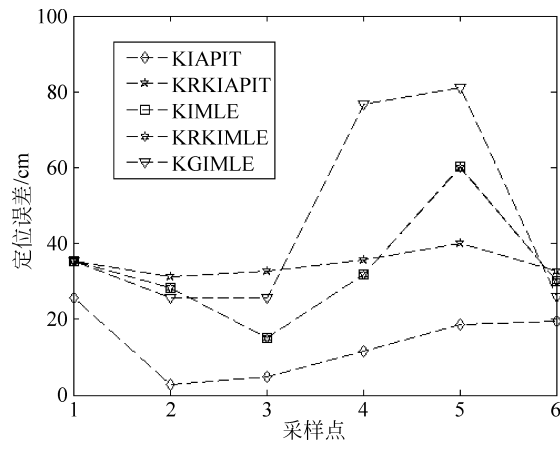


图 3.16 卡尔曼滤波算法在 4 个信标节点中的定位误差分析

2. 3 个信标节点定位实验

针对信标节点稀疏的应用环境,本实验设计了网格部署 3 个信标节点的场景。图 3.17 阐述了 3 个信标节点场景中各算法的误差累积分布趋势。由于 RSSI 测距优化效果微弱,因此未优化 RSSI 的算法与 RSSI 测距平滑后的算法基本重合。改进的 APIT 算法中的 PIT 算法在网格部署 3 个信标节点的情况下仍然适用,它提供了最好的定位精度。极大似然算法则因为信标节点密度较小,定位误差加大。

图 3.18 对比了各种算法的定位误差趋势。由图 3.18 可知,改进的 APIT 算法相对于其他算法定位误差波动较小,而极大似然算法始终处于定位误差最大的情况。

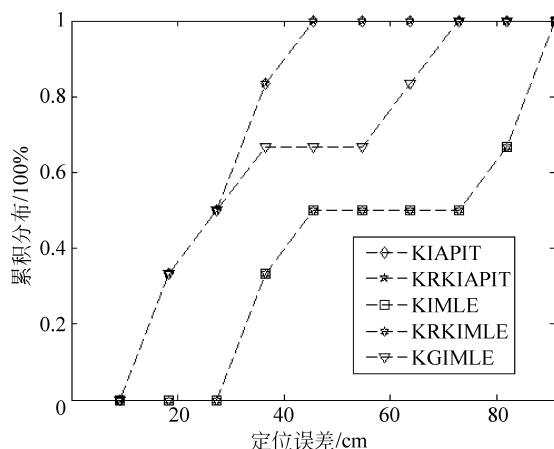


图 3.17 卡尔曼滤波算法在 3 个信标节点中的误差累积分布

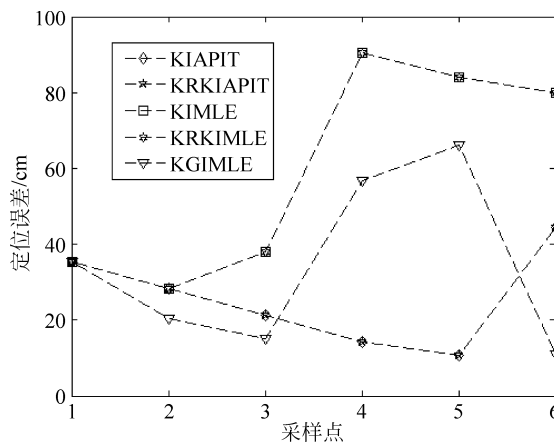


图 3.18 卡尔曼滤波算法在 3 个信标节点中的定位误差分析

3. 2 个信标节点定位实验

根据灾难救援系统中高强度破坏因素造成的大量信标节点失效的网络盲区情况，本实验设计了网络部署 2 个信标节点的特殊场景。图 3.19 描述了卡尔曼滤波算法在网络盲区中的误差累积分布情况。凭借卡尔曼滤波产生的虚拟节点，改进的 APIT 算法仍然可以有效运用 PIT 算法，提供精确的位置估计。而 RSSI 测距优化方法无法适用于虚拟节点的特殊情况，定位误差增加较多。极大似然算法由于贫乏的信标节点信息，定位误差最大。

图 3.20 对比了卡尔曼滤波算法在各采样点的定位误差情况。只有改进的 APIT 算法定位误差波动最小，一直处于最佳的定位效果。其他定位算法出现显著的误差波

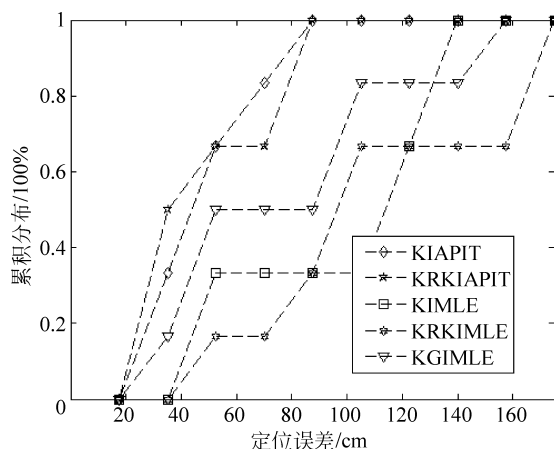


图 3.19 卡尔曼滤波算法在 2 个信标节点中的误差累积分布

动,位置估计偏移较大。误差波动的重要原因为灾难环境中存在的随机噪声较大,对于 RSSI 测距精度造成严重影响,直接影响定位结果。同时,虚拟信标节点的产生过程也存在较大的随机噪声,影响到定位算法的性能。但是,实验结果表明,该方法能够在灾难环境中随机噪声较大的情况下基本保持定位结果的平稳,满足了室内移动机器人的定位精度要求。

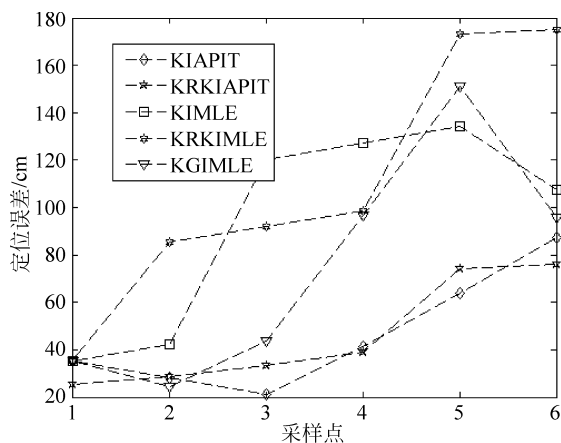


图 3.20 卡尔曼滤波算法在 2 个信标节点中的定位误差分析

图 3.21 描述了机器人的行进速度对定位算法的精度影响。在 $20 \times 20 \text{ m}^2$ 的区域内,以 2 m 间距网格部署信标节点,部署过程中存在小于 0.2 m 的随机误差。移动机器人在网络空间随机运动,以 0.1 s 的周期进行采样,移动机器人分别按照 0.1~1 m/s 的速度运行。由图 3.21 可知, RMSE 定位精度在 1.8~2.8 m 不规则波动,其变化幅度主要由定位误差产生,与机器人行进速度无关。机器人的速度变化不会对定位精度产生

明显影响。证明该算法能够快速收敛到单一估计坐标,在很短的时间内实现快速定位,计算复杂性较低。

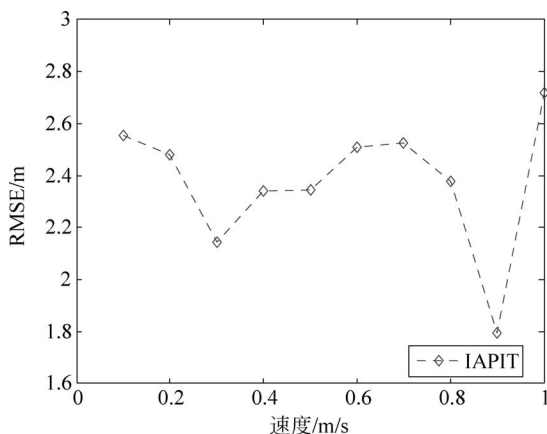


图 3.21 机器人行进速度对定位精度的影响图示

图 3.22 描述了机器人的采样周期变化对于定位精度的影响。在 $20 \times 20 \text{ m}^2$ 的区域内,以 2 m 间距网格部署信标节点,部署过程中存在小于 0.2 m 的随机误差。移动机器人在网络空间随机运动,机器人的移动速度为 0.5 m/s,采用周期为 0.01~0.1 s。由图 3.22 可知,IAPIT 定位算法的 RMSE 定位精度在 2.1~2.7 m 不规则波动。其波动幅值主要由定位误差产生,机器人采样周期的变化并未对定位精度产生实质性影响。机器人的定位精度与采样周期无关。

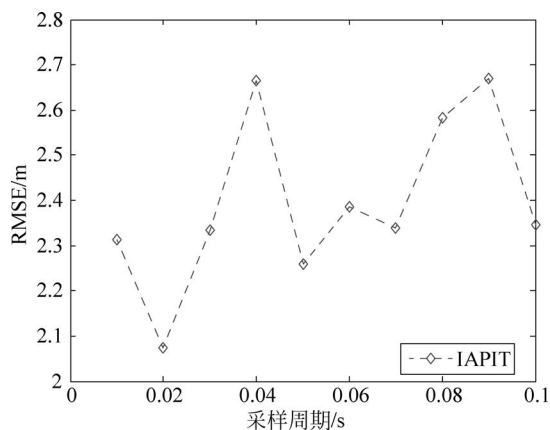


图 3.22 机器人的采样周期变化对定位精度的影响图示

综上所述,根据实际灾难救援系统所涉及的具体环境差异设计了多种应用场景。实验过程专门选取人员和家具设备较多的实验室环境进行实验数据的采集,具有较好的代表性。经过深入细致的数据分析和图表描述,实验结果表明,KIAPIT 算法在采用

网格部署信标节点的场景中具有最佳的位置估计精度,可以扩展到实际灾难救援系统的工程建设中。

3.5 本章小结

针对复杂多变的室内无线传感器网络环境进行研究,提出了基于测距的 APIT 实时动态定位算法。该算法有效融合了邻近信标节点的位置信息,实现了移动机器人的自主定位。实验结果表明,该算法具有定位精度高和现场实现简单等特点,可以扩展用于真实环境下的灾害救援体系。