

第 8 章 基于 RFID 的室内跟踪系统仿真研究

在室内, RFID (Radio Frequency Identification, 射频标签) 是一种很典型的定位技术。定位, 顾名思义, 就是知道目标的位置在哪里。而跟踪系统则不同, 是根据各个时刻的位置测量信息知道目标在每一时刻的位置。在跟踪定位系统中, 跟踪方法往往是定位方法的进一步处理, 能够勾勒出目标的运动轨迹, 甚至下一时刻可能的位置, 研究者进而还可以根据目标的运动轨迹来分析目标的行为是否有“不良”企图等。

RFID、Wi-Fi 等定位技术得到的是目标的位置, 但给出的不是目标的准确位置, 而是目标所在的区域, 具有一定的误差。若想求取目标的运动轨迹、并预测下一个出现的位置, 研究动力学模型和估计方法是十分必要的。

本章在前面第 6 章、第 7 章的基础上, 研究 RFID 测量系统的跟踪方法。先简述 RFID 跟踪系统的特点, 进而提出一种用于室内 RFID 跟踪的递归估计方法, 包括:

- 1) 根据目标的加速度特征, 建立在线实时模型;
- 2) 将 RFID 测量系统的不规则采样时间间隔转化为模型的时变参数;
- 3) 对多个 RFID 阅读器的测量数据进行融合估计;

同时, 在扩展卡尔曼滤波器 (EKF) 和无迹卡尔曼滤波 (UKF) 的基础上分别给出两种估计方法, 并对跟踪性能进行比较。通过仿真结果可知, 该方法可以有效改善室内 RFID 系统的跟踪性能, 即使在低检测区也可以得到比较好的跟踪结果。

8.1 RFID 跟踪系统的特点

在许多大型室内跟踪系统中, 如物品跟踪, 工业自动化, 商品管理和卫生保健系统, 位置作为非常重要的信息被频繁使用。近年来, 射频识别 (RFID) 技术由于可以获取距离信息而广泛应用于室内跟踪系统。

RFID 通过电磁将数据传输到 RF 兼容集成电路而实现存储和检索。RFID 基本上由两部分组成: 阅读器和标签。一旦标签靠近阅读器, 就可以通过接收到的信号强度信息 (RSSI) 提取标签和阅读器间的距离, 并将标签携带信息以及与阅读器的距离信息发送至数据处理中心。

很多研究者提到使用“网格”^[25]结构 (如图 8.1 所示), 采用几何方法中的三边测量法放置阅读器, 该结构可以简单、有效地实现基于三角形测量数据的定位。然而实际系统中通常无法将阅读器放置成理想的规则结构。例如, 在超市中, 阅读器会不规则地放置于顾客感受不到的地方 (如图 8.2 所示)。因此, 在实际室内跟踪系统中, 阅读器是不均匀分布的, 当目标进入阅读器密集的区域, 许多阅读器同时获得信息, 而当目标进入阅读器稀疏的区域时, 就会出现没有阅读器报出目标位置的现象。另外, 由于测量环境因素还会导致 RSSI 测量不准确。

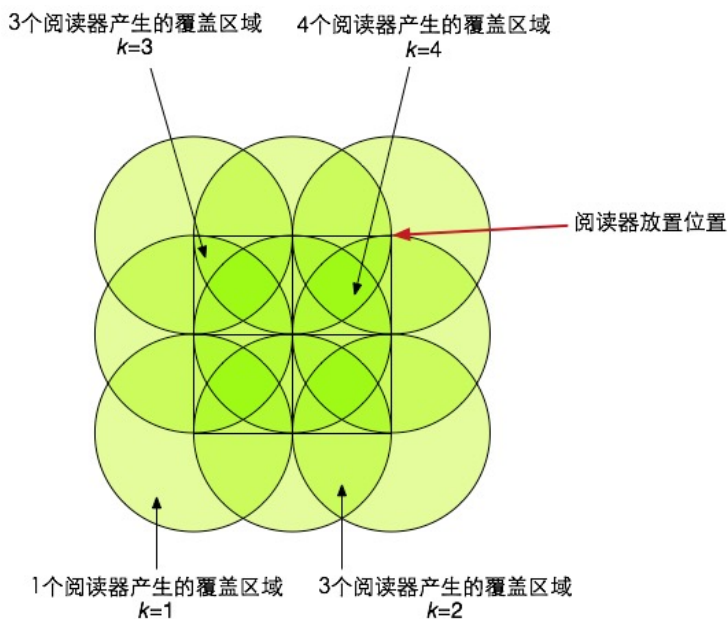


图 8.1 RFID 阅读器网络的方格布局

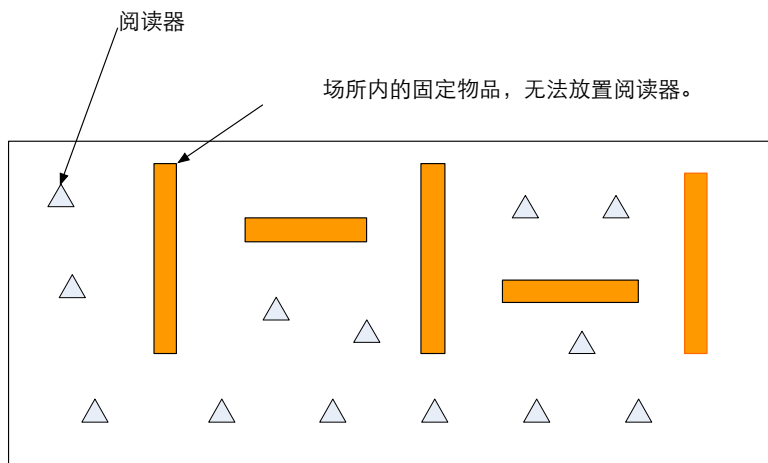


图 8.2 有 RFID 阅读器的实际室内跟踪区域

8.2 不规则采样系统的模型转化

RFID 通过电磁传输到 RF 兼容集成电路的方式存储、检索数据。一旦标签靠近阅读器，就可以得到阅读器和标签之间的距离，并将距离信息发送到数据处理中心。因为数据驱动测量机制，RFID 的测量没有固定的时间采样点，是一种典型的不规则采样。

前面已经讲过，“当前统计模型”具有一定的代表性，是自适应模型的基础，比 singer 模型更适用于描述机动目标。下面就以“当前统计模型”为例，讨论具有不规则采样时刻的系统动力学模型，这也是本章提出的 RFID 跟踪系统所要采用的基础模型。设连续时间模型的状态空间可以表示如下

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + U\bar{a}(t) + Bw(t) \quad (8-1)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8-2)$$

其中 $w(t)$ 由过程噪声决定，其给定的协方差矩阵为 $w(t) \sim N(0, 2\alpha\delta_a^2)$ 。假设测量数据在采样

时间 t_i 获得，其测量方程式如下

$$z(t_i) = H(t_i)x(t_i) + v(t_i), i = 0, 1, 2, \dots \quad (8-3)$$

$H(t_i)$ 是测量矩阵， $v(t_i)$ 是方差 R 已知的测量噪声，例如， $v(t_i) \sim N(0, R)$ 。

根据微分方程 (8-1) 可以得到如下解：

$$x(t) = e^{A(t-t_0)}x(t_0) + \int_{t_0}^t e^{A(t-\lambda)}U\bar{a}(\lambda)d\lambda + \int_{t_0}^t e^{A(t-\lambda)}Bw(\lambda)d\lambda \quad (8-4)$$

可以看到任何已知积分区间 $[t_0, t]$ ，如果状态初始值 $x(t_0)$ 已知，参数 A ， U ， B ， $\bar{a}(t)$ ， $w(t)$ 已知，那么可以得到任意时刻的 $x(t)$ 值。

考虑从 t_i 到 t_{i-1} 的时间间隔并假设

$$\bar{a}(\lambda) = \bar{a}(t_{i-1}), w(\lambda) = w(t_{i-1}), \lambda \in [t_{i-1}, t_i]$$

则可得

$$\begin{aligned} \int_{t_{i-1}}^{t_i} e^{A(t_i-\lambda)}U\bar{a}(\lambda)d\lambda &= \int_{t_{i-1}}^{t_i} e^{A(t_i-\lambda)}Ud\lambda \bar{a}(t_{i-1}) \\ \int_{t_{i-1}}^{t_i} e^{A(t_i-\lambda)}Bw(\lambda)d\lambda &= \int_{t_{i-1}}^{t_i} e^{A(t_i-\lambda)}Bd\lambda w(t_{i-1}) \end{aligned}$$

设置 $th_i = t_i - t_{i-1}$ ，得到系统矩阵为 $th_i = t_i - t_{i-1}$ ， $U_d(t_{i-1}) = \int_{t_{i-1}}^{t_i} e^{A(t_i-\lambda)}Ud\lambda$ ，噪声为

$w_d(t_{i-1}) = \int_{t_{i-1}}^{t_i} e^{A(t_i-\lambda)}Bd\lambda w(t_{i-1})$ ，其协方差为 $Q_d(t_{i-1}) = E[w_d(t_{i-1})w_d^T(t_{i-1})]$ 。

由于 (8-2) 中的过程矩阵 A 不是全秩矩阵，不能通过拉格朗日-艾尔米特插值方法计算矩阵指数 e^{Ath_i} 。在这里采用拉普拉斯转换得到

$$(sI - A)^{-1} = \begin{bmatrix} s & -1 & 0 \\ 0 & s & -1 \\ 0 & 0 & s + \alpha \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{s} & \frac{1}{s^2} & \frac{1}{s^2(s+\alpha)} \\ 0 & \frac{1}{s} & \frac{1}{s(s+\alpha)} \\ 0 & 0 & \frac{1}{s+\alpha} \end{bmatrix} \quad (8-5)$$

矩阵指数 e^{Ath_i} 可以通过逆拉普拉斯转换获得

$$A_d(t_{i-1}) = \begin{bmatrix} 1 & th_i & \frac{\alpha th_i - 1 + e^{-\alpha th_i}}{\alpha^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\alpha th_i}}{\alpha} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha th_i} \end{bmatrix} \quad (8-6)$$

同样的，可以得到系统参数为

$$U_d(t_{i-1}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha}(-th_i + \frac{\alpha \cdot th_i^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha \cdot th_i}}{\alpha}) \\ th_i - \frac{1 - e^{-\alpha \cdot th_i}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha \cdot th_i} \end{bmatrix} \quad (8-7)$$

方差 $w_d(t_{i-1})$ 为

$$Q_d(t_{i-1}) = E[w_d(t_{i-1})w_d^T(t_{i-1})] = 2\alpha\delta_\alpha^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (8-8)$$

其参数为

$$\begin{aligned}
q_{11} &= \frac{1}{2\alpha^5} \left[1 - e^{-2\alpha \cdot t_{h_i}} + 2\alpha \cdot t_{h_i} + \frac{2\alpha^3 t_{h_i}^3}{3} - 2\alpha^2 t_{h_i}^2 - 4\alpha \cdot t_{h_i} e^{-\alpha \cdot t_{h_i}} \right] \\
q_{12} &= \frac{1}{2\alpha^4} \left[e^{-2\alpha \cdot t_{h_i}} + 1 - 2e^{-\alpha \cdot t_{h_i}} + 2\alpha \cdot t_{h_i} e^{-\alpha \cdot t_{h_i}} - 2\alpha \cdot t_{h_i} + \alpha^2 t_{h_i}^2 \right] \\
q_{13} &= \frac{1}{2\alpha^3} \left[1 - e^{-2\alpha \cdot t_{h_i}} - 2\alpha \cdot t_{h_i} e^{-\alpha \cdot t_{h_i}} \right] \\
q_{22} &= \frac{1}{2\alpha^3} \left[4e^{-\alpha \cdot t_{h_i}} - 3 - e^{-2\alpha \cdot t_{h_i}} + 2\alpha \cdot t_{h_i} \right] \\
q_{23} &= \frac{1}{2\alpha^2} \left[e^{-2\alpha \cdot t_{h_i}} + 1 - 2\alpha \cdot t_{h_i} \right] \\
q_{33} &= \frac{1}{2\alpha} \left[1 - e^{-2\alpha \cdot t_{h_i}} \right]
\end{aligned} \tag{8-9}$$

然后，可以得到跟踪系统的离散状态空间模型

$$\begin{aligned}
x(t_i) &= A_d(t_{i-1})x(t_{i-1}) + U_d(t_{i-1})\bar{a}(t_{i-1}) + w_d(t_{i-1}) \\
z(t_i) &= H(t_i)x(t_i) + v(t_i)
\end{aligned} \tag{8-10}$$

$x = [x, \dot{x}, \ddot{x}]^T$ 是系统待估计状态，并且其初始均值方差为 x_0 和 P_0 ， $w_d(t_i)$ 和 $v(t_i)$ 为零均值白噪声且独立于初始状态 x_0 ， $z(t_i)$ 为测量向量， $H(t_i)$ 为测量矩阵， $v(t_i)$ 是方差为 R 的测量噪声。现在，不规则采样转化为动态参数系统，可以看到等采样间隔仅仅是不规则采样问题的一种特例。

8.3 RFID 系统模型

如前所述，系统模型对 Kalman 滤波器的性能影响很大，我们这一节先来讨论 RFID 跟踪系统的模型，包括测量模型和机动目标模型。RFID 系统的测量模型是一个典型的非线性模型，我们会简单地给出一些参数的设置方法。RFID 跟踪系统的机动目标模型，我们选用第 7 章给出的自适应运动模型。

8.2.1 RFID 测量模型

在重构跟踪系统描述模型之前，需要先讨论 RFID 测量方面的知识， t_i 时刻第 n 个阅读器与标签的距离 $z_n(t_i)$ 可以通过 RSSI 方法获得，其值为 $P_n(d, \phi, t_i)$ 。

$$z_n(t_i) = d_0 10^{\frac{P_r(d_0) - P_n(d, \phi, t_i)}{10q}} \tag{8-11}$$

其中 d_0 表示与闭环相关的距离参数， $P_r(d_0)$ 表示与 d_0 有关并以 dBm 为单位的参数， q 为路径代价指数。

设 x, \dot{x}, \ddot{x} 代表目标的位置、速度、加速度的横轴状态信息， y, \dot{y}, \ddot{y} 是目标的纵轴状态信息，时刻系统的状态变量可以描述为

$$x(t_i) = [x(t_i) \quad \dot{x}(t_i) \quad \ddot{x}(t_i) \quad y(t_i) \quad \dot{y}(t_i) \quad \ddot{y}(t_i)]$$

又设 $d_n(t_i)$ 表示第 n 个阅读器与标签在采样时间为 t_i 时的实际距离，则该实际距离为

$$d_n(t_i) = \sqrt{(x(t_i) - x_n(0))^2 + (y(t_i) - y_n(0))^2} \tag{8-12}$$

其中， $x_n(0)$ 、 $y_n(0)$ 分别代表 RFID 阅读器的横纵坐标， $x(t_i)$ 、 $y(t_i)$ 为二维空间中目标的实际位置。

通常，距离 $z_n(t_i)$ 以及实际距离 $d_n(t_i)$ 是不相同的，测量误差可以描述为

$$z_n(t_i) = d_n(t_i) + v_n(t_i) \tag{8-13}$$

$v_n(t_i)$ 是第 n 个阅读器在采样时间 t_i 时的测量噪声，其方差满足

$$v_n(t_i)/d_n(t_i) \sim N\left(0, \left(\frac{0.2303\sigma_p}{\gamma}\right)^2\right)$$

其中 σ_p 为标准差, γ 是路径损耗指数, $d_n(t_i)$ 为目标与第 n 个阅读器间的距离, ‘/’ 表示除法运算。可以看出, 测距误差与实际距离的比值服从零均值、标准差为 $0.2303\sigma_p/\gamma$ 的正态分布。接收功率的标准偏差可以被固定在 4 分贝, 这也是无线通信报告中的标准差均值。实际测量路径损耗指数 γ 通常设置为 1.6–6.5 之间^[26]。

8.2.2 机动目标运动模型

接下来, 我们讨论不规则采样下 RFID 跟踪系统目标运动的动力学模型。我们选择利用第七章机动目标动力学模型中的自适应模型, 但做如下改动: 假设在 t_i 时刻加速度均值为 0, 原因在于室内目标模型的加速度均值在经过起初的波动后经常收敛于零。则我们得到, 不规则采样间隔下的系统模型为:

$$x(t_i) = A(t_{i-1})x(t_{i-1}) + w(t_{i-1}) \quad (8-14)$$

其中 $A(t_{i-1}) = \begin{bmatrix} A_x(t_{i-1}) & 0 \\ 0 & A_y(t_{i-1}) \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵, $w(t_{i-1}) = [w_x(t_{i-1}) \ w_y(t_{i-1})]^T$ 代表横纵坐标的过程噪声, 并且, 假设横轴、纵轴的噪声是独立的, 则方差矩阵可以定义为 $Q(t_{i-1}) = \begin{bmatrix} Q_x(t_{i-1}) & 0 \\ 0 & Q_y(t_{i-1}) \end{bmatrix}$ 。

根据第七章可知横纵轴的系统参数为

$$A_\eta(t_{i-1}) = \begin{bmatrix} 1 & T_0 & \frac{\alpha_\eta th_i - 1 + e^{-\alpha_\eta th_i}}{\alpha_\eta^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\alpha_\eta th_i}}{\alpha_\eta} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha_\eta th_i} \end{bmatrix} \quad (8-15)$$

$$Q_\eta(t_{i-1}) = 2\alpha_\eta \delta_{\alpha\eta}^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (8-16)$$

$$\begin{aligned} q_{11} &= \frac{1}{2\alpha_\eta^5} \left[1 - e^{-2\alpha_\eta th_i} + 2\alpha_\eta th_i + \frac{2\alpha_\eta^3 th_i^3}{3} - 2\alpha_\eta^2 th_i^2 - 4\alpha_\eta th_i e^{-\alpha_\eta th_i} \right] \\ q_{12} &= \frac{1}{2\alpha_\eta^4} \left[e^{-2\alpha_\eta th_i} + 1 - 2e^{-\alpha_\eta th_i} + 2\alpha_\eta T_0 e^{-\alpha_\eta th_i} - 2\alpha_\eta th_i + \alpha_\eta^2 th_i^2 \right] \\ q_{13} &= \frac{1}{2\alpha_\eta^3} \left[1 - e^{-2\alpha_\eta th_i} - 2\alpha_\eta th_i e^{-\alpha_\eta th_i} \right] \\ q_{22} &= \frac{1}{2\alpha_\eta^3} \left[4e^{-\alpha_\eta th_i} - 3 - e^{-2\alpha_\eta th_i} + 2\alpha_\eta th_i \right] \\ q_{23} &= \frac{1}{2\alpha_\eta^2} \left[e^{-2\alpha_\eta th_i} + 1 - 2\alpha_\eta th_i \right] \\ q_{33} &= \frac{1}{2\alpha_\eta} \left[1 - e^{-2\alpha_\eta th_i} \right] \end{aligned} \quad (8-17)$$

其中 $th_i = t_i - t_{i-1}$ 表示随时间变化的采样间隔, $\eta = x, y$ 分别表示横纵坐标轴, α_η 表示机动

频率, $\delta_{\alpha\eta}^2$ 表示高斯白噪声方差。

假设估计加速度 $\hat{a}(t_i)$ 可以在任意采样时间 t_i 获得, 对于稳定的一阶马尔科夫过程, β 和 δ_{aw}^2 的自相关统计学关系可以描述为如下函数:

$$\begin{bmatrix} r(0) & r(1) \\ r(1) & r(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta_{aw}^2 \\ 0 \end{bmatrix}$$

其中 $r(0)$ 与 $r(1)$ 是加速度的自相关函数:

$$r_i(1) = r_{i-1}(1) + \frac{1}{i} [\hat{a}(t_i) \hat{a}(t_{i-1}) - r_{i-1}(1)] \quad (8-18)$$

$$r_i(0) = r_{i-1}(0) + \frac{1}{i} [\hat{a}(t_i) \hat{a}(t_{i-1}) - r_{i-1}(0)] \quad (8-19)$$

参数 β 和 δ_{aw}^2 为

$$\beta = \frac{r_i(1)}{r_i(0)} \quad (8-20)$$

$$\delta_{aw}^2 = r_i(0) - \alpha r_i(1) \quad (8-21)$$

因此, 可以根据公式 $\delta_{aw}^2 = \delta_a^2 (1 - \beta^2)$ 和 $\beta = e^{-\alpha t_i}$ 的关系得到机动频率 α 和高斯白噪声方差 δ_a^2 。

8.3 基于可变数量 RFID 阅读器的 EKF 跟踪方法

采用泰勒级数法可以使扩展卡尔曼滤波 (EKF) 实现线性化非线性系统, 进而可以利用卡尔曼滤波器获得状态估计。这种方法因为相对简单并且在处理非线性系统方面表现出的效果而引起学者们的浓厚兴趣。

基于跟踪算法可以按如下步骤重构 EKF:

1) 状态预测:

$$\hat{x}(t_i | t_{i-1}) = A(t_{i-1}) \hat{x}(t_{i-1} | t_{i-1}) \quad (8-22)$$

$$P(t_i | t_{i-1}) = A(t_{i-1}) P(t_{i-1} | t_{i-1}) A^T(t_{i-1}) + Q(t_{i-1}) \quad (8-23)$$

$P(t_i | t_{i-1})$ 是状态方差预测值。

2) 状态融合估计

$$\hat{x}(t_i | t_i) = \hat{x}(t_i | t_{i-1}) + \sum_{n=1}^{N(t_i)} K_n(t_i) \{z_n(t_i) - h_n[x_n(t_i)]\} \quad (8-24)$$

$z_n(t_i)$ 是通过 RSSI 方法在第 n 个阅读器获得的位置, $N(t_i)$ 为 t_i 时刻可变数量阅读器的数目。

$$K_n(t_i) = P(t_i | t_{i-1}) h_{nx}^T(t_i) S_n^{-1}(t_i) \quad (8-25)$$

$$S_n(t_i) = h_{nx}(t_i) P(t_i | t_{i-1}) h_{nx}^T(t_i) + R(t_i) \quad (8-6)$$

$$P^{-1}(t_i | t_i) = P^{-1}(t_i | t_{i-1}) + \sum_{n=1}^{N(t_i)} h_{nx}^{-1}(t_i) R_n(t_i) h_{nx}(t_i) \quad (8-27)$$

$$h_n[t_i, \hat{x}(t_i | t_{i-1})] = \sqrt{(\hat{x}_n(t_i | t_{i-1}) - x_n(0))^2 + (\hat{y}_n(t_i | t_{i-1}) - y_n(0))^2} \quad (8-28)$$

测量函数 $h_{nx}(t_i)$ 的 Jacobi 矩阵为

$$h_{nx}(t_i) = [\nabla_x h'_n(t_i)]_{x=\hat{x}(t_i|t_{i-1})} = \begin{bmatrix} \frac{\hat{y}_n(t_i|t_{i-1})}{h_n[t_i, \hat{x}(t_i|t_{i-1})]} & 0 & 0 & \frac{\hat{x}_n(t_i|t_{i-1})}{h_n[t_i, \hat{x}(t_i|t_{i-1})]} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8-29)$$

3) 参数更新

加速度估计值 $\hat{a}_\eta(t_i)$ 为 $\hat{a}_x(t_i) = \hat{x}(t_i|t_i)$, $\hat{a}_y(t_i) = \hat{y}(t_i|t_i)$, $\eta = x$ 或 y
当 $i \leq K_0$, $\delta_{ai,\eta}^2$ 和 $\alpha_{i,\eta}$ 为

$$\delta_{ai,\eta}^2 = \begin{cases} (4-\pi)[a_M - \hat{a}_\eta(t_i)]^2/\pi & \hat{a}_\eta(t_i) > 0 \\ (4-\pi)[\hat{a}_\eta(t_i) - a_M]^2/\pi & \hat{a}_\eta(t_i) < 0 \\ \text{比较小的正数} & \hat{a}_\eta(t_i) = 0 \end{cases}$$

当 K_0 为小于 10 的正数时机动频率 $\alpha_{i,\eta}$ 为正, a_M 为正数, $-a_M$ 与 a_M 的反数。

当 $i > K_0$ 时, $\delta_{ai,\eta}^2$ 和 $\alpha_{i,\eta}$ 为

$$r_{i,\eta}(1) = r_{i-1,\eta}(1) + \frac{1}{i} [\hat{a}_\eta(t_i) \hat{a}_\eta(t_{i-1}) - r_{i-1,\eta}(1)] \quad (8-30)$$

$$r_{i,\eta}(0) = r_{i-1,\eta}(0) + \frac{1}{i} [\hat{a}_\eta(t_i) \hat{a}_\eta(t_i) - r_{i-1,\eta}(0)] \quad (8-31)$$

$$\beta_{i,\eta} = \frac{r_{i,\eta}(1)}{r_{i,\eta}(0)} \quad (8-32)$$

$$\delta_{aw i,\eta}^2 = r_{i,\eta}(0) - \beta_{i,\eta} r_{i,\eta}(1) \quad (8-33)$$

$$\delta_{a i,\eta}^2 = \frac{\delta_{aw i,\eta}^2}{1 - \beta_{i,\eta}^2} \quad (8-34)$$

$$\alpha_{i,\eta} = \frac{\ln \beta_{i,\eta}}{-th_i} \quad (8-35)$$

根据 $\delta_{ai,\eta}^2$ 和 $\alpha_{i,\eta}$ 系统矩阵, (8-15) - (8-17) 可以在每个采样时间进行更新。同时, 集中融合估计 (14) 是基于具有可变数目的阅读器, 所以所开发的递归估计算法与常规固定数量的融合方法是不同的 (具体细节, 请读者参阅 “信息融合” 方面的参考书)。

上述过程比较复杂, 我们给出了两个函数, 完成前两步的预测与估计的函数为如下 myEKFadfun。该函数的输入变量为系统模型 A, Q, R, 状态估计初值 xe, 测量数据 ym, 估计方差初值 p 等。mm 为一个向量, 表明那一个 RFID 阅读器给出了测量数据, readerxy 包含了给出数据的阅读器的横纵坐标位置。

```
function [xe, xee, pk]=myEKFadfun(A, Q, R, xe, ym, mm, p, readerxy)
```

```
%This function is to calculate the estimation state and the real state.
```

```

xee=A*x;
p=A*p*A'+Q;
dm=sqrt((xee(1)-readerxy(1,mm)).^2+(xee(4)-readerxy(2,mm)).^2);
Rm=dm.^2*R;
for m=1:length(mm)

Hm(m,:)=[(xee(1)-readerxy(1,mm(m)))/dm(m),0,0,(xee(4)-readerxy(2,mm(m)))/dm(m),
0,0];

end

sumHm=0;
for m=1:length(mm)
    sumHm=sumHm+Hm(m,:)'*inv(Rm(m))*Hm(m,:);
end

pk=inv(inv(p)+sumHm);

Km=[];
for m=1:length(mm)
    Km=[Km pk*Hm(m,:)'*inv(Rm(m))];
end

sumxe=0;
for m=1:length(mm)
    sumxe=sumxe+Km(:,m)*(ym(m)-dm(m));
end
xe=xee+sumxe;

```

另外一个函数 `funDataDrivenModelYWwithEKF` 是调用上述函数的,实现的 EKF 估计的整个过程,包括计算不规则采样数据的周期、找出第几个传感器有测量数据、利用自适应模型方法进行横、纵轴估计。该函数除了调用 `myEKFadfun` 之外,还调用了第 7 章的 `myStarmodel` 函数,其中 `TT` 是采样时间间隔序列。

```

function
[xx1,xxe1,P33,NN]=funDataDrivenModelYWwithEKF(TT,R,ax,qqx,ay,qqy,xe,p,y,N,reade
rxy)
xx1=[];aa1=[];qq1=[];Ea1=[];RR0=[];RR1=[];P33=[];NN=[];
xxe1=[];
Ea=[xe(3);xe(6)];

MM=3;
[J,I]=size(y);

```

```

for i=1:I %Y Y Y Y 循环计算每一个测量数据
%%%%%%%%%%%%%%计算不规则采样数据的周期

```



```

    if length(TT)==1
        T=TT;
    else
        T=TT(i);
    end
    %%%%%%%%%%%%%找出第几个传感器有测量数据
    ym=[];mm=[];
    for j=1:J %计算第几个传感器有测量数据
        if isnan(y(j,i))

        else
            ym=[ym;y(j,i)];
            mm=[mm;j];
        end
    end

    %%%%%%%%%%%%%
    if i<=2 %%%%%%%%%从0到1步
        [Ax,Qx,Ux]=myStarmodel(T,ax,qqx);
        [Ay,Qy,Uy]=myStarmodel(T,ay,qqy);
        A=blkdiag(Ax,Ay);
        U=blkdiag(Ux,Uy);
        Q=blkdiag(Qx,Qy);

        [xe,xee,p]=myEKFadfun(A,Q,R,xe,ym,mm,p,readerxy);

        %%%%%%%%%得到第1步的均值和两个自相关函数
        Eax=xe(3);
        R0x=xe(3)*xe(3);
        R1x=xe(3);

        Eay=xe(6);
        R0y=xe(6)*xe(6);
        R1y=xe(6);

        Ea=[Eax;Eay];
    else%%%%%%%%其他步 %)))))
        %%%%%%%%%x轴的计算
        if i>10 %%%%%%%%%第10步以后进行统计计算自相关函数，否则缺少必须的统计数据量
            bx=R1x/R0x;
            if bx>0
                qbx=(R0x-bx*R1x);
                ax=-log(bx)/T;
                qqx=2*ax*qbx/(1-bx*bx);
            end
        end
    end
end

```

```

        if qqx>10000^2 qqx=10000^2;end %%%%%%%%%qq设置为有界值，如果qq
        发散，则系统发散
    end %如果b小于0，则会出现计算出复数的情况，出现计算问题，不更新模型参
数a和qq
end %*
%%%%%%%%%%%%%%%% y 轴的计算
if i>10 %* %%%%%%%%%第10步以后进行统计计算自相关函数，否则缺少必须的统计数据量
by=R1y/R0y;
    if by>0
        qby=(R0y-by*R1y);
        ay=-log(by)/T;
        qqy=2*ay*qby/(1-by*by);
    if qqy>10000^2 qqy=10000^2;end %%%%%%%%%qq设置为有界值，如果qq发散，
    则系统发散
    end %如果b小于0，则会出现计算出复数的情况，出现计算问题，不更新模型参
数a和qq
end %*

[Ax, Qx, Ux]=myStarmodel(T, ax, qqx);
[Ay, Qy, Uy]=myStarmodel(T, ay, qqy);
A=blkdiag(Ax, Ay);
U=blkdiag(Ux, Uy);
Q=blkdiag(Qx, Qy);

[xe, xee, p]=myEKFadfun(A, Q, R, xe, ym, mm, p, readerxy);

R0x=R0x+((xe(3))*(xe(3))-R0x)/i;
R1x=R1x+((xe(3))*(xx1(3, i-1))-R1x)/i;

R0y=R0y+((xe(6))*(xe(6))-R0y)/i;
R1y=R1y+((xe(6))*(xx1(6, i-1))-R1y)/i;
end % ) ) )

xx1=[xx1 xe];
xxe1=[xee1 xee];
P33=[P33 p(3,3)];
NN=[NN N];
end %Y Y Y Y

```

8.4 基于可变数量 RFID 阅读器的 UKF 跟踪方法

基于第 5 章讨论的 UKF 跟踪方法，我们直接给出 RFID 跟踪系统的方法如下。

- 1) $W^{(0)}$ 为均值权重，为了保证原始数据集的正态性、平均值和协方差，系统引入了 σ

$$\mathbf{x}^{(0)} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(t_{i-1} | t_{i-1}) & \mathbf{0}_{N_w} & \mathbf{0}_{N_v} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_x^{(0)} & \mathbf{x}_w^{(0)} & \mathbf{x}_v^{(0)} \end{bmatrix}^T \quad (8-36)$$

$$\mathbf{W}^{(0)} = \mathbf{W}^{(0)} \quad (8-37)$$

$$\mathbf{x}^{(i)} = \mathbf{x}^{(0)} + \left(\sqrt{\frac{N_x}{1 - \mathbf{W}^{(0)}}} P(t_{i-1} | t_{i-1}) \right)_i = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_x^{(i)} & \mathbf{x}_w^{(i)} & \mathbf{x}_v^{(i)} \end{bmatrix}^T \quad (8-38)$$

$$\mathbf{W}^{(i)} = \frac{1 - \mathbf{W}^{(0)}}{2N_x} \quad (8-39)$$

$$\mathbf{x}^{(i+N_x)} = \mathbf{x}^{(0)} - \left(\sqrt{\frac{N_x}{1 - \mathbf{W}^{(0)}}} P(t_{i-1} | t_{i-1}) \right)_i = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_x^{(i+N_x)} & \mathbf{x}_w^{(i+N_x)} & \mathbf{x}_v^{(i+N_x)} \end{bmatrix}^T \quad (8-40)$$

$$\mathbf{W}^{(i+N_x)} = \frac{1 - \mathbf{W}^{(0)}}{2N_x} \quad (8-41)$$

$\mathbf{0}_{N_w}$ 是与过程噪声 $\mathbf{w}(t_{i-1})$ 同维度的列向量, $\mathbf{0}_{N_v}$ 是与测量噪声 $\mathbf{v}(t_{i-1})$ 同维度的列向量, N_x 是系统状态的维度, $\left(\sqrt{\frac{N_x}{1 - \mathbf{W}^{(0)}}} P(t_{i-1} | t_{i-1}) \right)_i$ 是矩阵的第 i 列主要平方根。通过过程模型可以实例化每个点, 进而得到转化集。

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i)} = A(t_{i-1})\mathbf{x}_x^{(i)} + \mathbf{x}_w^{(i)}, i = 0, 1, \dots, 2N_x \quad (8-42)$$

2) 预测均值

$$\hat{\boldsymbol{\mu}} = \sum_{i=0}^{2N_x} \hat{\mathbf{x}}^{(i)} \mathbf{W}^{(i)} \quad (8-43)$$

3) 预测方差

$$P(t_i | t_{i-1}) = \sum_{i=0}^{2N_x} \mathbf{W}^{(i)} \{ \hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{\mu}} \} \{ \hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{\mu}} \}^T + Q(t_{i-1}) \quad (8-44)$$

4) 通过计量模型分别给出预测点

$$\hat{\mathbf{z}}_n^{(i)} = \mathbf{h}_n[t_i, \hat{\mathbf{x}}^{(i)}] + \mathbf{x}_v^{(i)} \quad (8-45)$$

5) 观测向量预测

$$\hat{\mathbf{z}}_n = \sum_{i=0}^{2N_x} \hat{\mathbf{z}}_n^{(i)} \mathbf{W}^{(i)} \quad (8-46)$$

6) 协方差改进

$$\mathbf{S}_n(t_i) = \sum_{i=0}^{2N_x} \mathbf{W}^{(i)} \{ \hat{\mathbf{z}}_n^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_n \} \{ \hat{\mathbf{z}}_n^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_n \}^T + \mathbf{R}_n(t_i) \quad (8-47)$$

7) 交叉协方差矩阵

$$\mathbf{P}_{xz,n}(t_i) = \sum_{i=0}^{2N_x} \mathbf{W}^{(i)} \{ \hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{\mu}} \} \{ \hat{\mathbf{z}}_n^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_n \}^T \quad (8-48)$$

8) 更新

$$\hat{x}(t_i | t_i) = \hat{x}(t_i | t_{i-1}) + \sum_{n=1}^{N(t_i)} K_n(t_i) \{z_n(t_i) - \hat{z}_n\} \quad (8-49)$$

$$K_n(t_i) = P_{xz,n}(t_i) S_n^{-1}(t_i) \quad (8-50)$$

估计方差为

$$P(t_i | t_i) = P(t_i | t_{i-1}) - \sum_{n=1}^{N(t_i)} K_n(t_i) R_n(t_i) K_n^T(t_i) \quad (8-51)$$

9) 参数更新

与第四部分中的步骤 3 相同

如上述算法所示，步骤 1) -7) 都是基本的 UKF 方法。但是步骤 8) 使用了多传感器集中式融合的方法，如 (8-49) 中的状态估计更新、(8-50) 式中的滤波器增益、(8-51) 中的估计协方差都与基本的 UKF 方法不同。

UKF 估计方法的函数程序调用和输出的量与 myEKFadfun 非常相似，但由于 UKF 计算过程的需要，输入、输出变量中都包含了 sss，表示方差矩阵求开方的结果，其中输入量为前一步的方差矩阵求开方的结果，输出量为当前步的计算结果。

```
function [xe, xee, pk, sss]=myUKFadfun(A, Q, R, xe, ym, mm, p, readerxy, sss)
```

```
%This function is to calculate the estimation state and the real state.
```

```
mx=6;
Xx=0.01;
Oo=2;
Vv=0;
Kk=-3;
xe=[xe;zeros(size(xe));zeros(size(ym(1)))];
p=blkdiag(p,Q,R);
ssss=sqrtm((mx+Kk)*p); %%%先对方差矩阵求开方
if isreal(ssss) %%%如果矩阵的方根为实数，则使用该数，
    sss=ssss; %%%否则，不更改由方差矩阵得到的数据
end

s(:,1)=xe;
for ss=2:mx+1;
    s(:,ss)=xe+ssss(:,ss-1);
    s(:,ss+mx)=xe-ssss(:,ss-1);
end

Wx=ones(1,13)/2/(mx+Kk);
Wp=ones(1,13)/2/(mx+Kk);

Wx(1)=Kk/(mx+Kk);
Wp(1)=1-Xx*Xx+Oo+(Kk/(mx+Kk));

xee=0;
```

```
for i=1:length(s(1,:))
    xx(:,i)=A*s(1:6,i)+s(7:12,i);
    xee=xee+Wx(i)*xx(:,i);
end

for i=1:length(s(1,:))
    xee1(:,i)=xx(:,i)-xee;
end

p=0;
for i=1:length(s(1,:))
    p=p+Wp(i)*xee1(:,i)*xee1(:,i)';
end
p=p+Q;

lmm=length(mm);

for m=1:lmm
    for i=1:length(s(1,:))

        dmn(m,i)=sqrt((xx(1,i)-readerxy(1,mm(m))).^2+(xx(4,i)-readerxy(2,mm(m))).^2)+s(
13,i);
    end
end

dm=0;
for i=1:length(s(1,:))
    dm=dm+Wx(i)*dmn(:,i);
end

for i=1:length(s(1,:))
    dml(:,i)=dmn(:,i)-dm;
end

for m=1:lmm
    pxz=zeros(size(Wp(1)*xee1(:,1)*dml(m,1)));
    for i=1:length(s(1,:))
        pxz=pxz+Wp(i)*xee1(:,i)*dml(m,i)';
    end
    Pxz(:,m)=pxz;
end

for m1=1:lmm
    for m2=m1
```

```

pzz=0;
for i=1:length(s(1,:))
    pzz=pzz+Wp(i)*dm1(m1,i)*dm1(m2,i)';
end
Rm(m1,m2)=dm(m1)*dm(m2)*R;
Pzz(m1,m2)=pzz+Rm(m1,m2);
end
end
K=Pxz*inv(Pzz);
pk=p-K*Pzz*K';
sumxee=0;
for m=1:lmm
    sumxee=sumxee+K(:,m)*(ym(m)-dm(m));
end
xe=xee+sumxee;

```

和前面的类似，下面的funDataDrivenModelYWnonparell函数是调用myUKFadfun函数的，实现的UKF估计的整个过程，包括计算不规则采样数据的周期、找出第几个传感器有测量数据、利用自适应模型方法进行横、纵轴估计。

```

function
[xx1, xxe1, P33, NN, qqxx, RR0x, RR0y]=funDataDrivenModelYWnonparell(TT, R, ax, qqx, ay, q
qy, xe, p, y, N, readerxy)
xx1=[]; qqxx=[]; qq1=[]; Ea1=[]; RR0=[]; RR1=[]; P33=[]; NN=[];
RR0x=[]; RR0y=[];
xxe1=[];
Ea=[xe(3); xe(6)];
sss=ones(13);
MM=3;
[J, I]=size(y);

for i=1:I %Y Y Y Y
%%%%%%适用于不规则采样数据的周期
    if length(TT)==1
        T=TT;
    else
        T=TT(i);
    end
    %%%%%%%%%%%%%%%

ym=[]; mm=[];
for j=1:J %找出第几个传感器有数据
    if isnan(y(j,i))

    else
        ym=[ym; y(j,i)];
    end
end

```

```

        mm=[mm;j];
    end
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    if i==1    % ) ) )
        %%%%%%%%%从0到1步
        [Ax, Qx, Ux]=myStarmodel(T, ax, qqx);
        [Ay, Qy, Uy]=myStarmodel(T, ay, qqy);
        A=blkdiag(Ax, Ay);
        U=blkdiag(Ux, Uy);
        Q=blkdiag(Qx, Qy);

        [xe, xee, p, sss]=myUKFadfun(A, Q, R, xe, ym, mm, p, readerxy, sss);%%%使用UKF方法进行非
        线性估计

        %%%%%%%%%得到第1步的均值和两个自相关函数
        Eax=xee(3);
        R0x=xee(3)*xee(3);
        R1x=xee(3);

        Eay=xee(6);
        R0y=xee(6)*xee(6);
        R1y=xee(6);

        Ea=[Eax;Eay];
        else%%%%%%%%其他步 % ) ) )
        %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% x轴

        if i>4    %* %%%%%%%%%第4步以后进行统计计算自相关函数，否则缺少必须的统计数据量
            bx=R1x/R0x;
            if bx>0
                qbx=(R0x-bx*R1x);
            ax=-log(bx)/T;

            qqx=2*ax*qbx/(1-bx*bx);

            if qqx>10000^2    qqx=10000^2;end    %%%%%%%%%qq设置为有界值，如果qq发散，则系统
            发散
            end    %如果b小于0，则会出现计算出复数的情况，出现计算问题，不更新模型参数a和qq
            end    %*
        %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% y轴
        if i>4    %* %%%%%%%%%第4步以后进行统计计算自相关函数，否则缺少必须的统计数据量
            by=R1y/R0y;

```

```

    if by>0
        qby=(R0y-by*R1y);
    ay=-log(by)/T;
    qqy=2*ay*qby/(1-by*by);
    if qqy>10000^2    qqy=10000^2;end    %%%%%%%%%qq设置为有界值，如果qq发散，则系统
    发散
    end    %如果b小于0，则会出现计算出复数的情况，出现计算问题，不更新模型参数a和qq
    %*
    end
    [Ax, Qx, Ux]=myStarmodel(T, ax, qqx);
    [Ay, Qy, Uy]=myStarmodel(T, ay, qqy);
    A=blkdiag(Ax, Ay);
    U=blkdiag(Ux, Uy);
    Q=blkdiag(Qx, Qy);

    lmm=length(mm);
    [xe, xee, p, sss]=myUKFadfun(A, Q, R, xe, ym, mm, p, readerxy, sss);

    %%%%%%%%%计算自适应模型
    R0x=R0x+((xe(3))*(xe(3))-R0x)/i;    %%%%%%%%%如果这样取，则利用估计值进行自适
    应参数计算
    R1x=R1x+((xe(3))*(xx1(3,i-1))-R1x)/i;    %%%%%%%%%不是并行的

    R0y=R0y+((xe(6))*(xe(6))-R0y)/i;
    R1y=R1y+((xe(6))*(xx1(6,i-1))-R1y)/i;

    end % ) ) )

    qqxx=[qqxx qqx];
    RR0x=[RR0x R0x];
    RR0y=[RR0y R0y];

    xx1=[xx1 xe];
    xxe1=[xxe1 xee];
    P33=[P33 p(3,3)];
    NN=[NN N];
    end % ¥ ¥ ¥ ¥

```

8.5 仿真研究

仿真实验中,我们使用第六章6.4.2节介绍的RFID室内跟踪系统仿真数据平台软件产生仿真数据。初始状态估计 x_0 和协方差 P_0 假设为 $x_0 = [x(0) \ 0 \ 0 \ y(0) \ 0 \ 0]^T$ 和 $P_0 = \text{diag}(10,10,10,10,10,10)^T$ 。机动频率 α_η 始值设定为 $1/20$, $a_M = 30$, $a_{-M} = -30$ 。

平均点的初始权重 $W_x^{(0)} = \frac{\kappa}{N_x + \kappa}$, 尺度参数为 $\kappa = -3$, $N_x = 6$ 。

我们将给出如下两个仿真实验: 实验 1: 比较了基于 EKF、UKF 的方法的不同跟踪结果; 实验 2: 通过与几何方法进行对比说明使用动态模型的必要性。下面给出每一个实验的具体内容及分析结果。

实验 1:

在仿真平台中设置了 19 个 RFID 阅读器 (坐标点列于表 8.1), 每一个阅读器高检测率的测定空间用颜色区分 (从红到蓝的等值线图表示逐渐减弱的测量能力, 白色表示无法得到测量数据的区域), 目标的参考轨迹在图 1 中以“黑”星显示。

注意到图 8.1 中有两个低检测率区域 (在图 8.2 中用椭圆形的细线圈起来的部分) 表 8.2 给出了图 8.1 中从 11.1s 到 12.1s (低探测区域标有“①”的部分) 的轨迹信息, 表中“\”表示 RFID 阅读器没有测量数据输出。可以看到, 表 8.2 中的采样时间是不规则的, 从 11.5s 至 11.7s 以及 11.8s 到 12.0s 之间没有测量数据。

此外, 由于目标远离所有的阅读器, 因此在较低的检测率区域内大部分时间里仅测得一个距离数据。我们知道, RFID 得到的信息是以阅读器为中心的测量距离, 如果不进行轨迹估计, 是无法仅通过一个测量数据就获得目标的位置及轨迹的。

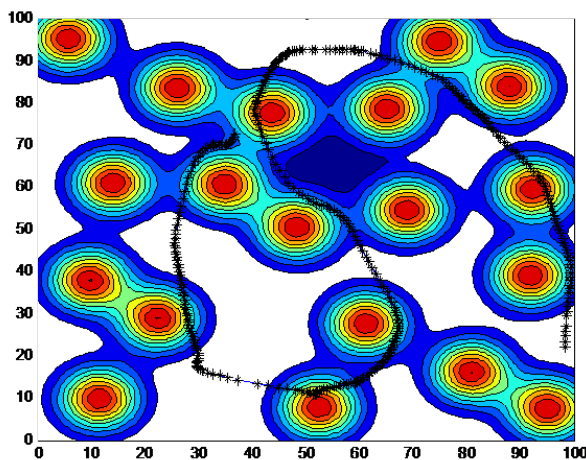


图 8.3 RFID 阅读器的测量空间和参考轨迹

表 8.1 RFID 阅读器的坐标点

标号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
横坐标	22.46	13.94	25.92	43.66	48.27	9.56	11.41	52.41	80.76	68.77
纵坐标	28.80	60.96	83.47	77.63	50.44	37.87	9.79	7.74	16.22	54.53
标号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
横坐标	65.092	74.77	87.90	92.28	91.82	61.17	34.678	5.64	95.05	
纵坐标	78.51	94.59	83.77	59.50	39.03	27.63	60.67	95.17	7.456	

表 8.2 RFID 阅读器系统的测量

采样时间 阅读器	11.1	11.2	11.3	11.4	11.5	11.7	11.8	12.0	12.1
1	\	\	\	\	\	\	\	\	\
2	\	\	\	\	\	\	\	\	\
3	\	\	\	\	\	\	\	\	27.629
4	\	20.502	\	\	\	\	18.050	20.269	\
5	\	\	\	\	\	\	\	\	\
6	\	\	\	\	\	\	\	\	\
7	\	\	\	\	\	\	\	\	\
8	\	\	\	\	\	\	\	\	\
9	\	\	\	\	\	\	\	\	\
10	\	\	\	\	\	\	\	\	\
11	17.524	\	\	21.693	\	\	\	\	23.469
12	\	20.297	25.370	\	23.228	\	\	\	27.779
13	\	\	\	\	\	\	\	\	\
14	\	\	\	\	\	\	\	\	\
15	\	\	\	\	\	\	\	\	\
16	\	\	\	\	\	\	\	\	\
17	\	\	\	\	\	37.689	\	\	\
18	\	\	\	\	\	\	\	\	\
19	\	\	\	\	\	\	\	\	\

用 8.3 小节给出的 EKF 和 8.4 小节给出的 UKF 方法估计图 1 中的目标的运动轨迹。如图 8.4 所示，给出了基于 UKF 方法的估计轨迹，此时，横轴的估计协方差为 43.7320、纵轴的估计协方差为 30.1378。可以看到，即使在阅读器数量已经发生很大变化的情况下，通过可变数量阅读器得到的估计也是很平滑，没有突然变化的。此外，在较低检测率区时，目标的大致移动方向仍然可以得到，并且一旦得到足够的测量，估计误差也会迅速降低。

但是我们发现，在算法的运算过程中，会出现数值计算的问题。 $P(t_{i-1} | t_{i-1})$ 由于计算机的舍入误差而成为负定矩阵，进而矩阵 $\left(\sqrt{\frac{N_x}{1-W^{(0)}} P(t_{i-1} | t_{i-1})} \right)_i$ 的平方根会出现复数而导致发散的估计结果。这种情况是不正确的，因为估计协方差不能为负定矩阵，这种情况下算法将舍弃当前步骤的计算结果，而采用前一周期得到的 $\delta_{ai,\eta}^2$ 和 $\alpha_{i,\eta}$ 。

图 8.5 给出了基于 EKF 方法的估计结果，横轴的估计协方差为 49.2714，纵轴的估计协方差为 38.524。与 UKF 不同的是，EKF 在低检测率区域内估计效果不会变得明显的变差，但整体的估计性能不如 UKF，这和很多非线性估计的研究结果一致。

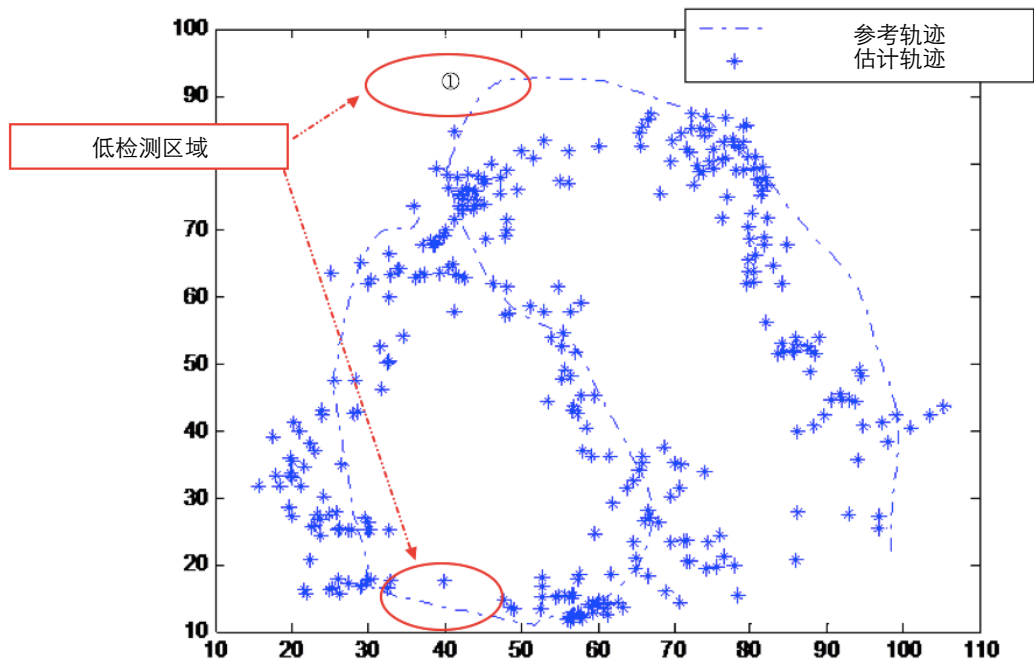


图 8.4. 参考轨迹和 UKF 估计轨迹

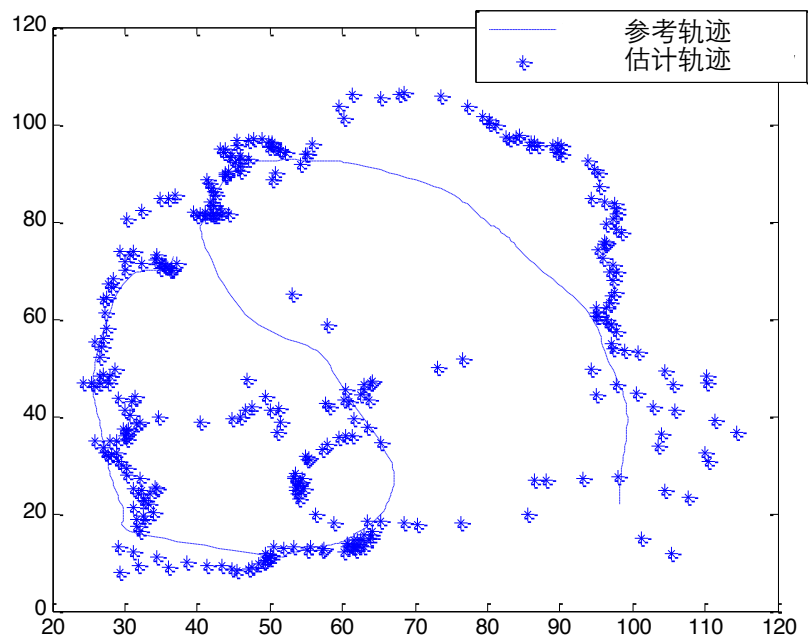


图 8.5 参考轨迹和 EKF 估计轨迹

我们认为，由于在EKF估计方法中非线性测量模型已经被线性化，所以距离测量模式不会影响到估计结果。但因为线性机制造成的测量模型误差导致估计性能下降，因此在RFID室内跟踪系统中EKF的估计性能比UKF的估计性能差。该实验的程序如C8_1所示，目前该程序得到的是EKF的估计结果，其中中间一段为：

“%%使用UKF计算的方法，可以节约计算时间，估计横轴、纵轴使用最小二乘估计
Yule-Walker方法

`%[xx1, xxe1, P33, NN, qqxx, RR0x, RR0y]=funDataDrivenModelYWnonparell(TT, R, ax, qqx, ay, qqy, xe, p, dm, N, readerxy);` 被注释。若要得到UKF的估计结果, 将该段取消注释即可。

```

    %C8_1.m
clc
clear
summ=0;
N=10; %%%%计算10次, 在求平均, 需要在GUI上设置个可以设置数字的文板框, 再把这个数
数据提出来应用到程序中
covvv=[]; %%%估计方差
for n=1:N
    %%%%不规则采样跟踪开始
    %%%%读取数据
    load RFIDm5
    TT=[];TTT=[]; %%%为记录下面计算得出的量, 需要先设置两个空变量
    %%%%%%%%%%%%%计算得到不规则采样数据的周期
    for i=1:length(dm(1,:))
        if i==1
            T=ts(1);tt=0;
            TT=[TT T];TTT=[TTT tt];
        elseif i==2;
            T=ts(i)-ts(i-1);tt=0;
            TT=[TT T];TTT=[TTT tt];
        else
            T=ts(i)-ts(i-1);
            TT=[TT T];
            tt=TT(i)-TT(i-1);TTT=[TTT tt];
        end
    end

    %%%%%%%%%%%%%选择模型参数
    ax=1/20;
    xamax=3;
    qqx=(xamax)^2*(4-pi)/pi;

    ay=1/20;
    xamax=30;
    qqy=(xamax)^2*(4-pi)/pi;

    xe=[0 0 0 0 0 0]';
    p=100000*eye(6);

    M=10;

    ap=4;v=4;

```

```
R=(0.2303*ap/v)^2;
```

```
%%估计横轴、纵轴使用最小二乘估计EKF方法，
```

```
[xx1,xxe1,P33,NN]=funDataDrivenModelYWwithEKF(TT,R,ax,qqx,ay,qqy,xe,p,dm,N,readerxy);
```

```
%%使用UKF计算的方法，可以节约计算时间，估计横轴、纵轴使用最小二乘估计Yule-Walker方法
```

```
%[xx1,xxe1,P33,NN,qqxx,RR0x,RR0y]=funDataDrivenModelYWnonparell(TT,R,ax,qqx,ay,qqy,xe,p,dm,N,readerxy);
```

```
cov1=xys-[xx1(1,:);xx1(4,:)];%计算方差
```

```
mm=mean(cov1,2);
```

```
cov1=[cov1(1,:)-mm(1);cov1(2,:)-mm(2)];
```

```
cov1=diag(cov1*cov1');
```

```
cov1=cov1/length(xys(1,:));
```

```
covvv=[covvv cov1];
```

```
end
```

```
covvv;
```

```
XY=sum(covvv,2)/N
```

```
%%画出结果
```

```
XY2=sqrt(XY(1)*XY(1)+XY(2)*XY(2))
```

```
plot(xys(1,:),xys(2:,:), 'k-','LineWidth',4);hold on
```

```
plot(xx1(1,:),xx1(4:),'r*');hold off
```

```
legend('the reference trajectory','the estimation trajectory')
```

```
figure
```

```
subplot(2,1,1),plot(ts,xys(1:,:), 'k-','LineWidth',4);hold
```

```
on,plot(ts,xx1(1:),'r*')
```

```
legend('the reference trajectory','the estimation trajectory')
```

```
xlabel('time'),ylabel('Horizontal axis tracking')
```

```
subplot(2,1,2),plot(ts,xys(2:),'k-','LineWidth',4);hold
```

```
on,plot(ts,xx1(4:),'r*')
```

```
legend('the reference trajectory','the estimation trajectory')
```

```
xlabel('time'),ylabel('Longitudinal axis tracking')
```

```
figure
```

```
subplot(2,1,1),plot(ts,xys(1:)-xx1(1:),'k','LineWidth',3)
```

```
xlabel('time'),ylabel('Error of horizontal axis tracking')
```

```
subplot(2,1,2),plot(ts,xys(2:)-xx1(4:),'k','LineWidth',3)
```

```
xlabel('time'), ylabel('Error of longitudinal axis tracking')
```

实验 2:

本实验中，在少量 RFID 阅读器的情况下，将所前面提到的方法与几何方法进行对比。如图 8.6 所示，该空间仅有 10 个 RFID 阅读器。由于阅读器不能覆盖所有的空间，因此存在较多低检测率区域，只有一个或者没有阅读器可以获得目标的位置信息。我们的方法跟踪结果展现在图 8.5，其中，横轴、纵轴的估计方差分别为 118.7703 和 104.6939。需要注意的是这些值比实验 1 中的方差值大，这是由于获得的信息变少导致的。

针对图 8.6 的轨迹，利用图 8.1 中给出的几何方法进行估计。如图 8.7 所示，给出了估计结果，该方法获得的横轴、纵轴估计方差分别为 307.2591 和 339.0478，远远大于使用机动目标运动模型的估计结果。由于该方法必须同时获得 2 个或 2 个以上的传感器数据，才能给出较为准确的定位数据，所以当只有一个阅读器获得测量范围时，估计过程就会停止并等待下一次采样。图 8.8 标记出了一个等待周期，由于在等待周期中没有估计更新，导致整个跟踪性能变差。

是否有效地应用机动目标的运动模型对跟踪性能十分重要，这也是本章方法与如图 8.1 所示的几何方法的主要区别。该实验的程序与前面非常类似，主要差别在于多了判断是否是获得 2 个或 2 个以上的传感器数据的部分，由于篇幅的限制，此处不再给出程序。

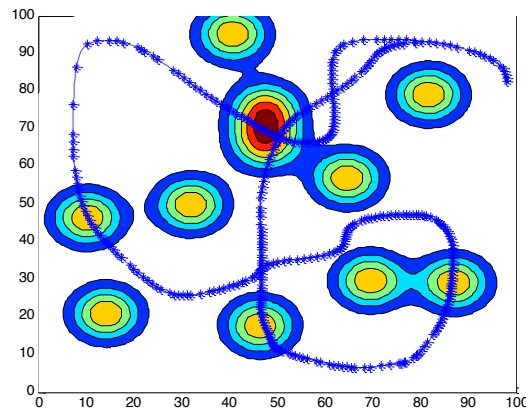


图 8.6 少量 RFID 阅读器区域及目标运动的实际参考轨迹

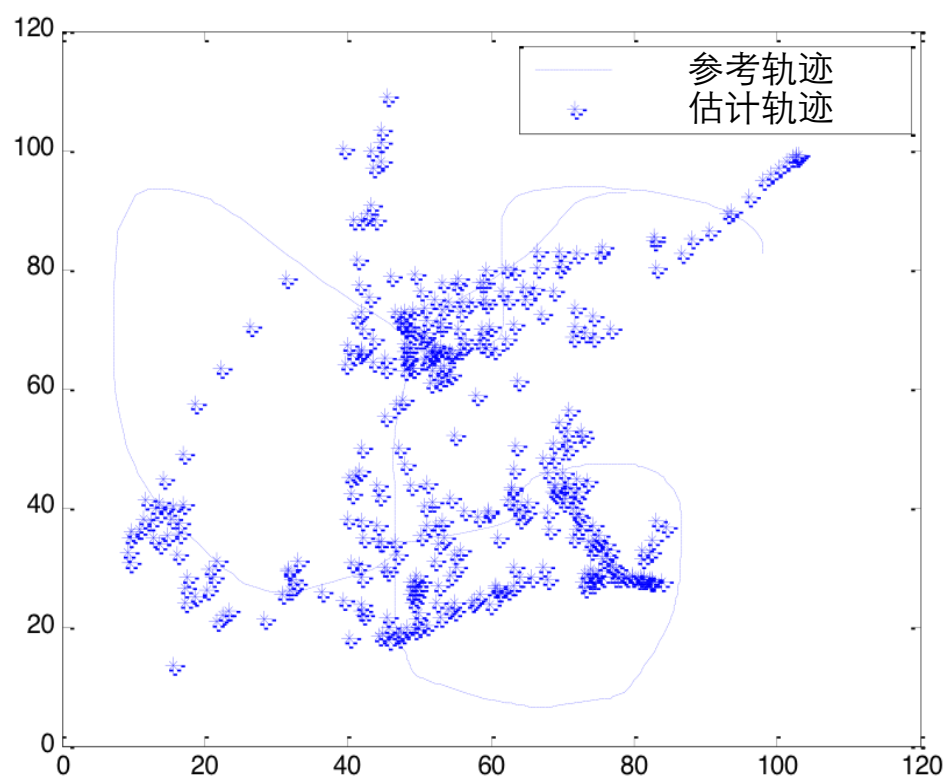


图 8.7 UKF 方法估计的参考轨迹、估计轨迹

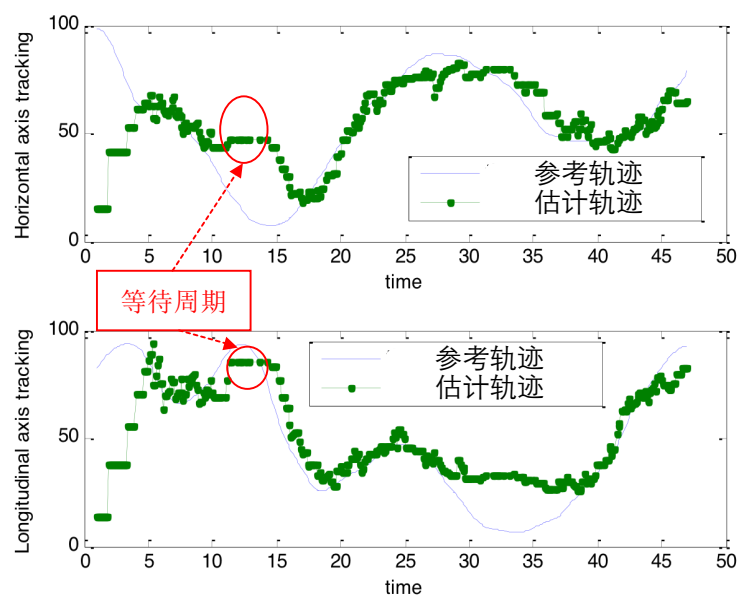


图 8.8 几何定位方法得到的横轴、纵轴估计

8.6 小结

当标签在 RFID 测量范围内时，标签和阅读器之间的距离可被 RSSI 提取。同时，由于室内跟踪系统测量过程的特点，通过 RFID 技术获得的距离是多元的、不确定和非线性的，并且采样方式是不规则的。

本章分析了 RFID 测量的特点，给出了 RFID 测量模型，并提出了以 EKF 和 UKF 为基础的融合估计算法。为了适应室内机动目标的运动特性，使用了目标的自适应动态模型。仿真结果表明，本文开发的以 UKF 为基础的估计方法可以在较低计算成本下获得较好的估计性能，并且，即使目标进入低检出率区域，系统仍然可以正常工作。