

# 无线传感器网络 目标定位跟踪技术与应用

刘 美 刘桂雄 张晓平◎编著



科学出版社

# 无线传感器网络目标定位跟踪 技术与应用

刘 美 刘桂雄 张晓平 编著



科学出版社

北京

## 内 容 简 介

本书主要论述基于无线传感器网络的目标定位与跟踪的理论、技术与方法, 主要内容包括局部回归建模、节点预测唤醒、快速建模定位方法基于支持向量回归建模定位理论和包括节点任务分配、数据融合、图模型建模的无线传感器网络目标跟踪理论、算法与应用。

本书既可作为无线传感器网络领域的研究人员及广大对无线传感器网络感兴趣的工程技术人员的参考用书, 也可作为高等院校网络、通信、计算机、电子和自动化等专业本科和研究生的学习参考教材。

### 图书在版编目(CIP)数据

无线传感器网络目标定位跟踪技术与应用/刘美, 刘桂雄, 张晓平编著.  
—北京: 科学出版社, 2017.7

ISBN 978-7-03-053094-3

I. ①无… II. ①刘… ②刘… ③张… III. ①无线电通信—传感器—定位跟踪—研究 IV. ①TP212

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2017) 第 125422 号

责任编辑: 郭勇斌 彭婧煜 / 责任校对: 贾伟娟  
责任印制: 张 伟 / 封面设计: 蔡美宇

科 学 出 版 社 出 版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

北京中石油彩色印刷有限责任公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

\*

2017年7月第 一 版 开本: 787×1092 1/16

2017年7月第一次印刷 印张: 9 1/2

字数: 218 000

定价: 58.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

# 前 言

目标定位与跟踪是无线传感器网络 (wireless sensor networks, WSN) 的重要应用之一, 实现高效可靠的节点定位对事件观测、目标跟踪及提高路由效率等方面具有重要的实际价值。

本书重点研究基于 WSN 的目标定位与跟踪的理论、技术与方法。第 1 章介绍基于 WSN 目标定位与跟踪概述; 第 2 章介绍最小二乘支持向量机 (least square support vector regression, LSSVR) 回归建模 WSN 目标定位的数学基础及特性; 第 3 章介绍基于 LSSVR 局部建模的 WSN 目标定位方法; 第 4 章介绍 LSSVR 建模目标定位的 WSN 节点唤醒机制; 第 5 章介绍 WSN 目标定位 LSSVR 快速建模定位与通信机制; 第 6 章介绍 WSN-MTT 节点任务分配; 第 7 章介绍 WSN 网内监测数据融合; 第 8 章介绍 WSN 多目标定位跟踪方法。

本书是作者从事 WSN 定位跟踪应用理论与方法研究的成果总结。第 1 章由刘美教授、刘桂雄教授、张晓平博士执笔, 第 2~5 章由刘桂雄教授、张晓平博士执笔, 第 6~8 章由刘美教授、刘桂雄教授执笔。徐小玲等多位老师也参与了部分章节的编辑整理。全书在刘桂雄教授指导下由刘美教授统稿。

本书得到了广东省高等学校高层次人才项目 (粤教师函[2012]118 号、粤财教[2013]246 号)、广东省高等学校学科与专业建设专项资金科研类项目 (2013KJCX0133) 的资助, 在此表示衷心的感谢!

由于作者水平有限, 书中难免有不足之处, 恳请专家、读者批评指正。

作 者

2016 年 12 月

# 目 录

前言

第 1 章 WSN 目标定位与跟踪概述	1
1.1 WSN 概述	1
1.2 WSN 目标定位概述	2
1.3 WSN 目标跟踪概述	13
第 2 章 LSSVR 回归建模 WSN 目标定位的数学基础及特性	27
2.1 LSSVR 的数学模型	27
2.2 LSSVR 回归建模 WSN 目标定位的基础理论与方法	29
2.3 LSSVR 建模定位特征向量的基本条件	32
2.4 LSSVR 回归建模目标定位特性	33
第 3 章 基于 LSSVR 局部建模的 WSN 目标定位方法	37
3.1 不同类型的目标定位特征提取	37
3.2 基于 LSSVR 局部建模的 WSN 目标定位方法	39
3.3 建模参数粒子群优化与网络配置策略	44
3.4 目标定位实验及结果分析	47
第 4 章 LSSVR 建模目标定位的 WSN 节点唤醒机制	54
4.1 提高节点唤醒效果的方法	54
4.2 不同运动特点下目标预测方法	56
4.3 基于动态预测的 LSSVR 建模定位节点唤醒机制与能耗仿真	63
4.4 实验及结果分析	68
第 5 章 WSN 目标定位 LSSVR 快速建模定位与通信机制	72
5.1 LSSVR 目标定位时间分析	72
5.2 自适应 LSSVR 快速建模定位	72
5.3 LSSVR 快速定位节点通信机制	74
5.4 基于自适应 LSSVR 同步建模 WSN 目标快速定位方法	77
5.5 定位实验及结果分析	78
第 6 章 WSN-MTT 节点任务分配	82
6.1 WSN-MTT 节点任务分配问题及数学模型	82
6.2 基于 FCM-MEMSOM 的节点任务分配方法	85
6.3 基于 FCM-DPSO 的节点任务分配方法	89
6.4 仿真实验与结果分析	92
第 7 章 WSN 网内监测数据融合	99
7.1 WSN 目标监测过程及网内检测数据融合设计思路	99
7.2 基于 KDE-NBP 的检测数据融合算法设计	101

7.3 仿真实验和结果分析.....	105
<b>第 8 章 WSN 多目标定位跟踪方法.....</b>	<b>109</b>
8.1 WSN 目标定位跟踪图模型.....	109
8.2 基于 PGM-RPF 的 WSN-MTT 算法设计.....	113
8.3 WSN-MTT 试验平台.....	121
8.4 WSN-MTT 石化环境监控系统.....	131
<b>参考文献.....</b>	<b>135</b>

# 第 1 章 WSN 目标定位与跟踪概述

## 1.1 WSN 概述

信息的生成、获取、存储、传输、处理及应用是现代信息科学的六大组成部分,其中信息的获取是信息技术产业链上重要的环节之一。随着现代微电子技术、微机电系统、片上系统、纳米材料、无线通信技术、信号处理技术、计算机网络技术等进步及互联网的迅猛发展,传统的传感器信息获取技术从独立的单一化模式向集成化、微型化、智能化、网络化方向发展,成为信息获取最重要和最基本的技术之一。

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)是微电子机械系统、计算机、通信和自动控制等学科飞速发展所孕育的一种新型的测控网络,通过各类微传感器协作地实时感知监测网络分布区域内的各种环境或监测对象的信息,以自组多跳的网络方式传送到用户终端,实现物理世界、计算世界及人类社会三元世界的连通,在国防军事、环境监测、城市管理、抢险救灾等许多领域具有广阔的应用前景和应用价值<sup>[1-3]</sup>。

传感器网络系统通常包括传感器节点(sensor node)、汇聚节点(sink node)和管理节点。大量传感器节点随机部署在监测区域(sensor field)内部或附近,能够通过自组织方式构成网络。传感器节点监测的数据沿着其他传感器节点逐跳地进行传输,在传输过程中监测数据可能被多个节点处理,经过多跳后路由到汇聚节点,最后通过互联网或卫星到达管理节点。用户通过管理节点对传感器网络进行配置和管理,发布监测任务及收集监测数据。

位置信息是传感器节点采集数据中不可缺少的一部分,传感器节点必须明确自身位置才能详细说明在什么位置或区域发生了什么样的特定事件,才能作出进一步的措施和决策。节点位置信息除了用来报告事件发生的地点外,还具有目标跟踪(如实时监视目标的行动路线,预测目标的前进轨迹)、辅助路由(如直接利用节点位置信息进行数据传递的地理路由协议,避免信息在整个网络中的扩散,实现网络的负载均衡及网络拓扑的自配置)、网络管理(如利用传感器节点传回的位置信息构建网络拓扑图,向部署者报告网络的覆盖质量,对节点密度低的区域及时采取必要的措施)等用途。因此,实现高效可靠的节点定位在事件观测、目标跟踪及提高路由效率等方面具有重要的实际价值。

因此,目标定位是 WSN 的重要应用之一,具有其他诸如 GPS 所不具备的特点:①布置方法灵活,WSN 目标定位对固定基础支持设施要求较低,可通过飞行器抛洒或人工方式在广阔环境中灵活布置;②体积小、低成本、低能耗,WSN 节点成本低廉、体积小,为进行大规模的布置、获取丰富信息和在复杂环境下隐蔽性长久生存提供了可能;③自组织与鲁棒性能好,WSN 具有良好的自组织和鲁棒性能,易于实现 WSN 分布式智能计算。WSN 的这些特点使它在国防军事、环境监测、智能交通、安全监控等方面体现出重要的应用价值。

目标跟踪(target tracking, TT)是 WSN 的另一重要应用。与传统的目标跟踪系统相

比, 基于 WSN 的目标跟踪系统具有如下特点: ①传感器节点很小, 可以近距离或直接置于监视环境中, 不易被监视目标发现; ②WSN 可以快速部署、自组织、自配置, 可以根据特定的监视任务进行组网和任务分工, 目标跟踪更加灵活可靠; ③在一些不能手工配置监控设备的区域, 如受污染区域、面积广阔的原始森林、敌方战场等, 难以使用传统的目标跟踪设备和方法, WSN 是最佳的选择。以上这些特点使得 WSN 非常适合于地面复杂环境和特殊应用场合中的目标跟踪应用, 拓展了传统目标跟踪系统的应用范围<sup>[4,5]</sup>。

## 1.2 WSN 目标定位概述

### 1.2.1 WSN 目标定位基本过程

WSN 目标定位的基本工作原理是利用有效的数学工具融合某探测时刻各节点探测信息, 估计出该时刻的目标位置, 结合节点协同机制, 完成目标移动下的连续定位。根据各环节作用的时间先后, WSN 移动目标定位过程 (以下简称目标定位) 可分为目标探测 (target detection, TD)<sup>[6]</sup>、定位计算 (localization calculation, LC)<sup>[7]</sup>、目标预测 (target prediction, TP)<sup>[8]</sup>、节点唤醒 (node awaken, NA)<sup>[9]</sup>等基本环节。

#### 1. 目标探测环节

目标探测环节为目标定位过程的第一个环节, 它是指目标进入节点测量区域后, 节点测量目标信号的过程。在目标探测过程中, 参与探测目标的节点都为探测节点 (detection node, DN)<sup>[10]</sup>。其中, 能测量到目标信号的有效探测节点为测量节点 (measuring node, MN)<sup>[11]</sup>; 负责汇聚、处理测量数据的探测节点为簇头节点 (head node, HN)<sup>[12]</sup>, 目标进入网络区域, 距离目标较近的探测节点先作为簇头节点。簇头节点发送信息通告周围探测节点组成节点簇, 协同探测目标。测量节点将记录有节点标识号、测量数据和测量时间等信息的数据包发送到簇头节点。

#### 2. 定位计算环节

定位计算环节为目标定位过程的第二个环节, 它是指簇头节点根据测量节点数据估计目标坐标值的计算过程。测量数据根据传感器节点的不同分为非二元 (non-binary data, ND, 信号强度值、到达时间、到达角度等)<sup>[13]</sup>和二元 (binary data, BD, 利用“1”或“0”表示)<sup>[14]</sup>两种测量数据类型。簇头节点收集到各个测量节点某一时刻的数据后, 通过合理的定位算法融合估计出该时刻的目标坐标值。在定位计算环节中, 定位融合估计算法 (fusion estimation algorithm for localization, FEAL) 是非常重要的。

#### 3. 目标预测环节

目标预测环节为目标定位过程的第三个环节, 它是指为了保证定位过程的连续性, 估计下一时刻目标即将到达何处的预测过程。WSN 目标定位过程通常仅利用部分网络节点组成节点簇, 不用于构成节点簇的节点则处于低功耗的休眠状态。目标的移动会使节点簇发生变化, 通过目标预测环节预测目标位置, 可实时更新节点簇。



#### 4. 节点唤醒环节

节点唤醒环节为目标定位过程的第四个环节,它是指簇头节点通过发送信息控制其他节点的工作状态(唤醒或休眠节点),实现节点簇的更新。当目标预测位置与节点簇测量区域相对位置关系满足设定条件时,簇头节点唤醒目标预测位置附近节点成为新的探测节点,并休眠原有探测节点。在新的探测节点中重新选择簇头节点,这些节点构成新节点簇负责下一时刻的目标定位。

图 1-1 为 WSN 移动目标定位流程图。节点发现目标并构建初始节点簇后,WSN 移动目标定位实际就是目标探测、定位计算、目标预测和目标预测和节点唤醒(满足节点簇更新条件下)的交替循环过程。

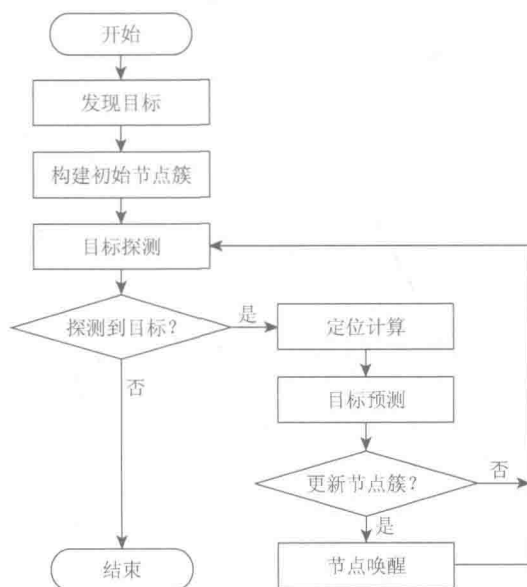


图 1-1 WSN 移动目标定位流程图

### 1.2.2 WSN 目标定位方法

根据测距、非测距及信息处理手段的不同,WSN 目标定位方法可分成非测距极大似然估计(non-distance measurement maximum likelihood estimation, NDM-MLE)定位方法、非测距覆盖关系(non-distance measurement covering based localization, NDM-CL)定位方法、非测距模式匹配(non-distance measurement pattern matching, NDM-PM)定位方法、基于测距(distance measurement based localization method, DM-LM)定位方法。

#### 1. 非测距极大似然估计定位方法

非测距极大似然估计定位方法的原理是基于无线信道统计模型所构造的表征目标坐标概率密度的似然函数,根据目标信号强度测量值,求解最大似然函数值下的目标坐标,完成目标定位。该方法直接利用节点通信模块测量目标信号强度,减少了节点成本、功耗

和体积,有助于进行大规模网络部署,具有实施便利、适用环境广的特点。

典型的极大似然估计(maximum likelihood estimate, MLE)目标定位方法的似然函数形式为

$$L(\mathbf{P}|\boldsymbol{\theta})=(2\pi)^{-(n/2)}\exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{P}-\mathbf{GD}^T)(\mathbf{P}-\mathbf{GD})\right\} \quad (1-1)$$

式中,  $\boldsymbol{\theta}=(A, x_i, y_i)$  为由无线信道参数  $A$  和目标坐标  $(x_i, y_i)$  组成的向量;  $n$  为测量节点数量;  $\mathbf{D}=(\bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_n)^T$  为由第  $i$  个节点平均信号强度  $\bar{P}_i$  组成的向量;  $\mathbf{P}=\left(\frac{P_1-\mu_1}{\sigma_1}, \frac{P_2-\mu_2}{\sigma_2}, \dots, \frac{P_N-\mu_N}{\sigma_N}\right)$  为利用信号强度测量值  $P_i$  ( $P_i=\bar{P}_i+\xi_i$ )、测量噪声  $\xi_i$  的均值  $\mu_i$ 、标准差  $\sigma_i$  构造的向量;  $\mathbf{G}=\text{diag}\left(\frac{1}{\sigma_1}, \frac{1}{\sigma_2}, \dots, \frac{1}{\sigma_N}\right)$ 。

然而,复杂环境因素通常使信道模型参数  $A$  发生改变或信道不稳定传输,这将直接影响 MLE 目标定位效果。为此,国内外许多专家、学者提出匹配信道建模理论、对测量数据预处理的方法来克服这些因素对 MLE 目标定位准确度的影响。

日本大阪大学的 Zemek 等<sup>[15]</sup>充分考虑环境因素的影响,通过似然函数优化求解,同时估计目标坐标值和信道模型参数,实现了无线信道自适应建模。构造出包括信道参数和目标坐标信息的似然函数:

$$L(\mathbf{P}|\mathbf{d}, A, n_r)=\prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^m p(P_{ij} | d_i, A, n_r) \quad (1-2)$$

式中,  $A$ 、 $n_r$  为信道模型参数;  $d_i$  为目标到第  $i$  个节点的距离;  $P_{ij}$  为第  $i$  个节点的第  $j$  个测量值;  $n$ 、 $m$  分别为测量节点数和测量次数;  $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{d}$  分别为由节点测量值  $P_{ij}$ 、目标距离值  $d_i$  组成的向量。通过求解式(1-2)可以得到目标坐标值  $(x_i, y_i)$  和信道模型参数  $A$ , 实验测得走廊内目标定位平均误差值为 2.24 m。美国锡拉丘兹大学的 Ozdemir 等<sup>[16]</sup>将无线信道缺陷作为构造极大似然函数的考量因素,根据不同解码类型的比特错误率等信道统计量构造似然函数,使信道模型更切合于实际,形成了考虑无线信道缺陷的信道自觉 MLE 目标定位方法。图 1-2 为硬解码二元信道模型。

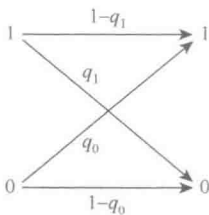


图 1-2 硬解码二元信道模型

图中,  $q_0$  和  $q_1$  分别为测量节点发送二元数据 0 或 1 到簇头节点的比特错误率。若测量节点  $S_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 的测量值被量化为整数数据  $m_i \in [0, L-1]$ , 利用比特错误率  $q_0$  和  $q_1$  可以求出簇头节点接收值等于  $\tilde{m}_i$  的条件概率  $p(\tilde{m}_i | m_i)$ , 由此构造的极大似然函数为

$$L(\mathbf{P}|\boldsymbol{\theta})=\prod_{i=1}^n \left[ \sum_{m_i=0}^{L-1} p(\tilde{m}_i | m_i) p(m_i | \boldsymbol{\theta}) \right] \quad (1-3)$$

式中,  $\mathbf{P}$  为簇头节点接收测量数据  $\tilde{m}_i$  组成的向量。采用 400 个节点进行目标定位实验,当二元信道比特错误率  $q_0=q_1=0.1$  时,定位误差约为 5.5 m。

对测量数据进行预处理也是提高 MLE 准确度的方法之一。例如,美国锡拉丘兹大学

的 Niu 等提出基于多个时间帧的平均测量数据、减小测量噪声的 MLE 目标定位方法。但该方法在目标移动较快时,难以获取同一目标位置的多个测量值。日本大阪市立大学的 Anzai 和 Hara 等<sup>[17]</sup>通过迭代计算依次挑选出产生异常测量数据的节点,形成一种能够滤除异常测量数据的 MLE 目标定位方法。该方法将节点到目标定位位置距离与节点到目标测量距离差值最大的节点作为新增异常数据节点。令  $k$  个异常数据节点权重为 0,  $n-k$  个非异常数据节点权重为 1,并最大化下面的加权极大似然函数:

$$L_w(\theta_{Lk}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_i \log p(P_{ij} | \theta_{Lk}) \quad (1-4)$$

式中,  $w_i$  为节点  $S_i$  的权重;  $P_{ij}$  为节点  $S_i$  第  $j$  次测量值;  $\theta_{Lk} = (\hat{x}_{Tk}, \hat{y}_{Tk})$  为目标估计坐标值。在非异常数据节点平均似然概率  $\rho_k$  满足  $\rho_k - \rho_{k-1} > 0$  的条件下,根据目标估计坐标  $\theta_{Lk}$  挑选新的异常数据节点。

以上 MLE 目标定位方法通过基于无线信道特点构造似然函数、预处理节点测量数据等手段,增强了定位方法在复杂环境中的适应性,但也增加了定位求解计算量,一定程度上影响了移动目标定位的实时性。

## 2. 非测距覆盖关系定位方法

非测距覆盖关系定位方法<sup>[18-22]</sup>的原理是基于测量到目标信号的双元传感器节点,运用不同的几何方法(如质心法、加权质心法、空间拓扑法等)估计目标位置。该方法具有通信能耗小、计算复杂度低等特点,但仅适合于双元传感器网络。

质心法是将所有测量节点位置的质心作为目标估计位置。图 1-3 为质心法定位原理图,若某时刻测量节点为  $S_i(x_i, y_i)$  ( $i=1,2,\dots,n$ ),则目标估计坐标为

$$\begin{cases} \hat{x}_T = \sum_{i=1}^n x_i / n \\ \hat{y}_T = \sum_{i=1}^n y_i / n \end{cases} \quad (1-5)$$

显然,增加测量节点数量、提高分布均匀性有助于提高质心法定位的准确度,但这些方法会受网络资源、地理环境的限制。南京大学的 Yang 等<sup>[18]</sup>通过自适应调节测量节点密度、分布的节点分簇和唤醒策略的办法,提高了质心法定位性能。加权质心法是对质心法的完善,它根据测量节点对目标定位结果影响力大小确定节点权重,利用权重修正测量节点质心来估计目标位置<sup>[19,20]</sup>。若测量节点  $S_i(x_i, y_i)$  权重为  $w_i$ ,则加权质心法目标估计坐标为

$$\hat{x}_T = w_i x_i / \sum_{i=1}^n w_i, \quad \hat{y}_T = w_i y_i / \sum_{i=1}^n w_i \quad (1-6)$$

美国路易斯维尔大学的 Liu 等<sup>[21]</sup>研究基于节点空间拓扑目标定位方法(图 1-4),根据节点拓扑、探测距离将网络区域划分为不同组节点对应多个子区域,把测量节点子区域的几何中心作为目标估计位置。在图 1-4 中,  $S_i$  ( $i=1,2,3,4$ ) 为传感器节点,  $R_s$  为探测半径。若

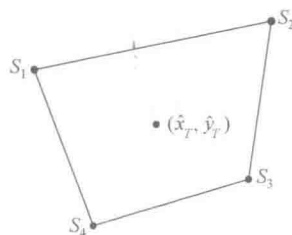


图 1-3 质心法定位原理图

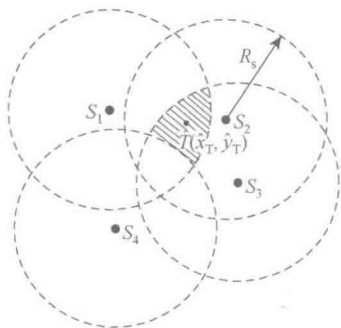


图 1-4 基于节点空间拓扑目标定位示意图

某时刻测量节点为  $S_i$  ( $i=1,2,3$ ), 则目标估计位置为图中阴影区域几何中心  $\hat{T}(\hat{x}_T, \hat{y}_T)$ 。为克服节点拓扑动态变化对定位的不利影响, 中国科学院计算技术研究所的周全等<sup>[22]</sup>采用求取测量节点最小包含圆圆心的方法来估计目标位置, 该方法在非均匀节点拓扑传感器网络中具有较好效果。节点通信半径在 40~200 m 变化时, 最小包含圆定位误差为 15%~20% 通信半径, 质心法定位误差为 17%~22% 通信半径。

以上非测距覆盖关系定位方法降低了定位方法对网络条件的依赖性, 但二元测量数据本身携带的目标信息较少, 一定程度上影响了定位准确度, 因此该方法主要适用于粗粒度目标定位场合。

### 3. 非测距模式匹配定位方法

非测距模式匹配定位方法<sup>[23, 24]</sup>基于目标位置与节点测量值对应关系的经验数据库, 利用神经网络、最近邻法、模糊逻辑等智能算法匹配估计出目标坐标值。经验数据有不同的形式, 它可以将目标定位转化为模式分类问题即确定性非测距模式匹配定位方法, 也可以从概率统计、模糊数学角度估计目标位置即非确定性非测距模式匹配定位方法。

加拿大达尔豪西大学的 Al-Hertani 和 Ilow 等基于节点接收信号强度向量类别数据 (将目标置于各测量节点处), 利用神经网络作为分类器, 对待定位目标信号强度向量进行分类, 把归属类别的测量节点位置作为目标估计位置<sup>[23]</sup>。当训练数据信噪比为 10 dB 时, 利用人工神经网络进行定位的平均误差约为 1.8 m。文献 [25] 介绍了一种室内定位系统, 见图 1-5。图中实心圆为参考位置点,  $B_i$  ( $i=1,2,3$ ) 为节点。基于参考位置目标的接收信号强度向量经验数据, 利用最近邻法, 求得目标信号强度向量空间距离最近的经验向量所对应的参考位置。

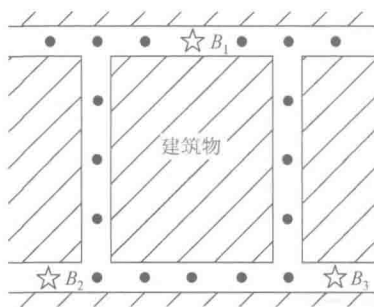


图 1-5 室内定位系统示意图

北京大学的 Wu 等<sup>[24]</sup>基于节点测量数据构造了信号强度概率密度分布函数, 计算待定位目标位置概率进行定位。利用 21 个规则分布节点定位目标, 定位误差小于 3 m 时累积概率约为 0.98。根据任意目标和参考位置目标接收信号强度向量的空间距离, 构造了模糊逻辑矩阵:

$$\mathbf{R}_{D \times L} = (r_{ij})_{N \times N} = (\mu_R(a_i, b_j)), \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (1-7)$$

式中,  $\mu_R$  为隶属度函数;  $r_{ij}$  为模糊逻辑矩阵元素;  $N$  为参考位置数量;  $a_i$  为接收信号强度向量空间距离;  $b_j$  为参考位置坐标。将待定位目标信号强度向量输入模糊逻辑矩阵, 获得目标坐标。

以上非测距模式匹配定位方法将智能算法引入定位过程, 丰富了目标定位研究手段。但它们将目标定位结果局限在预先选定的参考位置, 获取经验数据的工作量相对较大。

#### 4. 基于测距定位方法

基于测距定位方法<sup>[26-28]</sup>通常是根据节点到目标的距离, 利用最小二乘估计 (least square estimation, LSE) 等方法确定目标位置。该方法计算复杂度较低, 测距误差对定位结果影响较大。

美国 Kestrel 研究所的 Anlauff 和 Sunbul 阐述基于三圆共点原理的三边测量目标定位方法, 根据节点到目标的实际距离, 求解目标距离公式非线性方程组, 得到准确的目标坐标<sup>[26]</sup>。图 1-6 中,  $S_i(x_i, y_i) (i=1, 2, 3)$  为测量节点,  $T(x_T, y_T)$  为目标,  $d_i (i=1, 2, 3)$  为测量节点到目标的距离。根据三边测量法求得目标坐标值为

$$\begin{bmatrix} x_T \\ y_T \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_1 - x_3 & y_1 - y_3 \\ x_2 - x_3 & y_2 - y_3 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_1^2 \\ x_1^2 - x_3^2 + y_2^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_2^2 \end{bmatrix} \quad (1-8)$$

采用最小二乘估计可减小测量误差对定位结果的影响。若某时刻测量节点  $S_i(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, n)$  到目标测量距离为  $d'_i$ , 令

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 2(x_n - x_1) & 2(y_n - y_1) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_n - x_{n-1}) & 2(y_n - y_{n-1}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} -x_1^2 - y_1^2 + d_1'^2 + x_n^2 + y_n^2 - d_n'^2 \\ \vdots \\ -x_{n-1}^2 - y_{n-1}^2 + d_{n-1}'^2 + x_n^2 + y_n^2 - d_n'^2 \end{bmatrix}, \quad \hat{\boldsymbol{\theta}}_T = \begin{bmatrix} \hat{x}_T \\ \hat{y}_T \end{bmatrix}$$

则目标坐标最小二乘估计值为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_T = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (1-9)$$

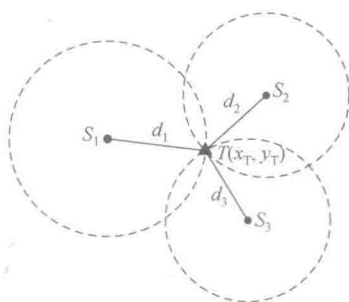


图 1-6 三边测量定位示意图

此外, 日本大阪大学的 Ohta 等通过调节测量节点分布区域半径来控制不同密度网络测量节点数量, 既提高了测距定位方法准确度, 又降低了网络能耗<sup>[27]</sup>; 仿真实验采用 100 个节点定位目标时, 得到平均定位误差约为 2.3 m; 印度理工学院的 Sadaphal 和 Jain<sup>[28]</sup>研究了网络密度对测距定位误差的影响特性, 理论推导证明了网络密度阈值的存在。

以上基于测距定位方法实现了不同测距条件下的目标定位,通过优化测量节点数量、网络密度等手段,提高定位效果。考虑精确测距技术(超声测距、激光测距)受节点成本、功耗、环境等因素的制约,通过增强定位方法自身抗噪能力来减小测距误差的不利影响,将是提高测距定位性能的重要途径之一。

表 1-1 为 WSN 目标定位方法性能比较表,综合对比目标定位准确度及其性能特点。可以看出:①相比非测距覆盖关系定位方法,非测距极大似然估计定位方法、非测距模式匹配定位方法、基于测距定位方法等基于信号强度探测,信息量较大、实施便利、适用环境广;②增强定位方法自身抗噪能力以减少测量误差的影响,能弥补粗测距技术的不足;③预处理节点数据等方法虽一定程度上减少测量误差,但需考虑降低其计算复杂度的问题。

表 1-1 WSN 目标定位方法性能比较表

定位方法	具体定位方式	定位准确度	性能特点
非测距极大似然估计定位方法	基于自适应的信道建模原理	2.24 m <sup>[15]</sup>	准确信道建模,环境适应性好,计算量大
	考虑无线信道缺陷的信道自觉定位	5.5 m <sup>[16]</sup>	考虑信道统计特性,消除信道缺陷影响
非测距覆盖关系定位方法	求取测量节点质心	17%~22%通信半径 <sup>[29]</sup>	通信能耗小,易于实现
	求取测量节点最小包含圆的圆心	15%~20%通信半径 <sup>[22]</sup>	鲁棒性好,定位准确度相对较高
非测距模式匹配定位方法	利用神经网络作分类器	1.8 m <sup>[23]</sup>	工作量大,预设位置点数量直接影响准确度
	利用目标信号概率密度函数定位目标	≤3 m (累积概率 0.98) <sup>[30]</sup>	收敛快,预设位置点数量直接影响准确度
基于测距定位方法	基于 RSSI 测距的 LSE 定位	2.3 m <sup>[31]</sup>	定位结果受测距误差影响大,计算量较小

### 1.2.3 WSN 目标预测方法

目标预测是 WSN 目标定位过程中非常重要的环节。根据预测建模机理、表达方式的不同,WSN 目标定位预测方法可分为轨迹预测 (trajectory based prediction, TP) 方法、置信区域预测 (confidence region based prediction, CRP) 方法、滤波预测 (filtering based prediction, FP) 方法。

#### 1. 轨迹预测方法

轨迹预测方法是基于目标定位结果,采用一定的拟合方法(如线性拟合、非线性拟合)拟合其运动轨迹,预测目标下一时刻的位置。该方法计算复杂度较低,主要适用于目标运动速度变化不大的定位场合。

若相邻定位时刻目标运动可近似为匀速直线运动,则可采用线性拟合方法估计目标运动速度来预测下一时刻目标坐标值。设  $t_{k-1}$ 、 $t_k$  时刻目标定位坐标分别为  $(\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1})$ 、 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ ,  $\Delta t_{k+1}$  ( $\Delta t_{k+1} = t_{k+1} - t_k$ ) 为预测时间间隔,则  $t_{k+1}$  时刻目标预测坐标为

$$x'_{k+1} = \hat{x}_k + \frac{\hat{x}_k - \hat{x}_{k-1}}{t_k - t_{k-1}} \Delta t_{k+1}, \quad y'_{k+1} = \hat{y}_k + \frac{\hat{y}_k - \hat{y}_{k-1}}{t_k - t_{k-1}} \Delta t_{k+1} \quad (1-10)$$

美国伦斯勒理工学院的 Yang 和 Sikdar<sup>[32]</sup>、路易斯维尔大学的 Liu 等<sup>[21]</sup>分别将线性拟合预测方法应用于 WSN 目标定位, 根据目标预测位置唤醒节点来定位目标。

若目标运动形式主要为曲线运动, 则可采用非线性拟合方法拟合多个时刻的目标坐标, 得到近似描述目标运动轨迹的非线性函数。通常采用最小二乘法拟合目标坐标, 根据  $m+1$  个时刻的定位坐标可得到  $m$  次多项式函数:

$$y_T = F(x_T) = a_0 + a_1 x_T + \dots + a_m x_T^m \quad (1-11)$$

在图 1-7 中, 曲线为拟合的目标运动轨迹,  $\hat{T}_k (k=1, \dots, 6)$  为目标定位位置。文献[33]通过分段曲线拟合方法来减小拟合误差, 将一段时间内的目标运动轨迹分作若干段首尾相接的曲线, 根据拟合点参与拟合次数的不同设定相应权重, 利用加权最小二乘法求解得到轨迹曲线的分段函数。

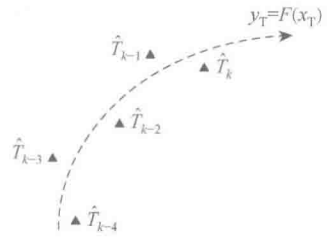


图 1-7 非线性拟合预测示意图

## 2. 置信区域预测方法

置信区域预测方法基于目标定位坐标, 利用贝叶斯估计等方法预测下一时刻目标存在的置信区域 (图 1-8)。该方法的预测结果是一个置信区域范围, 而不是轨迹预测法的某个位置。在图 1-8 中, 曲线为目标运动轨迹,  $T_{k-i} (i=0, 1, \dots, 4)$  为目标实际位置,  $T_{pk}$  为目标预测位置, 圆为半径等于  $R$  的置信区域。

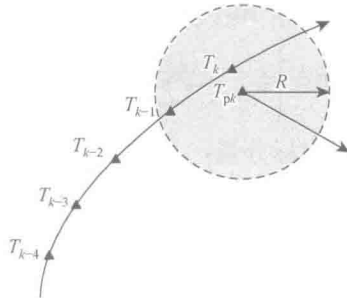


图 1-8 置信区域预测示意图

中国科学技术大学的 Gu 等<sup>[34]</sup>采用线性拟合等方法首先预测目标位置, 然后结合目标运动先验信息, 根据贝叶斯定理得到以预测位置为中心的目标置信区域。若  $\theta = (x_T, y_T)$  为目标坐标,  $\varepsilon$  为测量数据,  $\pi$  为先验分布, 则有

$$f(\theta | \varepsilon) = \frac{f(\varepsilon | \theta) \pi(\theta)}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(\varepsilon | \theta) \pi(\theta) d\theta} \quad (1-12)$$

对于给定概率值  $H (0 \leq H \leq 1)$ , 根据式 (1-11) 推导出置信区域半径  $R$  满足:

$$R \geq |\sigma| \sqrt{2 \ln \frac{1}{1-H}} \quad (1-13)$$

目标位于置信区域内的概率大于  $H$ 。

### 3. 滤波预测方法

滤波预测方法采用滤波算法 [如卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF)、Variational 滤波、粒子滤波 (particle filter, PF)] 实时估计目标运动参数, 根据参数估计结果预测目标坐标值<sup>[35-39]</sup>。该方法对非机动目标预测准确度较高, 但节点通信能耗、计算量较大。

美国加利福尼亚大学戴维斯分校的 Yick 和 Mukherjee<sup>[38]</sup>利用 KF 估计目标运动状态, 根据前一时刻目标状态估计值和状态转移矩阵预测下一时刻目标位置。若  $\mathbf{X}_k = (\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{v}_{xk}, \hat{v}_{yk})$  为  $t_k$  时刻目标状态向量,  $\mathbf{A}_k$  为状态转移矩阵, 则  $t_{k+1}$  时刻目标预测坐标  $(x_{p(k+1)}, y_{p(k+1)})$  为

$$\begin{cases} x_{p(k+1)} = (\mathbf{A}_k \mathbf{X}_k)^{(1)} \\ y_{p(k+1)} = (\mathbf{A}_k \mathbf{X}_k)^{(2)} \end{cases} \quad (1-14)$$

式中,  $(\mathbf{A}_k \mathbf{X}_k)^{(i)}$  为向量  $\mathbf{A}_k \mathbf{X}_k$  的第  $i$  个分量; 法国特鲁瓦技术大学的 Majdi 和 Cuello<sup>[39]</sup>利用目标坐标、坐标均值、方差 (目标坐标服从高斯分布) 构造状态向量, 通过 Variational 滤波算法估计各时刻状态向量, 把状态向量包含的坐标均值作为目标预测坐标; 清华大学的 Wang 等<sup>[40]</sup>将 PF 算法应用于 WSN 目标预测, 通过相邻时刻传递目标状态采样粒子得到目标预测坐标。若  $\mathbf{X}_k^i$ 、 $\xi_k^i$  为  $t_k$  时刻第  $i$  个状态粒子及噪声向量,  $\mathbf{G}$  为噪声矩阵, 则  $t_{k+1}$  时刻转移状态粒子为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1}^i = \mathbf{F} \mathbf{X}_k^i + \mathbf{G} \xi_k^i \quad (1-15)$$

由此得到目标预测坐标

$$\begin{cases} x_{p(k+1)} = \sum_{i=1}^{N_s} \hat{x}_{k+1}^i / N_s \\ y_{p(k+1)} = \sum_{i=1}^{N_s} \hat{y}_{k+1}^i / N_s \end{cases} \quad (1-16)$$

式中,  $\hat{x}_{k+1}^i$ 、 $\hat{y}_{k+1}^i$  为转移状态粒子坐标分量;  $N_s$  为粒子个数。

轨迹拟合预测方法、置信区域预测方法受目标机动影响较小, 但目标预测模型难以准确描述目标运动特性; 滤波预测方法根据目标运动规律预测目标坐标, 对机动目标适应性较差。

## 1.2.4 WSN 目标定位节点唤醒与能耗

合理的节点唤醒是保证低能耗下实现准确、可靠定位的环节和条件。根据唤醒节点产生机制的不同, WSN 节点唤醒有单独式 (separate node awaking, SNA) 节点唤醒方法和整体式 (collective node awaking, CNA) 节点唤醒方法两种基本方法。

### 1. 单独式节点唤醒方法

单独式节点唤醒方法<sup>[41-45]</sup>基于单个节点信息量、能耗相关的某种形式函数, 根据节点函数值是否满足阈值条件来决定是否应该节点唤醒。相对来讲, 单独式节点唤醒方法具有决策灵活、速度快、通信能耗低等特点, 适用于实时性要求较高的目标定位场合。



浙江大学的王智等将节点到目标预测位置的距离值作为节点唤醒依据, 唤醒目标预测位置距离小于半径  $R_a$  的节点参与定位。若某时刻有效探测到目标的节点数量不符合定位条件, 根据目标估计速度  $V_t$  调节节点唤醒半径  $R_w$  :

$$R_w = R_a + 2R_s + V_t T_s \quad (1-17)$$

式中,  $R_s$  为目标探测半径;  $T_s$  为采样时间间隔<sup>[8]</sup>。华中科技大学的 Chen 和 Yu 在节点唤醒中优先考虑节点能耗, 根据节点剩余能量和休眠时间决定节点唤醒概率, 构造了如下函数<sup>[41]</sup>:

$$T = \frac{P_w}{1 - (P_w \times C) \bmod [1/P_w]} \left[ \frac{E_{\text{curr}}}{E_{\text{max}}} + [C_s/[1/P_w]] \left( 1 - \frac{E_{\text{curr}}}{E_{\text{max}}} \right) \right] \quad (1-18)$$

式中,  $P_w$  为测量节点比例;  $C_s$  为节点休眠次数;  $C$  为当前轮数;  $E_{\text{max}}$ 、 $E_{\text{curr}}$  分别为节点的初始能量和剩余能量。节点唤醒时, 每个备选节点计算函数值  $T$ , 并产生一个随机值。若节点随机值大于函数值, 则唤醒该节点成为探测节点。

韩国亚洲大学的 Raza 等在机动性目标定位节点唤醒中, 预测机动目标位置并估计目标运动偏角, 唤醒距离预测位置最近节点、正负运动偏角内两节点协同定位目标<sup>[42]</sup>。在图 1-9 中,  $T_{\text{pk}}$  为目标预测位置,  $v$  为目标速度,  $\alpha_k$  为运动偏角,  $S_{k_i}$  ( $i=1,2,3$ ) 为唤醒节点。美国加利福尼亚大学洛杉矶分校的 Wang 等将熵概念引入节点唤醒, 分别计算每个备选节点测量数据熵值  $H_i^y$ 、基于目标估计位置的节点测量模型熵值  $H_i^s$  的差值, 唤醒熵差较大的传感器节点参与目标定位<sup>[43]</sup>。备选节点  $S_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) 的熵差函数为

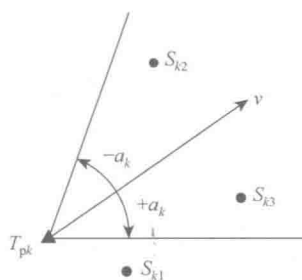


图 1-9 节点唤醒示意图

$$\Delta H_i = H_i^y - H_i^s = \sum_{m=1}^M p(\hat{x}^{(m)}) \int p(z_i | \hat{x}^{(m)}) \log_{10} p(z_i | \hat{x}^{(m)}) dz_i - \sum p(z_i^y) \log_{10} p(z_i^y) dz_i^y \quad (1-19)$$

式中,  $z_i^y$  为节点测量数据;  $\hat{x}^{(m)}$  为似然极值对应目标估计位置。

## 2. 整体式节点唤醒方法

整体式节点唤醒方法<sup>[44-48]</sup>基于衡量一组节点信息量、能耗的函数, 通过启发式算法、组合优化方法唤醒函数值满足阈值条件的一组节点。相比单独式方法, 整体式方法唤醒节点具有较高的定位能效, 但唤醒计算比较复杂。

美国陆军研究实验室的 Kaplan 利用 Fisher 信息矩阵构造衡量唤醒节点定位效果的函数如下<sup>[46]</sup>:

$$\mu(N_a) = \frac{\det\{\tilde{J}_{f,N_a}\}}{\text{tr}\{\tilde{J}_{f,N_a}\}} \quad (1-20)$$

式中,  $\tilde{J}_{f,N_a}$  为 Fisher 信息矩阵的导出矩阵;  $N_a$  表示备选节点集。基于上一时刻唤醒节点, 通过启发式寻优逐步增选、唤醒新的节点, 实现所有唤醒节点函数值的最大化。

美国亚拉巴马大学的 Joshi 和 Jannett 研究节点失效下冗余节点唤醒方法<sup>[47]</sup>, 根据式 (1-21) 计算综合衡量冗余节点定位误差、能耗的函数值:

$$\text{Cost}(S) = N_s c + \sum_{i \in S} \gamma(r_i - r) + \frac{\delta H}{T} + \eta \sum_{j=1}^4 \frac{N_j}{R_j} \quad (1-21)$$