

# 基于二次多项式运动建模的 WSN 目标跟踪预测

张晓平, 刘桂雄

(华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640)

**[摘要]** 针对无线传感器网络(WSN)目标跟踪线性预测模型误差较大的问题,提出一种基于二次多项式运动建模的 WSN 目标跟踪预测新方法(PQPMM),该方法根据机动性目标运动学原理建立预测模型,利用最小二乘法拟合目标定位坐标、定位时间的二次多项式函数来逼近目标运动模型. 结果表明,PQPMM 方法的总体预测准确度相比线性预测法明显提高,当拟合点数  $N=14$  时,PQPMM 方法均方根误差 RMSE 比线性预测法减小 53%.

**[关键词]** 无线传感器网络(WSN); 目标跟踪; 二次多项式; 运动建模; 目标预测

**[中图分类号]** TP301.6 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1000-9965(2009)05-0474-05

## Target tracking prediction in WSN based on quadratic polynomial motion modeling

ZHANG Xiao-ping, LIU Gui-xiong

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**[Abstract]** Aiming at the problem of large prediction model error for target tracking in wireless sensor networks (WSN) based on linear prediction method, a novel method of target tracking prediction in WSN based on quadratic polynomial motion modeling (PQPMM) is proposed. According to the method, the prediction model is built for maneuvering target based on kinematics theory. The quadratic polynomial function of estimated target's coordinates and localization time is fitted using least square method and the function can be used for approximating target's motion model. Experimental results show that the general prediction accuracy is improved highly using PQPMM method compared with linear prediction method. When number of target's fitting locations equals to 14, RMSE of PQPMM method decreased by 53% in compare with linear prediction method.

**[Key words]** wireless sensor networks (WSN); target tracking; quadratic polynomial; motion modeling; target's location prediction

目标跟踪是无线传感器网络(WSN)的重要应用之一,目标跟踪预测方法则是 WSN 目标跟踪的关

键技术,它通过预测目标位置唤醒相应区域传感器节点跟踪活动目标,其预测准确度直接影响唤醒节

**[收稿日期]** 2008-12-19

**[基金项目]** 粤港关键领域重点突破项目(2007A30310004);广东省科技攻关计划项目(2007B010400046;2006B12407003)

**[作者简介]** 张晓平(1981-),男,博士研究生,研究方向:无线传感器网络目标跟踪,E-mail:whuicerain@gmail.com

通讯作者:刘桂雄(1968-),男,教授,博士生导师,研究方向:现代检测技术与网络化控制、无线传感器网络,E-mail: megxliu@scut.edu.cn

点数量和目标失跟率<sup>[1]</sup>。目前WSN目标跟踪预测方法主要包括卡尔曼滤波、粒子滤波、目标轨迹拟合法和线性预测法等。TIAN D, MIGUEZ 等人分别通过卡尔曼滤波<sup>[2]</sup>和粒子滤波<sup>[3-4]</sup>预测活动目标位置,但它们需要建立目标状态空间方程,当目标发生机动时,容易导致较大预测误差;文献[5]则通过多项式拟合若干目标估计位置来逼近目标运动轨迹,实现目标预测。该方法对机动性目标的适应性较好,但拟合多项式阶数较难确定;YANG H 等人通过线性方法<sup>[6-7]</sup>预测WSN目标位置,它根据目标估计位置建立线性方程,并利用线性方程预测目标下一采样时刻的位置,当采样时间间隔较小时,线性预测法能取得相比轨迹拟合法更好的预测效果,由于它根据两个目标位置建立预测模型或假设目标做直线运动,目标定位误差对预测模型影响较大。基于运动学原理,本文认为一段时间内的目标定位坐标与时间可以近似满足二次多项式关系,提出了基于二次多项式运动建模的WSN目标跟踪预测方法(PQPM),它通过拟合目标定位坐标与定位时间的二次多项式关系来建立预测模型,期望利用预测模型逼近目标运动模型,从而提高机动性目标跟踪的预测准确度。

## 1 WSN的目标运动建模机理

目标运动模型就是目标坐标与运动时间的关系模型,它反映了目标位置、速度、加速度的变化规律,根据给定的各时刻目标坐标信息建立目标运动模型,可以预测目标下一时刻的位置。考虑到加速度直接影响机动性目标运动模型,根据运动学原理,当目标加速度一定时,目标坐标 $(x, y)$ 与时间 $t$ 满足二次多项式关系:

$$\begin{cases} x = F_x(t) = x_0 + v_x t + \frac{1}{2} a_x t^2 \\ y = F_y(t) = y_0 + v_y t + \frac{1}{2} a_y t^2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $(x_0, y_0)$ 为目标初始坐标, $v_x, v_y$ 为目标初速度分量, $a_x, a_y$ 为加速度分量。

若给定 $t_k$ 时刻的目标坐标 $(x_k, y_k)$  ( $k=1, 2, \dots, N, N \geq 3$ ),通过求解式(1)可以得到未知参数向量 $V = (x_0, y_0, v_x, v_y, a_x, a_y)$ ,从而得到目标运动模型 $F_x(t)$ 和 $F_y(t)$ ,将 $t_{k+1}$ 代入 $F_x(t)$ 和 $F_y(t)$ 得到坐标 $(F_x(t_{k+1}), F_y(t_{k+1}))$ 即可作为 $t_{k+1}$ 时刻目标位置预测值。

由于WSN目标定位通常包含一定误差,因而无法直接通过目标定位坐标 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 求解式(1)未知参数向量 $V$ 。利用最小二乘法拟合目标定位坐标 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 可以得到预测模型 $F'_x(t)$ 和 $F'_y(t)$ ,预测模型能够一定程度上逼近目标运动模型 $F_x(t)$ 和 $F_y(t)$ 。这里将目标定位坐标 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 和定位时间 $t_k$  ( $k=1, 2, \dots, N$ )称为拟合数据,目标定位次数 $N$ 称为拟合点数。

设 $\alpha_{x0} = x_0, \alpha_{x1} = v_x, \alpha_{x2} = \frac{1}{2} a_x$ ,则 $t_k$ 时刻 $F'_x(t)$

的拟合误差 $R_{xk}$ 满足下式:

$$F'_x(t_k) - \hat{x}_k = \sum_{i=0}^2 \alpha_{xi} t_k^i - \hat{x}_k = R_{xk} \quad (2)$$

令 $\delta_x = \sum_{k=1}^N R_{xk}^2 = \sum_{k=1}^N \left( \sum_{i=0}^2 \alpha_{xi} t_k^i - \hat{x}_k \right)^2 = \varphi_x(\alpha_{x0}, \alpha_{x1}, \alpha_{x2})$ 。其中, $\varphi_x$ 为多项式系数 $\alpha_{xi}$ 关于拟合误差平方和 $\delta_x$ 的函数,为使 $\delta_x$ 取值达到最小,求解如下矩阵方程:

$$TA = X \quad (3)$$

其中,

$$T = \begin{pmatrix} t_1^2 & t_1 & 1 \\ t_2^2 & t_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ t_N^2 & t_N & 1 \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} \alpha_{x2} \\ \alpha_{x1} \\ \alpha_{x0} \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \vdots \\ \hat{x}_N \end{pmatrix}$$

若 $T^H$ 为 $T$ 的转置矩阵,并且 $W = T^H T, |W| \neq 0$ ,则 $W$ 存在逆矩阵 $W^{-1}$ ,并有:

$$A = W^{-1} T^H X \quad (4)$$

由此得到多项式系数 $\alpha_{x0}, \alpha_{x1}, \alpha_{x2}$ 和预测模型 $F'_x(t)$ 。同理,可以求解多项式系数 $\alpha_{y0}, \alpha_{y1}, \alpha_{y2}$ 和预测模型 $F'_y(t)$ 。

由以上建模过程可知,根据一定的拟合数据得到的预测模型相比目标运动模型存在建模误差,预测时间越长,预测误差累积就越大;另外,若机动目标加速度改变,目标运动模型相应会发生变化,从而增大固定预测模型的建模误差,降低预测准确度。

为了减小模型误差,需要不断更新拟合数据和预测模型,对于拟合数据 $S_i = \{(\hat{x}_k, \hat{y}_k), t_k \mid k=i, i+1, \dots, k+N-1\}$ ,建立预测模型 $F'_{xi}(t)$ 和 $F'_{yi}(t)$ ,当获取 $t_{i+N}$ 时刻目标定位坐标 $(\hat{x}_{i+N}, \hat{y}_{i+N})$ 时,则更新拟合数据为 $S_{i+1} = \{(\hat{x}_k, \hat{y}_k), t_k \mid k=i+1, \dots, i+N\}$ ,并根据 $S_{i+1}$ 建立预测模型 $F_{x(i+1)}(t)$ 和 $F_{y(i+1)}(t)$ ,从而形成动态建模与预测机制,使得预测模型

尽可能逼近目标运动模型。

当目标加速度一定时,利用最小二乘法拟合二次多项式得到预测模型,通过实时更新拟合数据可以控制模型误差,它提高了预测模型对于目标运动变化的自适应性。若目标加速度发生变化,目标定位坐标可以动态连续加入拟合数据,从而形成混合拟合数据,它包含目标加速度变化前后的两部分目标定位坐标和时间,这两部分数据分别属于不同的目标运动阶段,因此,根据混合拟合数据建立的预测模型的模型误差有所增加。通过不断更新拟合数据,能够逐步提高目标加速度变化后定位坐标和时间在拟合数据中的比例,它使得预测模型能够反映更多加速度变化后的运动模型信息。当拟合数据全部更新为目标机动后定位坐标和时间后,预测模型能够表达新阶段下的目标运动规律。

## 2 基于二次多项式运动建模的 WSN 目标跟踪预测(PQPMM)

WSN 目标跟踪通过唤醒活动目标周围一定范围内的传感器节点形成动态簇,它包括簇头节点和簇内节点,簇内节点将感知目标信息和节点定位坐标<sup>[8-10]</sup>发送到簇头节点,簇头节点利用目标定位算法<sup>[11]</sup>估计目标位置,通过预测目标下一时刻位置唤醒相应区域内节点形成新的动态簇,从而实现对活动目标的连续定位和跟踪。图1所示为PQPMM方法的流程图,主要包括以下步骤:

(1)收集拟合数据 目标跟踪初始阶段,WSN 唤醒目标附近传感器节点探测目标信息并发送到簇头节点,簇头节点根据这些信息估计  $t_k$  时刻目标位置  $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ ,通过积累得到拟合数据  $S_1 = \{(\hat{x}_k, \hat{y}_k), t_k | k=1, 2, \dots, N\}$ ;

(2)回归建模与预测 簇头节点根据拟合数据  $S_1$ ,利用最小二乘法建立二次多项式预测模型  $F'_{x1}(t)$  和  $F'_{y1}(t)$ ,将预测时间  $t_{N+1}$  输入预测模型  $F'_{x1}(t)$  和  $F'_{y1}(t)$  得到目标位置预测值  $(F'_{x1}(t_{N+1}), F'_{y1}(t_{N+1}))$ ;

(3)更新拟合数据 WSN 根据  $t_{N+1}$  时刻目标预测位置唤醒一定范围内的传感器节点构成动态簇并选举簇头节点,簇内节点将目标信息发送到簇头节点得到  $t_{N+1}$  时刻的目标定位坐标  $(\hat{x}_{N+1}, \hat{y}_{N+1})$ ,将  $(\hat{x}_{N+1}, \hat{y}_{N+1})$  加入拟合数据  $S_1$ ,并去除最小定位时间

$t_1$  和定位坐标  $(\hat{x}_1, \hat{y}_1)$ ,从而得到新的拟合数据  $S_2$ ;

(4)递推预测 根据步骤(2)对拟合数据  $S_2$  建立预测模型  $F'_{x2}(t)$  和  $F'_{y2}(t)$ ,通过预测得到  $t_{N+2}$  时刻的目标位置  $(F'_{x2}(t_{N+2}), F'_{y2}(t_{N+2}))$ ,根据步骤(3)构建新的动态簇并进行目标定位,利用  $t_{N+2}$  时刻目标定位坐标  $(\hat{x}_{N+2}, \hat{y}_{N+2})$  更新拟合数据为  $S_3$ ,依此类推,直到活动目标离开 WSN 探测区域。

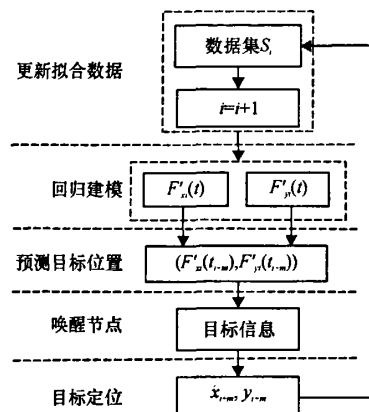


图1 PQPMM 方法流程图

## 3 实验

在 MATLAB 平台上对 PQPMM 方法的性能进行验证,设监测区域  $Q = [0, 400] \text{ m} \times [0, 400] \text{ m}$ ,活动目标初始位置为  $(4 \text{ m}, 7 \text{ m})$ ,它的运动过程包括3个阶段:①匀加速直线运动,初速度  $v_0 = 2 \text{ m/s}$ ,加速度  $a_1 = 1.2 \text{ m/s}^2$ ,运动方向与 X 轴夹角  $\theta_1 = \pi/3$ ,运动时间  $t_1 = 15 \text{ s}$ ;②匀减速直线运动,加速度  $a_2 = -1 \text{ m/s}^2$ ,运动方向与 X 轴夹角  $\theta_1 = \pi/3$ ,运动时间  $t_2 = 15 \text{ s}$ ;③匀加速曲线运动,加速度  $a_3 = 1.5 \text{ m/s}^2$ ,加速度方向与 X 轴夹角  $\theta_2 = 0$ ,运动时间  $t_3 = 15 \text{ s}$ 。传感器节点采样时间间隔  $\Delta t = 0.5 \text{ s}$ ,节点数量为400,目标定位坐标  $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$  服从均值为实际坐标  $(x_k, y_k)$ 、标准差为  $\sigma^2 = 1.42$  的二维空间高斯分布。采用均方根误差 RMSE 作为目标跟踪过程总体预测准确度的衡量指标,并通过平均预测误差  $E_k$  评价  $t_k$  时刻的预测准确度, $n$  次仿真的平均预测误差定义为:

$$E_k = \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{(\hat{x}_k - x_k)^2 + (\hat{y}_k - y_k)^2}}{n}$$

图2所示为不同拟合点数PQPM方法和线性预测方法的RMSE曲线。其中,线性预测方法的RMSE值约为4.5 m,线性预测方法RMSE理论上不受拟合点数影响,但随机目标定位误差会导致不同次数仿真RMSE取值的微小波动。由图2可见,不同拟合点数下的PQPM方法RMSE值相比线性预测方法明显减小,当 $N=14$ 时,PQPM方法RMSE值相比线性预测方法减小53%。在活动目标加速度变化情况下,PQPM方法能取得较高的总体预测准确度。由此可见,适当增加拟合点数,PQPM方法能够挖掘更多目标运动信息,提高目标运动建模准确度。当拟合点数过大时,PQPM方法受到目标运动变化的影响,目标预测误差相应增加。

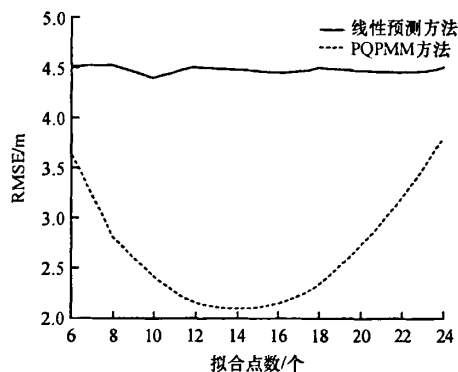


图2 PQPM方法和线性预测方法 RMSE 曲线

图3所示为不同拟合点数PQPM方法和线性预测方法的100次仿真平均预测误差曲线,活动目标分别在15和30改变加速度,线性预测方法不同时刻的平均预测误差相对比较稳定,但它的预测准确度相对较大;当拟合点数 $N=9$ 时,PQPM方法不同时刻的平均预测误差较为稳定,它的预测准确度相比线性预测方法明显提高;当拟合点数 $N$ 分别为14、19、24时,目标加速度变化后的一段时间内的平均预测误差出现波峰,其余时间段内的平均预测误差较小,并且比较平稳。拟合点数越多,波峰段的峰值越高,时间段越长,平稳段的平均预测误差越小。可以看出,较多的拟合点数会增大目标运动建模数据的时间长度,当目标加速度变化时,PQPM方法更新拟合数据所需时间和运动建模误差相应增加,从而增大了波峰段的波动时间的幅度。随着拟合数据的更新,目标预测误差重新收敛到较小值。因此,合理的拟合点数能够平衡平稳段和波峰段的

平均预测误差。若目标运动规律性较好,可以选取较大的拟合点数;对于运动规律多变的目标跟踪问题,则应适当减小拟合点数,提高PQPM方法目标预测的稳定性。

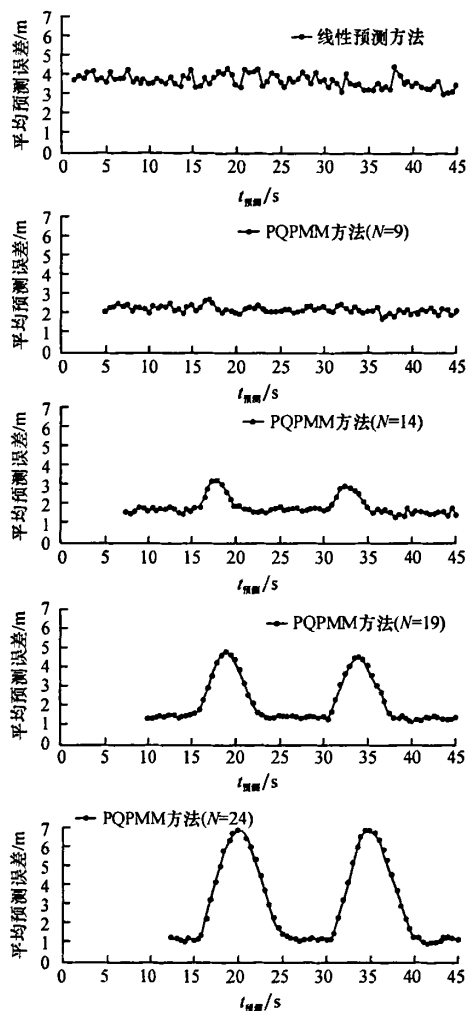


图3 不同时刻的平均预测准确度曲线

## 4 结论

(1) PQPM方法相比线性预测方法能够取得较高的总体预测准确度,这就说明PQPM方法的总体建模误差较小,拟合点数会影响PQPM方法的总体预测效果,并且拟合点数存在最佳取值,它能使PQPM方法的总体预测准确度达到最高;

(2) 目标加速度变化对于线性预测方法的预测结果影响较小,但线性预测方法在不同时刻的预测

准确度较低。PQPMM方法不同时刻预测准确度与目标机动次数密切相关,目标加速度一定时的预测误差较小且比较稳定,改变加速度则会引起预测误差的波动,经过一段时间后,预测误差能够收敛到较小值;

(3)拟合点数影响PQPMM方法在目标加速度变化前后的预测性能,它决定了加速度一定时的预测准确度、加速度变化后预测准确度的波动幅度和波动时间。拟合点数是有效平衡PQPMM方法在不同阶段的预测准确度的重要参数。

#### [参考文献]

- [1] 王雪,马俊杰,王晨.无线传感网络测量的目标预测动态能量优化[J].机械工程学报,2007,43(8):26-31.
- [2] TIAN D, GEORGANAS N D. Connectivity maintenance and coverage preservation in Wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2005, 3(6): 744-761.
- [3] SHENG X, HU Y. Distributed particle filters for wireless sensor network target tracking [C] // Proc of ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2005, IV: 845-848.
- [4] ZHAI Y, YEARY B. A new centralized sensor fusion-tracking methodology based on particle filtering for power-aware systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008, 57(10): 2377-2387.
- [5] 黄仑,徐昌庆.无线传感器网络目标跟踪机制的研究与改进[J].计算机工程与应用,2006,42(16):140-142.
- [6] YANG H, SIKDAR B. A protocol for tracking mobile targets using sensor networks[C] // Sensor Network Protocols and Applications, Proceedings of the First IEEE, 2003 IEEE International Workshop on, 2003:71-81.
- [7] 宋超凡,董慧颖.基于传感器网络的分段线性拟合跟踪算法研究[J].沈阳理工大学学报,2007,26(2):20-23.
- [8] ZHOU S B, ZHANG X P, LIU G X. Node location estimation scheme in wireless sensor networks based on support vector regression[C] // Proc of Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on, 2008: 6703-6706.
- [9] 刘桂雄,周松斌,张晓平,等.基于特征量重要度LS-SVR的WSN定位方法[J].华南理工大学学报:自然科学版,2008,36(10):20-24.
- [10] 周松斌,刘桂雄,张晓平,等.基于LS-SVR的无线传感器网络节点定位算法[J].制造业自动化,2008,30(9):12-16.

[责任编辑:王景周]

## 暨南大学学报编辑部 荣获“2008年高校科技期刊先进集体”称号

中国高等学校自然科学学报研究会组织开展了2008年高校科技期刊先进集体评比活动。暨南大学学报编辑部(自然科学与医学版)荣获“2008年高校科技期刊先进集体”称号。

本次活动旨在加强编辑部建设,更新高校期刊办刊理念,把握市场需求,鼓励编辑部人员开展编辑业务理论等学术研究,增强编辑、出版和经营的能力。

暨南大学学报编辑部一直严格奉行期刊办刊宗旨,认真执行编审制度,积极参加各种研究会的调研活动,不断加强与国内外同行之间的交流,全面提升了期刊的竞争力和影响力,学报影响因子逐年提高,学术影响不断增大。本次获奖既是对编辑部工作的认同和鼓励,同时也促进了编辑部工作的不断发展和进步。

(暨南大学学报编辑部)