

## Object Tracking Algorithm for Binary Sensor Networks\*

LI Yu<sup>1\*</sup>, CHENG Yuan-guo<sup>1,2</sup>, YANG Lu-jing<sup>1</sup>

1. Electrical Engineering College of Navy Engineering University, Wuhan 430033, China;  
2. Computer College of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430047, China

**Abstract:** Aiming at the issue of object localizing and object tracking by binary sensor networks, a localization approach based on centroid algorithm is presented. A recursive computing formula for centroid algorithm has also been deduced. Further than that an object tracking algorithm is presented, which is based on the localization results and employs a sequential least square estimation method. This algorithm enhances its tracking accuracy by adopting a simple observed noise model to represent the measure errors and the computation errors, and employing a variable benefit of least square estimation to improve tracking precision. Considering the factors such as sequential computation idea and no prior statistical information, this tracking method decreases the computation complexity. Simulations demonstrate the validity of the recursive formula and the tracking algorithm.

**Key words:** sensor networks; object tracking; binary detection; centroid algorithm; least squares estimation

EEACC :0240 G;6140 B;7950

## 一种二元探测传感器网络目标跟踪算法\*

李煜<sup>1\*</sup>, 程远国<sup>1,2</sup>, 杨露菁<sup>1</sup>

1. 海军工程大学电子工程学院, 武汉 430033;  
2. 华中科技大学计算机科学与技术学院, 武汉 430047

**摘要:** 针对二元探测传感器网络目标定位与跟踪问题, 提出一种递推的质心定位方法, 推导出了质心定位算法的递推公式。采用序贯最小二乘估计方法, 提出了基于递推计算的质心定位结果进行目标跟踪的算法。算法以简单的观测噪声模型体现系统的测量和计算误差, 利用序贯最小二乘算法的可变增益, 提高了跟踪精度; 算法不需要先验统计信息以及序贯式的处理方式等因素, 降低了算法的计算复杂度。仿真结果验证了递推公式的正确性和跟踪算法的有效性。

**关键词:** 传感器网络; 目标跟踪; 二元探测; 质心算法; 最小二乘估计

中图分类号: TP393

文献标识码: A 文章编号: 1004-1699(2008)11-1900-05

目标定位与跟踪是无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)的一项重要应用。WSN 节点的计算、存储、通信和能量等资源有限, 单个节点只能获取网络和目标的局部信息, 这些特征使得 WSN 中目标定位与跟踪传统与传统的方法有很大的不同, WSN 中的目标定位和跟踪要求算法具有低计算复杂度、低存储量和低通信量, 以节约节点资源; 采用多节点分布式协作跟踪来解决无全局信息

的问题, 同时获取比单个节点独立跟踪更为精确的结果。

目前, 国内外对 WSN 的目标跟踪算法进行了广泛的研究<sup>[1-10]</sup>。主要采用序贯 Bayesian 滤波<sup>[1]</sup>、粒子滤波<sup>[2-3,7]</sup>、Kalman 滤波<sup>[4]</sup>、扩展 Kalman 滤波<sup>[5]</sup>和协作信号与信息处理<sup>[1,6]</sup>等方法。除文献[7]外, 这些算法的共同特点是: 通过检测多个节点到目标的距离或方位来计算目标位置(定位), 通过目标

基金项目: 国家 863 计划项目资助(2007AA01Z309); 湖北省自然科学基金项目资助(2007ABA299)

收稿日期: 2008-04-18 修改日期: 2008-07-11

历史状态数据和当前的实时状态信息进行目标状态的估计与更新(跟踪)。定位与跟踪的精度依赖于距离或角度测量的准确性,需要大量的统计数据来建立准确的系统模型和测量模型,而实际上模型总是近似的,这种近似会带来误差,而且误差还会累积,造成滤波器的发散。其中粒子滤波、Kalman 滤波和扩展 Kalman 滤波由于计算和存储工作量大,需要集中式运算,不适合 WSN 系统的目标跟踪。

与上述算法均需要获取多个节点与目标之间的距离或角度信息来计算目标位置不同,二元检测协作跟踪算法<sup>[7-9]</sup>不检测节点到目标的距离,节点只需判断目标是否在其探测范围内。二元检测协作跟踪算法计算量和存储量小,计算简单,符合传感器节点资源有限、处理功能弱的特点,不失为一种可行的 WSN 目标跟踪方法。Aslam A 等<sup>[7]</sup>由 sink 节点根据节点探测到的目标有无信息采用粒子滤波进行目标跟踪。由 sink 节点进行粒子滤波运算,运算量大,且节点探测到的目标有无信息均通过多跳网络传送到 sink 节点,本质上是集中式算法,增加了网络通信量和跟踪时延,降低了系统的可扩展性。Kim W 和 Mechitov K<sup>[8]</sup>根据目标有无信息采用目标匀速直线运动假设下的线性拟合算法进行目标跟踪,跟踪同样由 sink 节点负责。所有探测到目标的节点均向 sink 发送信息,网络的通信量较大。为提高该方法的跟踪精度,Mechitov K 等<sup>[8]</sup>采用了一种加权的线性拟合运算,以目标在节点探测范围内的持续时间作为位置权值来表明节点距离目标远近。但以持续时间作为计算权值,需要节点间的时钟同步,增加了节点硬件的成本和算法的复杂度,而且采样周期等因素也对时间权值也有影响。此外,与文献[8]一样,该算法通信量大,本质上仍然是集中式算法。

本文提出一种基于二元探测传感器节点的 WSN 目标跟踪算法,采用采样周期内探测到目标的节点的位置质心作为目标位置的观测值,并在此观测值基础上采用序贯最小二乘估计,以抑制测量误差、观测误差的影响,进行目标跟踪,并进行了仿真实验。与上述算法不同的是,本文采用递推质心定位算法,大大减少了网络的数据通信量;尽管没有进一步研究协同机制,但本文所提算法并不要求必须由 sink 节点负责执行。论文的主要贡献包括:

推导出一种质心算法的递推公式,并验证了该公式的正确性和通用性。该递推公式基于这样一种事实:目标跟踪过程中,相邻的采样周期内探测到目标所形成的节点跟踪簇可能有重合,因此在计算

后一周期的位置质心时,可以只处理后一时刻因增加节点而带来的位置“新信息”,而相同的部分可以采用前一周期的处理结果。这样,在采样间隔较短和节点密集的情况下,可以大大减少定位的计算量和通信量。

采用序贯最小二乘估计方法,提出了基于递推计算的质心定位结果进行目标跟踪的算法。算法采用匀速直线运动模型,以简单的观测噪声模型体现系统的测量误差以及递推质心算法所引入的误差,利用序贯最小二乘算法的可变增益,提高了跟踪精度,并且该算法不需要节点的先验统计信息以及序贯式的处理方式,降低了算法的计算复杂度,适用于 WSN 目标跟踪应用。

对跟踪算法进行了仿真和分析,结果验证了算法的有效性。此外,仿真结果还表明,同时探测到目标的节点数越多,定位与跟踪的效果越好,切合文献[7-9]增加节点密度可以提高跟踪精度的实验结论,这表明:在采用二元探测传感器的前提下,可以通过增加廉价的传感器节点来提高定位与跟踪精度,因此,仿真结果具有实践上的指导意义。

## 1 质心算法的递推公式

质心算法的基本思想是:某一时刻如果有多个传感器节点探测到目标,则以这些探测到目标的传感器节点位置的几何中心作为该时刻目标的位置,将各质心依时间顺序连接起来,作为目标的运动轨迹。

算法基于以下假设:节点自身位置已知、节点的探测半径相等。当采样间隔较小时,会出现这样的情况:某些节点会同时出现在前后不同的两个或多个采样时刻,即这些节点在前后不同的两个或多个采样时刻,都探测到了这些目标。在这种情况下,由于前后两个采样时刻有大量的共同节点,在处理后一个采样时刻采样数据时,可以只处理与前一采样时刻不同的节点信息,而相同的部分可以采用前一时刻的处理结果。这就是递推形式的质心算法的基本思想。

如图 1 所示,设在  $t_k$  时刻,探测到目标的传感器节点的集合记做  $S_k$ ,其元素为这些传感器节点的位置坐标  $(x_{ki}, y_{ki})$   $i = 1, 2, \dots, |S_k|$  所组成的向量  $(x_{ki}, y_{ki})$   $i = 1, 2, \dots, |S_k|$ ,其中  $|S_k|$  表示集合  $S_k$  的基数,其含义表示在  $t_k$  时刻有  $|S_k|$  个传感器探测到目标。类似地,在  $t_{k+1}$  时刻,探测到目标的传感器的集合记做  $S_{k+1}$ ,其基数为  $|S_{k+1}|$ 。则集合  $S_{k+1} - S_k$  表示在  $t_{k+1}$  时刻探测到目标、而在  $t_k$  时刻

没有探测到目标的传感器节点的集合;  $S_K - S_{K+1}$  表示在  $t_K$  时刻探测到目标、而在  $t_{K+1}$  时刻没有探测到目标的传感器的集合;  $S_K - (S_K - S_{K+1})$  (或者  $S_{K+1} - (S_{K+1} - S_K)$ ) 表示在  $t_K$  时刻和  $t_{K+1}$  时刻均探测到目标的传感器的集合。定义函数:

$$f(S_K) = \left( \frac{1}{|S_K|} x_{K\bar{i}}, \frac{1}{|S_K|} y_{K\bar{i}} \right) = Z_K \quad (1)$$

$f(S_K)$  表示根据  $t_K$  时刻所有探测到目标的传感器的位置综合得出的位置,即所有探测到目标的传感器节点的质心位置,此位置作为  $t_K$  时刻目标位置的观测值。

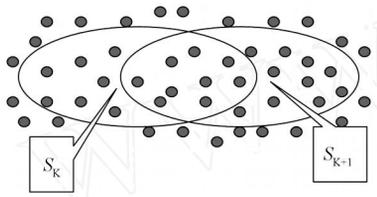


图1 不同时刻探测的目标的传感器节点集合

当  $S_K \cap S_{K+1} = \emptyset$  时,有

$$S_{K+1} = [S_{K+1} - (S_{K+1} - S_K)] + (S_{K+1} - S_K) = [S_K - (S_K - S_{K+1})] + (S_{K+1} - S_K)$$

从而,  $t_{K+1}$  时刻的观测值为

$$Z_{K+1} = f(S_{K+1}) = \left( \frac{1}{|S_{K+1}|} x_{K+1\bar{i}}, \frac{1}{|S_{K+1}|} y_{K+1\bar{i}} \right) = \frac{|S_K|}{|S_{K+1}|} Z_K + \frac{1}{|S_{K+1}|} [|S_{K+1} - S_K| f(S_{K+1} - S_K) - |S_K - S_{K+1}| f(S_K - S_{K+1})]$$

当  $S_K \cap S_{K+1} = \emptyset$  时,有  $S_{K+1} - S_K = S_{K+1}$ ,

$S_K - S_{K+1} = S_K$ ,上述递推公式同样成立,综上可得式(2):

$$Z_{K+1} = \frac{|S_K|}{|S_{K+1}|} Z_K + \frac{1}{|S_{K+1}|} [|S_{K+1} - S_K| \cdot f(S_{K+1} - S_K) - |S_K - S_{K+1}| f(S_K - S_{K+1})] \quad (2)$$

## 2 基于递推质心的最小二乘估计算法

考虑到二元探测传感器节点资源有限,先验统计数据缺乏,因此采用不需要先验统计信息的序贯最小二乘估计算法<sup>[12]</sup>进行目标跟踪。

一般来说,在一个采样周期内,目标的运动速度和方向不可能发生很大的改变,因此可认为目标运动模型为匀速直线运动<sup>[8]</sup>。目标位置随时间变化为

$$\begin{cases} x(t) = x(0) + v_x t \\ y(t) = y(0) + v_y t \end{cases}$$

其中,  $[x(0), y(0)]$  表示目标的初始位置,  $[x(t), y(t)]$  表示  $t$  时刻目标的位置,  $v_x, v_y$  表示目标在  $X$ 、 $Y$  方向的速度,则:

$$v_x = \frac{dx(t)}{dt}, v_y = \frac{dy(t)}{dt}$$

令

$$X(t) = [x(t) \ y(t)], V = (v_x \ v_y) = \frac{dX(t)}{dt}$$

则目标随时间的位置变化可表示为:

$$X(t) = X(0) + V \cdot t$$

设采样间隔为 1,  $t_n$  时刻  $X(t_n)$  表示为  $X(n)$ , 则

$$X(i) = X(0) + V \cdot \mathbf{x} \quad i = 0, 1, 2, \dots$$

设在  $t_0, t_1, t_2, \dots, t_n$  时刻的观测值为:

$$Z_i = X(i) + w_i = X(0) + V \cdot \mathbf{x} + w_i \quad i = 0, 1, 2, \dots, n$$

其中,  $w_i$  为第  $i$  次的观测噪声,假设为白色噪声。记

$$Z^{n \times 1} = \begin{pmatrix} Z_{01} & Z_{02} \\ Z_{11} & Z_{12} \\ \dots & \dots \\ Z_{n-11} & Z_{n-12} \end{pmatrix}$$

$$Z_{i1} = \frac{1}{|S_{K+1}|} x_{K+1\bar{i}},$$

其中:

$$Z_{i2} = \frac{1}{|S_{K+1}|} y_{K+1\bar{i}} \quad , i = 0, 1, 2, \dots, n-1$$

记

$$H^{n \times 2} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ \dots & \dots \\ 1 & n-1 \end{pmatrix}, X^{2 \times 2} = \begin{pmatrix} X(0) \\ V \end{pmatrix},$$

$$W^{n \times 2} = \begin{pmatrix} w_{01} & w_{02} \\ w_{11} & w_{12} \\ \dots & \dots \\ w_{n-11} & w_{n-12} \end{pmatrix}, \text{则 } H^{(n+1) \times 2} = \begin{pmatrix} H^{n \times 2} \\ h_{n+1} \end{pmatrix}$$

其中:  $h_{n+1} = (1 \ n)$ , 表示第  $n+1$  次观测值  $Z_{n+1}$  与系统输入  $X^{2 \times 2}$  之间的系数关系,其中,  $n$  表示从开始时刻起所经过的时间,则系统观测方程可以表示为

$$Z^{n \times 1} = H^{n \times 2} X^{2 \times 2} + W^{n \times 2}$$

由最小二乘估计,得出

$$X_{LS}(Z^{n \times 1}) = [H^T H]^{-1} H^T Z$$

将  $H, Z$  代入可以得出

$$H^T H = \begin{pmatrix} n & \frac{n(n-1)}{2} \\ \frac{n(n-1)}{2} & \frac{n(n-1)(2n-1)}{6} \end{pmatrix}$$

$$[H^T H]^{-1} = \frac{12}{n^2(n^2-1)} \begin{pmatrix} \frac{n(n-1)(2n-1)}{6} & -\frac{n(n-1)}{2} \\ -\frac{n(n-1)}{2} & n \end{pmatrix}$$

$$X_{LS}(Z^{n \times 2}) = \begin{vmatrix} \frac{2(2n-1)}{n(n+1)} \sum_{i=0}^{n-1} Z_{i1} - \frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=0}^{n-1} i \cdot Z_{i1} & \frac{2(2n-1)}{n(n+1)} \sum_{i=0}^{n-1} Z_{i2} - \frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=0}^{n-1} i \cdot Z_{i2} \\ -\frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=0}^{n-1} Z_{i1} + \frac{12}{n(n+1)(n-1)} \sum_{i=0}^{n-1} i \cdot Z_{i1} & -\frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=0}^{n-1} Z_{i2} + \frac{12}{n(n+1)(n-1)} \sum_{i=0}^{n-1} i \cdot Z_{i2} \end{vmatrix}$$

其中:  $Z_{i1} = \frac{1}{\sqrt{S_{K+1}}} x_{K+1,i}$ ,  $Z_{i2} = \frac{1}{\sqrt{S_{K+1}}} y_{K+1,i}$ ,  $i = 0, 1, 2, \dots, n-1$

转化为递推格式,有

$$X_{n+1} = X_n + K_{n+1} [Z_{n+1} - h_{n+1} X_n]$$

$$K_{n+1} = \frac{h_{n+1}^T}{\sigma_{n+1}^2 + h_{n+1}^T h_{n+1}}$$

$$h_{n+1} = (I - K_{n+1} h_{n+1})^T$$

其中,  $\sigma_{n+1}^2$  表示第  $n+1$  次观测值的方差,初值  $X_0$ 、 $X_0$  人为设定<sup>[10]</sup>。算法框图见图 2。

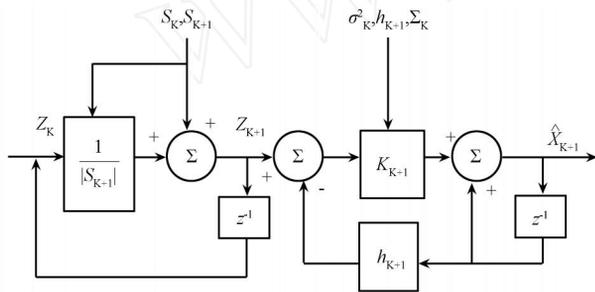


图 2 基于递推质心的最小二乘算法框图

### 3 仿真实验

采用 MATLAB 对式 (2) 和跟踪算法进行了仿真。仿真区域设定为  $1\ 000 \times 1\ 000$  面积单位,传感器节点服从区域内的均匀分布,具体的位置信息由计算机随机生成,假设目标运动为匀速直线运动,其运动方程为  $y = 0.75x + 100$ ,目标运动速度为  $5\ \text{unit/s}$ ,假设由某一时刻的多个节点计算出的质心位置存在误差,误差服从分布  $N(0, \frac{2}{k})$ ,其中的  $\frac{2}{k}$  随机产生(也可以设置为常值);采样间隔设置为  $1\ \text{s}$ ;  $X_0$  取初始时刻的质心位置加上白色噪声,  $X_0$  取区域长度 ( $1\ 000\ \text{unit}$ ) 与  $2$  维单位矩阵的乘积<sup>[12]</sup>。

一般质心算法和递推质心算法的仿真计算结果如图 3 所示。从图中可以看出,这两种方法得出的质心位置正好重合,从而验证了递推格式质心算法的正确性。

设置不同传感器节点个数和探测半径分别进行了仿真,结果如图 4(a)~图 4(d) 所示。

分别比较图 4(a) 与图 4(b)、图 4(c) 与图 4(d),传感器节点个数及位置分布完全相同,但是节点的探测半径不同,从而对探测半径大的节点,能探测到目标的节点个数就多,因此,相对于图 4(a) 和图 4(c),图 4(b) 和图 4(d) 的跟踪效果更好。

分别比较图 4(a) 与图 4(c)、图 4(b) 与图 4(d),可以看出传感器的探测半径相同的情况下,节点数目多时能探测到目标的传感器个数可能会较多,因此,图 4(c) 和图 4(d) 的跟踪效果分别优于图 4(a) 和图 4(b) 的跟踪效果。

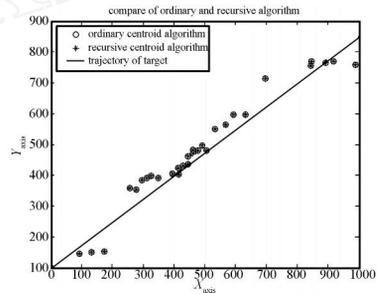
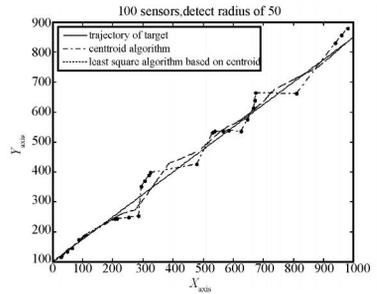
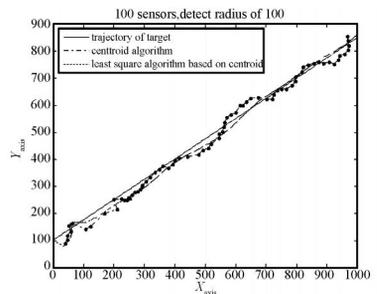


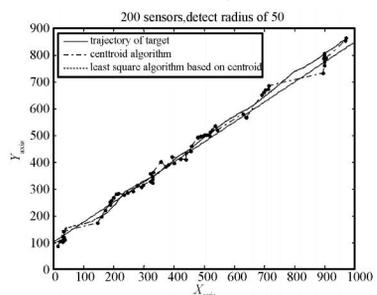
图 3 一般质心算法和递推质心算法的比较



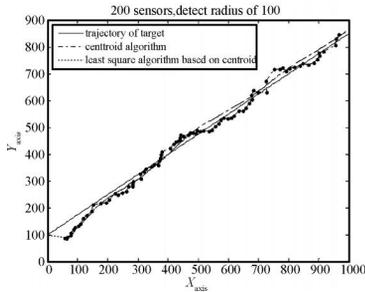
(a) 100 个传感器节点,探测半径 50 unit



(b) 100 个传感器节点,探测半径 100 unit



(c) 200 个传感器节点,探测半径 50 unit



(d) 200个传感器节点,探测半径100 unit

图4 不同节点个数和探测半径时的跟踪效果比较

总之,基于递推质心的最小二乘目标跟踪算法是有效的,当探测到目标的传感器节点个数越多,质心沿目标运动方向的分布越均匀,该算法的效果越好。

需要说明的是,增大区域内的传感器节点数目以及增大传感器节点的探测半径,与提高跟踪效果之间并无必然联系,原因在于,传感器节点在区域内的位置分布是随机的,增大区域内的传感器节点数目或者增大传感器节点的探测半径,并不能保证探测到目标的传感器节点数目就一定增加。

## 4 结论

本文对递推形式的质心算法进行了推导,并在此基础上,提出了基于递推质心的最小二乘目标跟踪算法,仿真的结果验证了该算法的有效性。

针对本文的研究内容,进一步的研究工作包括:

为提高递推质心算法的定位精度,可研究式(1)的加权改进形式,如式(3)所示:

$$f(S_K) = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^{|S_K|} a_i x_{ki} & \sum_{i=1}^{|S_K|} b_i y_{ki} \\ \sum_{i=1}^{|S_K|} a_i & \sum_{i=1}^{|S_K|} b_i \end{pmatrix} = Z_K, \quad (3)$$

式中  $a_i, b_i$  为各节点的权值。需要研究影响定位精度的因素,以及如何描述这些因素,即式(3)中  $a_i, b_i$  如何设定。

本文只讨论了动态跟踪节点簇的质心定位和最小二乘跟踪,需要进一步研究跟踪簇内与不同簇间节点间的信息交换、动态的簇管理方法等协同跟踪机制。文献[3, 11]提供了初步的研究思路。

此外,只针对定位与跟踪的精度进行了数值仿真,为完整评估算法,还需要建立更加准确的节点模型,以进行算法的能耗、时延等其他跟踪性能指标的仿真评估。考虑到二元探测目标跟踪算法与其他跟踪算法有很大的不同,彼此间可比性不强,因此本文

仿真只针对所提算法,进一步的研究工作还可以进行与其他跟踪算法如序贯 Bayes 估计、扩展 Kalman 滤波等的仿真评估。

## 参考文献:

- [1] Liu J, Reich J, Zhao F. Collaborative In-Network Processing for Target tracking[J]. Journal on Applied Signal Processing, 2003, (4): 378-91.
- [2] Guo D, Wang X. Dynamic Sensor Collaboration Via Sequential Monte Carlo[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2004, 22 (6): 1037-047.
- [3] 薛锋,刘忠,曲毅. 无线传感器网络中的分布式目标被动跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(15): 3499-502.
- [4] Mcerlean D and Narayanan S. Distributed Detection and Tracking in Sensor Networks[C]// Proceedings of 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2002, 2: 1174-178.
- [5] Li D, Wong K, Hu Y, et al. Detection, Classification and Tracking of Targets in Distributed Sensor Networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(2): 17-9.
- [6] Zhao F, Shin J, Reich J. Information-riven Dynamic Sensor Collaboration for Tracking Applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(2): 61-2.
- [7] Aslam A, Butler Z, Constantin F, et al. Tracking a Moving Object with a Binary Sensor Network[C]// Proceedings of the First International Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '03). Los Angeles: ACM Press, 2003: 150-62.
- [8] Kim W, Mechtov K, Choi J Y, et al. On Target Tracking with Binary Proximity Sensors[C]// Proceedings of Fourth International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), 2005, 301-08.
- [9] Mechtov K, Sundresh S, Kwon Y, et al. Cooperative Tracking with Binary Detection Sensor Networks[C]// Proceedings of the First International Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '03). Los Angeles: ACM Press, 2003: 332-33.
- [10] 李辉,张安,沈莹. 神经网络在多机动目标跟踪中的应用[J]. 传感技术学报, 2006, 19(6): 2563.
- [11] 申兴发,李鸿斌,赵军等. 面向目标跟踪的传感器网络分布式组管理机制[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(6): 966-72.
- [12] Steven M. Kay. Fundamentals of Statistical Signal Processing [M]. Pearson Education Inc 1998.



李煜(1973-),男,汉族,讲师,硕士,研究方向为无线传感器网络、作战辅助决策,liyuseu@sohu.com