

# 一种无线视频传感器节点协作跟踪方法

方武<sup>1,2</sup>, 王典洪<sup>1</sup>, 王勇<sup>1</sup>

(1. 中国地质大学(武汉)机电学院, 武汉 430074; 2. 苏州经贸学院信息系, 江苏苏州 215009)

**摘要:** 由于网络通信带宽以及节点能量等因素限制, 信息的有效获取与能耗的平衡优化是无线视频传感器网络近期研究的热点, 面向目标跟踪的无线视频传感器网络实现节能的关键在于节点的高效协作; 文章目的在于研究一种无线视频传感器节点协作跟踪方法, 通过综合考虑目标跟踪效果和节点能耗等因素, 采用自适应混合高斯算法进行背景建模, 分布式均值漂移算法进行目标跟踪, 并构建一种基于效能函数的最优节点选择方法; 实验结果显示该方法能在真实场景下高效地进行目标跟踪。

**关键词:** 目标跟踪; 无线视频传感器网络; 节点协作; 混合高斯建模; 均值漂移算法

## Cooperative Scheme of Target Tracking Based on Wireless Video Sensor Network

Fang Wu<sup>1,2</sup>, Wang Dian Hong<sup>1</sup>, Wang Yong<sup>1</sup>

(1. Electronics & Mechanism Dep. China University of Geo-science, Wuhan 430074, China;

2. Information Dep., Suzhou Institute of Trade & Commerce, Suzhou 215009, China)

**Abstract:** Because of the restriction of network communication bandwidth and node energy, the key point of Wireless Video Sensor Network (WVSN) for target tracking is the cooperation of nodes. This paper will focus on research of the effective collaborative strategy of WVSN sensor nodes. By comprehensive considering on factors of tracking accuracy, the network energy and etc, each camera node uses an adaptive Gaussian mixture model to extract moving target and distribute Mean Shift algorithm for target tracking. A novel function measuring the value of utility of tracking as well as energy cost is used to select optimal camera nodes. Experimental results show that the method can effectively achieve tradeoff between performance and energy consumption in real scenes.

**Keywords:** target tracking; wireless video sensor network; nodes collaboration; adaptive Gaussian mixture model; mean shift algorithm

## 0 引言

无线视频传感器网络由大量具有通信和计算能力的视频节点按特定的方式或者随机地布置在监控区域内构成的“智能”自治测控无线网络系统<sup>[1-2]</sup>。视频传感器节点间具有很强的协同能力, 通过局部的图像数据采集、处理以及节点间的数据交互完成全局任务。具有无人值守、覆盖率广、性能稳定、灵活性高、监控场景可以实现任意组合的优点, 特别适合在交通路口、机场和地铁站等关键区域或恶劣环境下的目标跟踪和事件监测<sup>[3-4]</sup>。

目标跟踪是无线视频传感器网络的一个重要应用, 与传统的传感器网络相比, 利用无线视频传感器网络进行目标跟踪能够提供更加直观的目标运动图像信息, 实现对目标更智能地跟踪, 分类以及行为分析。然而, 由于视频图像处理以及传输数据量大, 受传感器节点资源和能耗的限制, 传统的跟踪算法并不适用于无线视频传感器网络。因此, 本文提出了一种基于无线视频传感器节点的协作跟踪方法, 具有较低的通信代价, 能

实时传输跟踪数据与决策信息, 跟踪稳定性强等特点, 可广泛应用于无线视频传感器网络以及分布式视觉跟踪等相关领域。

## 1 研究进展

Coates<sup>[5]</sup>提出了分布式粒子滤波(DPF)跟踪算法, 但该方法需要假设各传感器节点的观测相互独立, 并且在算法执行前需要复杂的学习过程, 计算量较大, 不适合无线视频传感器网络。Snidaro等<sup>[6]</sup>通过比较传感器中目标的外形选择最合适的节点。谢丹<sup>[7]</sup>提出了一种基于双图像节点网络的方法。通过颜色直方图的目标识别算法来平衡识别精度与计算效率的矛盾。然而, 这些方法没有考虑图像节点的剩余能耗, 导致网络寿命有限。为了判断目标跟踪的效果, 许多相关文献提出了节点协作方法。Mohammad Alaei等<sup>[8]</sup>提出了一种对于环境监控的节点选择和管理算法。刘亮等<sup>[9]</sup>提出了一种节点协作的目标定位算法, 该算法分为两步: 目标探测和目标定位。利用不同的策略来进行目标的定位, 同时最小化能量消耗。Peshala V. Pahalavatta<sup>[10]</sup>将WSN的目标跟踪问题归结为最大化信息效能同时降低平均能耗。该算法通过无迹卡尔曼滤波算法预测目标轨迹来进行最优节点的选择。王学等<sup>[11]</sup>提出一种采用分布式多视角协同信号处理方法, 该方法采用基于效能的分布式数据融合目标函数进行节点的协作。通过视频节点的建模研究, 李伟<sup>[12]</sup>提出了一种针对于目标跟踪的视频节点的激活策略, 该策略很好地平衡了跟踪精度以及网络计算资源。然

收稿日期: 2013-12-21; 修回日期: 2014-03-12。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(41202232); 苏州市科技支撑计划项目(SG201256); 江苏省高级访问工程师项目。

作者简介: 方武(1981-), 男, 博士研究生, 讲师, 主要从事无线传感器网络与图像处理方向的研究。

而,该方法并没有考虑网络的能耗。

上述文献针对 WSN 目标跟踪、网络能耗等问题进行了研究,但绝大部分没有考虑目标视觉特性。无线传感器网络的目标跟踪实质是多个节点协作跟踪的过程,其关键在于如何管理参与跟踪的节点,比如哪些节点参与跟踪、何时唤醒参与跟踪的节点,如何实现节点跟踪信息的融合等。本文重点研究无线视频传感器节点的节点协作跟踪方法,并构建相应的测试环境,验证方法的效果。

## 2 方法研究

### 2.1 方法概述

能量、计算复杂度、通信带宽是无线视频传感器网络的关键制约因素,单个节点无法胜任复杂场景下运动目标的准确跟踪,而要实现大范围运动目标的跟踪更需要多个节点协同处理。基于无线视频传感器网络的目标跟踪过程如图 1 所示。采取的方法综合考虑计算复杂度、数据的传输、存储需求,采用自适应高斯混合背景建模,实现运动目标的检测与分割;通过分布式 Mean shift 与目标关联实现节点的目标跟踪与状态估计。结合传感器节点的检测效果、通信能耗等因素确定传感器网络效能评估函数,选择最优传感器节点进行目标跟踪。

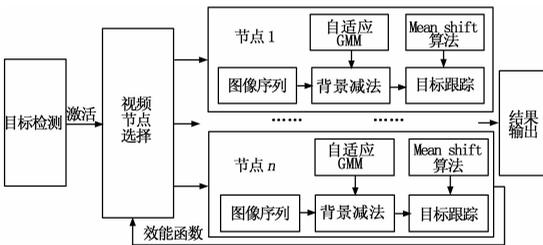


图 1 基于无线视频传感器网络的目标跟踪

### 2.2 节点协作方法

#### 2.2.1 目标检测

运动目标跟踪过程中通过 PIR 传感器检测目标并触发视频节点作为候选节点,标识为激活状态。

每个候选节点采用自适应混合高斯模式进行背景建模。考虑节点能耗限制,为降低计算量,对每一个象素建立 3 个背景模型,用第一帧图像数据对这 3 个模型进行初始化。对每一个模型设定统一的背景阈值,如果某个模型的权值大于该阈值,则认为该模型是背景模型,否则认为该模型描述的是目标。另外,第  $i$  个模型的权值小于某一阈值时,用当前像素重新初始化该模型。

在检测过程中在线学习并不断更新背景参数,权值更新公式如下:

$$\omega_i = (1 - \alpha_i) * \omega_i + \alpha_i * M \quad (1)$$

式中,  $\omega_i$  表示第  $i$  个模型的权值,象素点满足第  $i$  个模型时,  $M$  为 1,当象素点不满足第  $i$  个模型时,  $M$  为 0。

$\alpha = 0.005$ , 背景阈值为 0.2;重新初始化的阈值为 0.01。

目标检测完成后,对检测结果进行后处理,包括去阴影、去噪声和空洞填充等处理,得到完整的目标图像。

#### 2.2.2 分布式 Mean shift 目标跟踪算法

基于目标检测结果,对于每个候选节点采用 Mean Shift

算法进行初始化目标跟踪。对在初始帧图像中目标区域内所有的像素点,计算特征空间中每个特征值的概率,得到目标模型的描述。以及后续的每帧图像中候选模型的描述。利用相似性函数度量初始帧目标模型和当前帧候选模型的相似性,通过求相似性函数最大得到关于目标的 Mean Shift 向量,不断迭代计算 Mean Shift 向量,在当前帧中,最终目标会收敛到目标的真实位置,从而达到跟踪的目的。

目标模型的描述:目标区域的中心为  $x_0$ ,假设其中有  $n$  个像素用  $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$  表示,特征值  $bin$  的个数为  $m$  个。则目标模型的特征值  $u = 1 \dots m$  估计的概率密度为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x_0 - x_i}{h}\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

候选区域中心  $y_0$  移向真实目标区域  $y$  的 Mean Shift 向量:

$$\begin{aligned} M_{h,G}(y) &= m_{h,G}(y) - y_0 = y_1 - y_0 = \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i \omega_i g\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega_i g\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)} - y_0 \end{aligned} \quad (3)$$

其中:  $g(x) = -k'(x)$ ,  $M_{h,G}(y)$  是目标中心从起始点  $y_0$  向  $y$  运动的向量。

算法步骤:给定一个初始点  $y_0$ ,核函数  $G(x)$ ,容许误差  $\epsilon$ ,Mean Shift 算法循环的执行下面 3 步,直至结束条件满足:

- 1) 计算  $m_{h,G}(y)$ ;
- 2) 把  $m_{h,G}(y)$  赋给  $y$ ;
- 3) 如果  $\|m_{h,G}(y) - y\| < \epsilon$ ,结束循环;若不然,继续执行 1)。

在每帧的迭代计算中,分别对原框大小、0.9 倍的原框大小和 1.1 倍的原框大小进行计算,比较这 3 个框的相关系数,取系数最大的那个框作为下一帧中的初始框的大小。程序中限制了最大循环次数为 10 次。采用 mean shift 算法可以自动输出 Bhattacharyya 系数  $\rho[p(\hat{i}), \hat{q}]$ ,可以很好地描述跟踪效果。

#### 2.2.3 效能函数的构建

基于图像目标检测和跟踪结果以及能量消耗,构建效能函数来选择最优节点联盟进行目标跟踪。函数主要考虑以下 3 个因素:1)跟踪的效果由 Bhattacharyya 巴氏系数  $\rho[p(\hat{i}), \hat{q}]$  衡量;2)目标尺寸的大小(像素值)来描述检测结果的好坏;3)节点剩余能量情况。

$$\begin{aligned} \varphi_{utility,t}(i) &= \varphi_{predicted,t}(i) \varphi_{confidence,t}(i) = \\ &= \beta \cdot S_{j,t}(i) \rho[p(\hat{i}), \hat{q}] \end{aligned} \quad (4)$$

其中:  $S_{j,t}(i)$  视频节点  $i$  检测到目标像素值,  $\beta$  调整参数,可根据图像分辨率自动调整大小。 $S$  是探测到目标  $j$  的视频节点集合,对于  $j$  个目标,利用以下等式来评估节点的能耗情况。

$$E_{res}(i) = E_i - E_s(i) - E_{tx}(i) - E_{rx}(i) - E_{comp} \quad (5)$$

$$\varphi_{cost}(i) = \frac{(d_{c,i})^2}{H(s_i)} = \frac{(d_{c,i})^2}{-\sum_j p(E_{res}(i)) \log p(E_{res}(i))} \quad (6)$$

式中,  $E_i$  为节点总能耗,  $E_s(i)$  为感知能耗,  $E_{tx}(i)$  为发送数据能耗,  $E_{rx}(i)$  为接收数据能耗,  $E_{comp}$  为计算能耗;  $d_{c,i}$  为传输距离,  $H(s_i)$  为网络剩余能耗的熵,  $\alpha$  为权值。  $\varphi_{res}(i)$  能够较好地表示节点剩余能耗情况。

$$f(i) = \arg \max_{i \in S} [a\varphi_{utility,t}(i) - (1-a)\varphi_{cost}(i)] \quad (7)$$

节点协作过程如下:

1) 每个被激活的视频节点作为候选节点, 进行背景建模, 目标检测, 基于检测的结果利用 mean shift 算法进行初始化目标跟踪。

2) 候选节点利用目标像素、巴氏系数及能耗等参数计算效能函数值。

3) 比较候选节点  $f(\varphi_{utility,t}(i), \varphi_{cost}(i))$  值大小, 具有最大效能值的节点作为最优节点进行目标跟踪, 同时关闭其他候选节点, 直到下一个协作过程。节点协作过程可由以下条件触发: (1) 新的候选节点被激活; (2) 目标进入或离开最优节点 FOV; (3) 目标发生遮挡。

### 3 实验

为了验证该方法的效果, 构建基于 8 个摄像头节点的室内测试系统。节点分辨率为  $640 \times 480$  像素, 帧率为 25 fps。15 m 视野, 60 度视角, 初始能量为 500 J; 房间面积为  $20 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ , 行人目标速度约 2 m/s, 持续时间 13 s。采用 Matlab7.8 进行目标检测跟踪算法仿真。

表 1 视频节点不同工作状态功耗 W

工作状态	发送	接收	空闲	计算	感知
节点能耗	1.5	1	0.05	0.5	1.5

#### 3.1 能耗分析

对于能耗计算等式, 假设节点不同工作状态能耗大小如表 1 所示。为了评估该算法的效果, 本文比较其他两种方法: A 为无节点协作的目标跟踪, 只要探测到目标的节点均进行跟踪; B 为采用一种基于检测效果函数的目标跟踪, 根据检测的目标尺寸进行节点选择 [13]; C 为本文提出的方法。通过目标通过的监控区域的 3 个子区域 (0-4s), (4-9s), (9-13s) 的视频节点进行 10 次采样平均能量消耗进行比较。

从图 2 中我们可以看出方法 A 的能耗巨大, 因为探测到目标的节点一直进行跟方法 B 采用了周期性的节点协作的方法, 在一定程度上减少的节点工作的时间, 可以减少约 40% 能量消耗。本文提出的方法 C, 充分考虑的节点的剩余能耗, 采用节点协同跟踪, 实验证明该方法可以减少 30% 的能耗。

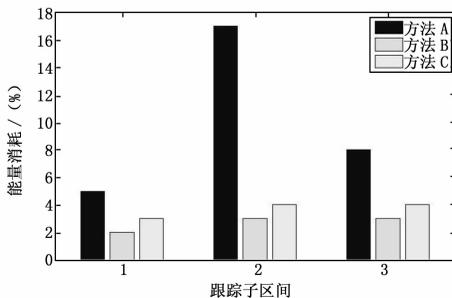


图 2 3 种方法能耗比较图

#### 3.2 跟踪效果分析

由于篇幅的限制, 分别选择实验结果中 8 个节点中的 4 个获得的图像检测与跟踪序列中第 150、180、210、240 帧图像作为演示, 其结果如图 3 所示。

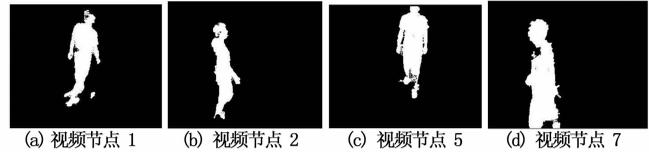


图 3 图像检测 210 帧结果

表 2 检测目标像素值

视频节点	节点 1	节点 2	节点 5	节点 7
目标像素(第 150 帧)	11 825	4 588	3 515	10 475
目标像素(第 180 帧)	13 237	7 215	11 099	13 776
目标像素(第 210 帧)	8 629	6 841	9 323	11 865
目标像素(第 240 帧)	6 116	5 253	15 025	2 455



(a) 视频节点 1 (b) 视频节点 2 (c) 视频节点 5 (d) 视频节点 7

图 4 跟踪结果中第 150、240 帧

表 3 节点巴氏系数

视频节点	节点 1	节点 2	节点 5	节点 7
第 150 帧	0.9895	0.9905	0.9511	0.9845
第 180 帧	0.8989	0.8716	0.7338	0.8763
第 210 帧	0.8719	0.7874	0.7304	0.8013
第 240 帧	0.8893	0.7336	0.6974	0.7944

通过测量, 可获得目标的像素如表 2 所示, 巴斯系数值如表 3 所示, 将表 1、表 2、表 3 结果以及能耗参数带入式 (9) ~ (11), 可以算出传感器节点在第 150、180、210、240 帧的效能值, 由式选择效能值最大偶的节点作为最优节点进行目标跟踪。由式 (1)、(2) 可以得出, 在第 150 帧节点 7 效能值最大, 故选择节点 7 作为最优节点进行目标跟踪, 同时关闭其他节点, 而在第 181、200 帧, 节点 5 效能值最大, 故此时切换到节点 5 进行目标跟踪。跟踪过程如图 4 所示。将本文算法与其他的两种算法: 外形尺寸法, 邻域相关法比较, 采用均方误差衡量 (RMES) 跟踪精度。其结果如图 5 所示。

目标跟踪轨迹 (第 150, 240 帧) 如图 6 所示。实验中, 在图像坐标系采用手工标定目标移动的真实轨迹。从图中可以看出虚线标注跟踪的轨迹和实线标注真实轨迹有一定的误差, 误差主要有两个方面的原因: 1) 手工标定目标轨迹的人为误差; 2) 由于目标尺寸的变化导致跟踪算法误差。

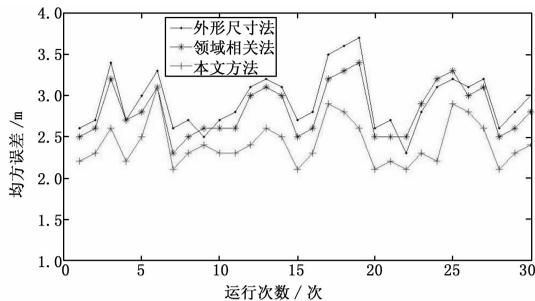


图 5 跟踪精度比较

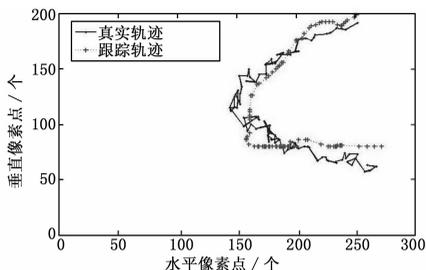


图 6 真实轨迹和跟踪轨迹比较

### 4 结论

利用无线视频传感器网络中的节点协同跟踪，是无线传感器网络技术应用与监控领域的一个很重要的方面。通过从实验结果可以得出以下结论：1) 该方法可以有效地实现对目标进行协同跟踪，并具有较低的失跟率和较高的实时性，可以多角度大范围的监控目标，解决遮挡问题；2) 效能函数可以有效地平衡信息获取与能量损耗之间的矛盾，有利于节点的协同感知，优化网络性能。实验不足之处在于单一特征跟踪算法由于目标尺寸的变化导致跟踪精度不高，下一步工作可结合目标其他特征，采用多视角融合的算法提高目标跟踪的精度。

### 参考文献:

[1] Akyildiz I F, Melodia T, Chowdhury K R. A survey on wireless multimedia sensor Networks [J]. Computer Networks, 2007, 51 (4): 921-960.

[2] 席志红, 邢代玉, 徐锡超. 复杂运动情况下的多目标检测与追踪 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (1): 51-57.

[3] Almalkawil I T, Zapata M G, Al-Karaki J N, et al. Wireless multimedia sensor networks: current trends and future directions [J]. Sensors, 2010, 10: 6662-6717.

[4] Sankaranarayanan A C, Veeraraghavan A, Chellappa R. Object detection, tracking and recognition for multiple smart cameras [J]. Proceedings of the IEEE, 2008, (10): 1606-1624.

[5] Coates M. Distributed particle filters for sensor networks [A]. IP-SN 2004 [C]. Berkeley, California, USA, 2004: 99-107.

[6] Snidaro L, Niu R, Varshney P K. Automatic camera selection and fusion for outdoor surveillance under changing weather conditions [A]. IEEE Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance [C]. Miami, 2003, 364-369.

[7] Xie D, Yan T X, Ganesan D, et al. Design and Implementation of a dual-camera wireless sensor network for object retrieval [A]. Information Processing in Sensor Networks, 2008. IPSN '08 [C]. 2008: 469-480.

[8] Mohammad Alaei, Jose M. Barcelo-Ordinas. A collaborative node management scheme for energy-efficient monitoring in wireless multimedia sensor networks [J]. Wireless Network, 2013, 19: 639-659.

[9] Liu L, Zhang X. Optimal node selection for target localization in wireless camera sensor networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59 (7).

[10] Pahalavatta P V. Optimal sensor selection for video-based target tracking in a wireless sensor network [A]. Proc. International Conference on Image Processing (ICIP '04) [C]. 2004.

[11] Wang X, Wang S. Collaborative signal processing for target tracking in distributed wireless sensor networks [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2003.

[12] Liu J, Reich J, Zhao F. Collaborative in-network processing for target tracking [J]. Journal on Applied Signal Processing, 2003, 23 (4): 378-391.

[13] Xue W, Sheng W, Daowei B. Distributed visual target surveillance system in wireless networks [J]. IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 2009, 39 (5): 1134-1145.

(上接第 2696 页)

表 1 测量结果

实际厚度 /mm	第一底波测量的厚度/mm	第二底波测量的厚度/mm	第三底波测量的厚度/mm	平均值 /mm	相对误差 / (%)
1		1.013	0.995	1.004	0.4
30	30.034	30.020	30.070	30.041	0.136

### 4 结束语

本文设计了一种高精度的超声测厚系统，经实验测试，该系统运行稳定，能够可靠地进行检测。该系统误差小、测量精度高，在超声测厚领域将会具有极高的应用价值。

### 参考文献:

[1] 林莉. 超声无损表征薄层结构研究进展 [J]. 无损探伤, 2006, 30 (5): 1-4.

[2] 王萍, 万柏坤, 程焯. 精确的互相关算法在超声波流速测量中的应用 [J]. 传感器与微系统, 2007, 26 (9): 107-109.

[3] 程晓畅, 王跃科, 苏绍, 等. 基于相关函数包络峰细化的高精度超声测距法 [J]. 测试技术学报, 2006, 20 (4): 320-323.

[4] 彭春, 相勇, 彭雪莲, 等. 基于时间融合的波形方式高精度超声测厚 [J]. 应用声学, 2005, 24 (2): 93-95.

[5] 李佳. 基于低功耗 CPLD 的超声测厚仪 [J]. 汕头大学学报, 2008, 23 (4): 76-77.

[6] 方佳音, 过元恺. 超声测厚仪改进的探讨 [J]. 无损检测, 2000, 22 (8): 361-362.

[7] 包杰, 张东旭. 一种简单高效的前沿检测时间估计算法及其应用 [J]. 重庆邮电学院学报, 2006, 18 (1): 79-81.