

基于混合特征映射的密集场景运动模式分析

王冲鹄 赵旭 刘允才

(上海交通大学自动化系系统控制与信息处理教育部重点实验室 上海 200240)

摘要 密集场景分析是目前计算机视觉领域的热点和难点课题。提出了一种新的密集场景下集群目标运动模式的分析算法。该算法根据集群目标运动特有的规则获取集群目标的轨迹片段,对轨迹片段学习后验散度,得出产生式-判别式混合特征映射,该特征映射有效地将底层特征和运动模式的语义信息结合起来。通过对特征映射进行基于图模型算法的无监督分层聚类,挖掘出集群目标运动模式信息。实验结果准确地揭示了当前视频中运动模式的分布,证明了该算法的有效性。

关键词 密集场景分析,运动模式,轨迹片段,混合特征映射,自动聚类

中图分类号 TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.024

Motion Pattern Analysis in Crowded Scenes Based on Feature Maps

WANG Chong-jing ZHAO Xu LIU Yun-cai

(Key Laboratory of China MOE for System Control and Information Processing, Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract Crowded scene analysis is currently a hot and challenging topic in computer vision field. We proposed a novel approach to analyze motion patterns by clustering the hybrid generative-discriminative feature maps using unsupervised hierarchical clustering algorithm. The hybrid generative-discriminative feature maps are derived by posterior divergence based on the track-lets, which are captured by tracking dense points with three effective rules. The feature maps effectively associate low-level features with the semantically motion patterns by exploiting the hidden information in crowded scenes. Motion pattern analyzing is implemented in a completely unsupervised way and the feature maps are clustered automatically through hierarchical clustering algorithm building on the basis of graphic model. The experiment results precisely reveal the distributions of motion patterns in current crowded videos and demonstrate the effectiveness of our approach.

Keywords Crowded scene analysis, Motion pattern, Track-let, Feature maps, Automatic clustering

1 引言

近年来密集场景分析成为计算机视觉领域的一个研究热点,是智能视频监控研究的一个重要且具有挑战性的课题。密集场景是指包含了成千上万运动对象的场景,如人群、密集车辆流、鱼群、鸟群等,如图 1 所示。密集场景在日常生活中随处可见,如公共集会、大型超市、高速公路等。随着社会的发展,人口增多和环境拥挤问题加剧,捕捉密集群体动态特性,挖掘群体运动信息成为非常重要的研究课题,对科学研究和社会公共安全具有重大意义。

随着场景中运动对象密度的增大和场景复杂度的增强,密集场景信息挖掘的挑战性越来越大。当前的视频监控技术主要针对单目标和多目标的监控,对于群目标监控尚处于探索阶段。在集群目标研究中,由于存在运动目标尺寸小、分辨率低、遮挡严重、外观相似等困难,导致单个运动目标的有效特征难以获取。为了克服这些困难,有关人员根据密集场景

的特有属性探索新的技术。

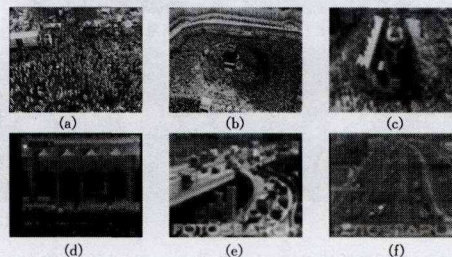


图 1 部分密集场景展示

赵涛等通过将人的形状和外观用椭圆形和颜色直方图来建模进行密集场景中的行人跟踪^[1]。这是最早的集群目标研究算法之一。文献^[2,3]中要求场景中运动对象密度不能太大,而且运动对象需能够持续跟踪。这些传统方法都无法处理高密度的运动对象。

为了克服传统方法的局限性,有关人员根据群目标运动

到稿日期:2013-06-15 返修日期:2013-08-09 本文受 973 国家基础研究(2011CB302203),国家自然科学基金(61273285)资助。

王冲鹄(1983-),女,博士,主要研究方向为计算机视觉、密集场景神学分析、机器学习、视频图像处理,E-mail:ccjj@sjtu.edu.cn;赵旭(1974-),男,博士,主要研究方向为计算机视觉、人体运动视觉分析、机器学习、视频图像处理;刘允才(1948-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机视觉、图像处理、智能交通。

的特有属性开始尝试新的办法。Ali 等基于拉格朗日粒子动力学来进行连续密集流的视频分割^[4]；基于场景约束，Ali 等通过分析背景场描述方法提出了个体目标跟踪算法^[5,6]。文献^[7]提出了基于量化的 SIFT 特征来统计建模集群目标的运动属性。文献^[8]借鉴了流体力学中流迹线和势函数的理论来解释群目标的运动，并且进行运动模式的检测。王晓刚等提出了非监督的学习框架来建模密集交通流的行为和交互^[9]。文献^[10]根据历史运动图来提取运动特征。文献^[11]提出了新的动态混合模型，用于学习行人的一致性行为模式。

在上述工作中，运动模式的检测和分析起到了重要的基础性作用，该研究是密集场景中异常检测、运动建模、语义分析等课题的研究基础。在密集场景分析中，运动模式是对场景的一种语义层面的时空分割。在相同的模式里，个体的运动速度和运动方向在一段时间内保持相似或相近^[12]。运动模式不仅描述了运动对象在空间上的分布状况，而且反映了一段时间内的运动情况，能够在语义层面体现出集群运动的运动趋势。

本文中，我们提出了基于混合特征映射的密集场景运动模式分析算法，该方法将底层轨迹信息同轨迹间的时空联系起来，提取到有效的高层语义特征。本文的贡献包括：(1)通过运动规则的设定获取了集群目标运动的稳定的轨迹片段，有利于后续高层信息的获取。(2)根据后验散度获取产生式-判别式混合特征映射，从而有效学习集群运动的高层语义信息。(3)通过无监督的自动分层聚类算法检测主要的运动模式。实验结果验证了我们方法的有效性，并获得了满意的分析结果。

本文的算法流程如图 2 所示，本文第 2、3、4 节详细介绍了本文的方法；第 5 节在大量的实验数据上做了性能评估；最后给出本文结论。

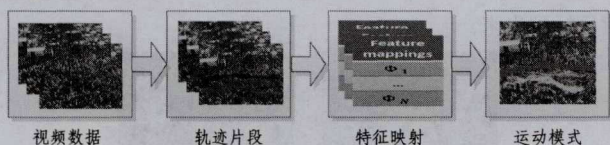


图 2 本文算法流程

2 密集点跟踪

从视频中获取精确的跟踪结果是视频监控的重要要求，比较经典的跟踪算法是 Kanade-Lucas-Tomasi Tracker (KLT)^[13]。然而，KLT 跟踪算法不太适用于密集场景，由于模糊的结构特征和严重的遮挡，在密集场景中只能跟踪到少量特征点。

在密集场景中，由于类间和类内的遮挡导致跟踪结果的漂移，从而使长时间的跟踪结果误差很大。由于噪声的影响，特征点跟踪在下一帧中可能会被湮没到另一个运动模式中，尤其是在运动模式的边缘位置。因此，在出现遮挡严重和场景混乱的情形时，终止跟踪避免二义性是非常有必要的。

由于密集群体运动与流体运动有相似性，且密集群体具有特有的心理状态，基于文献^[14-17]，我们根据密集场景的特有属性提出了密集点跟踪的 3 个约束条件。通过跟踪运动场中的密集采样点获取轨迹片段，该轨迹片段是长轨迹的部分截断，能够反映较短时间内的稳定跟踪的结果。

在密集流域中，我们初始化第一帧中的每个像素点作为

采样点，通过经典的 KL 光流算法获得光流场 $w_t = (u_t, v_t)$ 。轨迹片段依据如下 3 条规则获取：

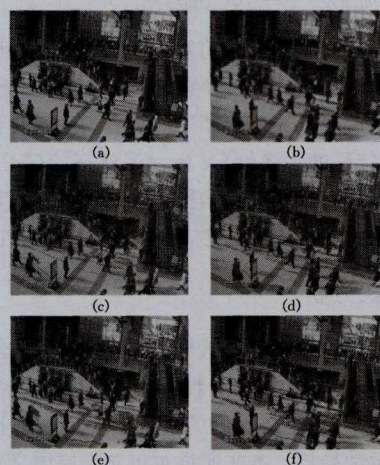
$$(x_{t+1}, y_{t+1}) = (x_t, y_t) + (M * w_t) |_{\bar{x}_t, \bar{y}_t} \quad (1)$$

$$|w + \hat{w}|^2 < \alpha_1 (|w|^2 + |\hat{w}|^2) + \beta_1 \quad (2)$$

$$|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2 > \alpha_2 |w|^2 + \beta_2 \quad (3)$$

在式(1)中， (\bar{x}_t, \bar{y}_t) 是点 (x_t, y_t) 插值后的整数位置，第 t 帧的每个采样点通过光流域前向跟踪到下一帧 $t+1$ ，在跟踪传播中使用了全局平滑约束 M ，使得跟踪效果更加鲁棒，尤其是在运动的边界，优于文献^[14]的线性插值传播。在式(2)中， $\hat{w} = (\hat{u}, \hat{v})$ 表示从第 $t+1$ 帧后向回溯到第 t 帧的运动向量。根据流体力学中的连续性原理，在无遮挡情况下，前向光流和后向光流应该保持一致，允许误差 $\alpha_1 (|w|^2 + |\hat{w}|^2) + \beta_1$ 随着光流向量幅值的增加线性增长。式(3)中， ∇u 和 ∇v 描述了光流向量的散度。根据心理学中的“从众效应”，在无遮挡情况下，某一点的散度应该与邻域点的散度保持一致，这条停机准则是为了避免在运动的交界处一个采样点到另一个点的跟踪漂移。

通过上述 3 条规则获取的轨迹片段比通过 KLT 算法获取的轨迹效果更加准确和稳定。轨迹片段通常较短，但是反映了群目标运动的真实情况，这有助于后续高层运动信息的挖掘。图 3 给出了机场里的行人运动情况示例。很明显，图 3(c)–(d)使用 KLT 获取的轨迹信息很稀疏，而且图像上方由微小扰动所累积的噪声很强，导致无法获得比较准确的跟踪结果。得益于本文规则的有效性，图 3(e)–(f)密集采样点跟踪更加密集和准确，且噪声大大减小。



(a)–(b) 原始图像；(c)–(d) 基于 KLT 算法的轨迹信息；
(e)–(f) 本文方法获取的轨迹片段。

图 3 机场视频中轨迹获取

3 生成式-判别式混合特征映射

本文获取的轨迹片段是长度不同的时间序列，轨迹片段上的点是包含水平和垂直方向的位置和速度的四维向量，这些底层特征无法有效地直接用于描述运动特征。运动模式反映的是集群目标运动趋势的语义层信息，因此基于轨迹片段的高层语义信息获取非常重要。本文使用后验散度特征映射方法获取高层语义信息。

后验散度特征映射方法是一种结合了基于随机变量和基于参数的特征映射方法的隐条件的提取特征映射的方

法^[18,19]。隐变量通常表示了隐藏着可观测数据中的高层次信息或概念。该方法引入隐变量并作适当的先验,然后用隐变量和可观测变量构建层次化结构。通过采样,该层次化结构可产生数据样本。该方法从3个角度来度量样本中有区分能力的信息:(1)样本影响模型的程度;(2)样本符合模型的程度;(3)符合的确定性。

由于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)对序列数据具有很强的建模能力,因此本文将用隐马尔可夫模型对轨迹片段进行建模,对于每一个轨迹片段样本训练一个隐马尔可夫模型。对于每一条轨迹样本,将每个时间点上的运动方向量化为12个状态,每个状态对应于一个聚类中心。在本文中,高层信息就是轨迹片段的运动模式信息。 $q_{1 \times M}$ 和 $y_{1 \times N}$ 表示隐状态和输出状态,参数 $\pi, A_{M \times M}, B_{M \times N}$ 为初始状态概率、转移概率和输出概率,模型参数 $\theta = (\pi, A, B)$ 可以由Baum-Welch算法^[20]学习得出,近似后验分布 $\{Q(q_i^0, q_i, q_j, q_i, y_j | \tau, g)\}$ 由模型参数 θ, q_i, q_j 和 q_i, y_j 估计得到。HMM的熵函数表达如下,这个熵函数包含了输入样本对于模型的贡献以及对近似后验分布的贡献。

$$F(Q, \theta) = E_Q \left[\sum_{i=1}^M q_i^0 \log \frac{\tau_i}{\pi_i} + \sum_{i=0}^{T_c} \sum_{j=1}^M q_i^j q_j^{i+1} \log \frac{g_{ij}}{a_{ij}} - \sum_{i=0}^{T_c} \sum_{j=1}^M q_i^j y_j^i \log b_{i,j} \right] \quad (4)$$

由此,后验散度特征映射 ϕ^c 可以得出如下表示,反映了样本对模型符合的确定性。

$$\phi^c = \text{vec} \left(\left\{ \sum_{k \neq c} q_{ij}^k \log \frac{a_{i,j,+c}}{a_{ij}}, g_{ij}^c \log a_{i,j,+c}, g_{ij}^c \log g_{ij}^c \right\}_{i,j}^{M,M} \cup \left\{ \sum_{k \neq c} h_{ij}^k \log \frac{b_{i,j,+c}}{b_{ij}}, h_{ij}^c \log b_{ij} \right\}_{i,j}^{M,M} \right) \quad (5)$$

特征映射不同于通常的可视化的视觉特征,是固定长度的抽象的高层语义信息。该映射通过挖掘密集场景中隐状态信息有效地将底层的光流运动特征同高层的语义信息联系起来,既保证了特征的完备性,又包含了特征的区分性,并且该特征可以直接用于挖掘潜在结构信息。本文将该特征直接用于模式分析的无监督判别算法,大大提高了分析性能。

4 运动模式分析

心理学中视觉感知的格式塔理论认为,用于分组的主要因素为:近似性、相同性、闭合性、简单性和同质性^[21]。根据这个定义,“运动模式”在我们的研究中应定义为视频中集群目标的时空运动趋势。本文通过对包含高层语义信息的特征映射进行无监督的自动分层聚类来分析运动模式。

本文将一种新的基于图模型的分层聚类算法扩展到集群目标的研究中。由于群目标的特殊性,轨迹片段数据量非常大,且无法预知运动模式的数目。该算法不需要预先设定聚类数目,且对大数据量非常有效^[22]。该算法把聚类问题看作是图节点的标记传播问题,对该问题的求解即是节点的权限搜索过程。该过程通过对节点的得分 $Personalize Page Rank Score(PPR)$ 进行遍历,搜索最高权限,直到传播过程收敛为止。

$$PPR_{n+1}(i) = PPR(PPR_n(i)) \quad (6)$$

$$Auth_n(i) = \arg \max PPR_n(i) \quad (7)$$

在本文研究中,每个生成式-判别式混合特征映射被构造为图的一个节点,节点之间的连接反映了特征映射之间的关

系,节点的权重反映了特征映射的相似度。这个过程与mean-shift的模式搜索过程比较相似,但本方法的优点在于只需对每个节点计算一次,且没有特殊的停机准则。

5 实验

为了测试本文提出的方法对于集群目标模式分析的性能,我们在经典数据库中佛罗里达大学密集场景数据库(UCF_Crowds dataset)上做了大量实验,该数据库是密集场景研究的通用数据库。另外,我们还在自己制作的数据库(SJTU_Crowds dataset)上做了测试。并且,本文方法跟目前最新的研究方法^[8]做了大量性能比较,其结果验证了本文方法的有效性和鲁棒性。

数据库UCF_Crowds dataset是由中佛罗里达大学采集的,该数据库包含了大量密集场景的视频,包括行人流、高峰期车辆流、动物群、微生物活动流等。数据库SJTU_Crowds dataset是关于密集群体研究的另一个数据库,该数据库是我们在上海交通大学的一个广场采集。该数据库包含了密集人群运动的40组视频,包含了不同的集群运动:分裂、合并、交叉、发散、直线运动、曲线运动、复杂运动等。该数据库整理完毕后将公布出来。

实验结果如图4和图5所示。图4(a)描述了集市场景,成千上万的人拥挤在集市中。在这种场景下,由于外观极其相似,分辨率低,遮挡极其严重,因此个体信息很难获取,当然也没必要区分每个个体。可以看出,图4(c)展示的轨迹片段能够捕捉到人群的持续运动信息,且很好地去除了微小运动引起的干扰。两个主要的运动模式:左行和右行,被准确地检测出来,在图4(e)中以红色和绿色标示出来。图4(b)展示了十字路口过马路的情形,如图4(c)所示为稳定的行人跟踪结果,且两个反向的运动模式被成功分析出,在图4(f)以红色和蓝色标记出来。

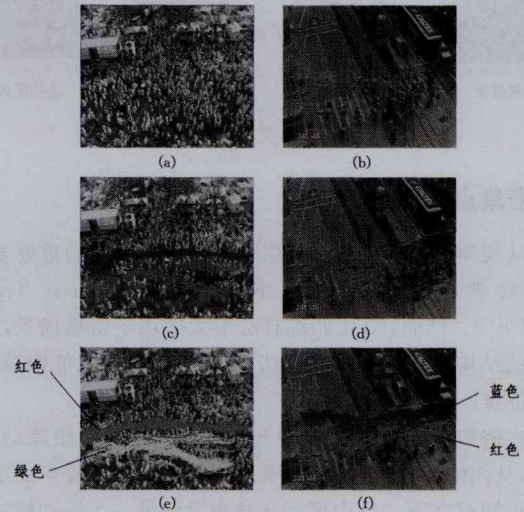


图4 实验结果展示

图5(a)和(b)给出了广场上列队行走的人群场景。从图5(c)和(d)可以看出,轨迹片段能够可靠地反映队列的运动信息。区分反向运动的队列接近时的模式是个难点问题。我们的方法准确地分析出了运动情况,图5(e)成功标示出了两组曲线运动的队列运动模式,图5(f)标示出了非常接近的5组直线运动的队列运动模式。

[1] Zhao T, Nevatia R. Tracking multiple humans in crowded environment [C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Princeton, NJ, USA, 2004, 2: II-406

[2] Khan Z, Balch T, Dellaert F. An MCMC-based particle filter for tracking multiple interacting targets [C]// Computer Vision-ECCV 2004. Lecture Notes in Computer Science Volume 3024, 2004; 279-290

[3] Sugimura D, Kitani K M, Okabe T, et al. Using Individuality to Track Individuals; Clustering Individual Trajectories in Crowds Using Local Appearance and Frequency Trait [C]// Proc. of IEEE Int'l Conf on Computer Vision, 2009

[4] Ali S, Shah M. A lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis [C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2007; 1-6

[5] Ali S, Shah M. Floor fields for tracking in high density crowd scenes [C]//European conference on computer vision, 2008, 2: 1-14

[6] Ali S. Taming crowded visual scenes [D]. University of Central Florida, 2010

[7] Arandjelovic O, Zisserman A. Crowd detection from still images [C]//British Machine Vision Conference, 2008, 1: 523-532

[8] Mehran R, Moore B, Shah M. A streakline representation of flow in crowded scenes [C]// Computer Vision-ECCV 2010, 2010; 439-452

[9] Wang X, Ma X, Grimson W E L. Unsupervised activity perception in crowded and complicated scenes using hierarchical bayesian models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(3): 539-555

[10] Wang C, Zhao X, Zou Y, et al. Detecting motion patterns in dynamic crowd scenes [C]// 2011 Sixth International Conference on Image and Graphics (ICIG). IEEE, 2011; 434-439

[11] Zhou B, Wang X, Tang X. Understanding collective crowd behaviors; Learning a Mixture model of Dynamic pedestrian-Agents [C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012; 2871-2878

[12] Salemi I, Hartung L, Shah M. Scene understanding by statistical modeling of motion patterns [C]//2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2010; 2069-2076

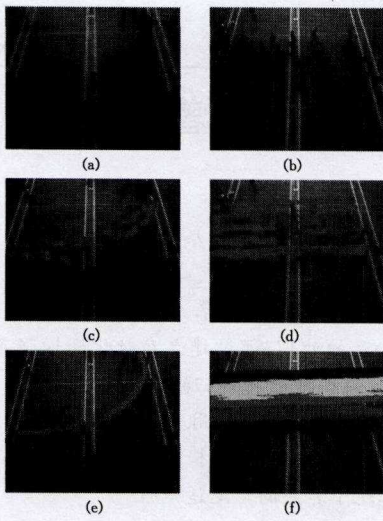
[13] Shi J, Tomasi C. Good features to track [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 1994; 593-600

[14] Sundaram N, Brox T, Keutner K. Dense point trajectories by GPU-accelerated large displacement optical flow [C]// 2010 IEEE European conference on computer vision (ECCV). IEEE, 2010; 438-451

[15] Wang H, Klaser A, Schmid C, et al. Action recognition by dense trajectories [C]// 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2011; 3169-3176

[16] Martin R, Arandjelovic O. Multiple-object tracking in cluttered and crowded public spaces [C]// Advances in Visual Computing, 2010; 89-98

[17] Arandjelovic O. Contextually Learnt Detection of Unusual Motion-Based Behaviour in Crowded Public Spaces [C]//Computer and Information Sciences II, 2012; 403-410



(a) 两队行走场景; (b) 五队行走场景; (c)-(d) 轨迹片段; (e)-(f) 运动模式分析

图5 实验结果展示

为了评估实验性能,我们在每个数据库上选取了6组典型视频,且与真值和目前最新的流迹线方法做了比较。真值是由人工标定获得的,不同方法所得到的主要运动模式的数目比较如图6和图7所示。从比较结果可以看出,本文方法与真实情况大多符合,性能比流迹线方法的性能优越。通过分析,主要原因在于:运动规则的设定能够保证运动轨迹片段获取的可靠性,这为后续高层信息的提取提供了准确的基础信息;混合特征映射反映了有区分性的运动语义信息,且该特征映射的表达形式使分析阶段的模式聚类方法的性能大大提高。

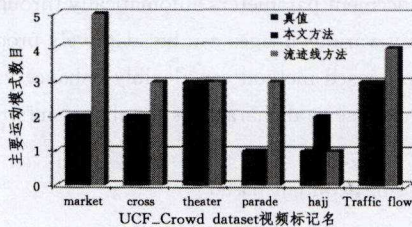


图6 UCF_Crowds dataset 数据库性能评估

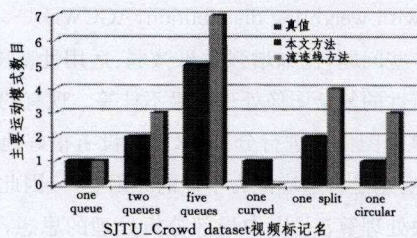


图7 SJTU_Crowds dataset 数据库性能评估

结束语 本文提出了密集场景下运动模式的无监督分析方法。本文根据心理学和流体力学等学科的原理,设定密集场特有的运动规则来获取轨迹片段,对轨迹片段学习出基于产生式-判别式混合特征映射的高层语义信息,之后通过自动分层聚类分析集群目标运动模式。本文在 UCF_Crowds dataset 数据库和 SJTU_Crowds dataset 数据库上进行了实验验证,实验结果能够准确反映出当前运动的真实模式分布,体现了本文方法的有效性。

挖掘更多的描述集群目标运动的有效特征,探索集群目标运动的运动模型,并将其应用于针对密集场景的场景理解研究之中,是今后的研究方向。

(下转第 143 页)

工作,这样,能够在满足实际使用要求的前提下最大限度地降低无线传感器节点的功耗。

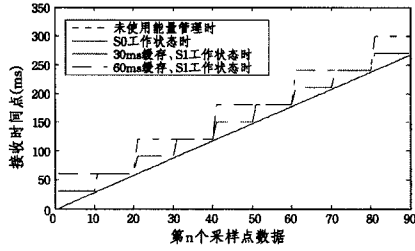


图8 不同工作状态下单向传感器采样数据接收时间点

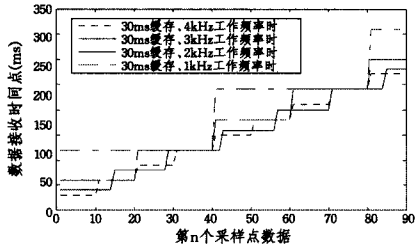


图9 S2工作状态和不同频率时单向传感器采样数据接收时间点

从以上分析可知:

(1)基于改进的动态能量管理后的无线传感器节点节能技术设计,能够有效地降低无线传感器节点的能耗,大大延长了无线传感器节点的连续工作时间;

(2)改进的能量管理将无线传感器节点的工作状态划分为3种不同的工作状态(关闭状态除外),这3种工作模式随着工作进程的加深,能耗降低,数据传输迟滞现象也越来越明显;

(3)根据实际测量对象特征,无线传感器设计的3种节能工作模式可调整为某一合适的工作模式,亦可动态地切换不同的工作模式,以在满足实际测量需要的同时,最大限度地节省能耗;

(4)根据实际被测对象对数据传输实时性要求的不同,选择合适的工作模式:当实时性要求高时,选择S0工作模式;当实时性要求不高时,可选择S1工作模式;当实时性要求不高,且被测对象特征频率较低时,可选择S2工作模式,并通过DVS技术将微处理模块的工作频率调整到与被测对象相一致,以提高无线传感器节点的环境适应性,最大限度地降低能耗。

结束语 本文从无线传感器节点各组成模块的能耗情况出发,分析了各组成模块节能的可能性,借鉴目前较多的基于事件触发型无线传感器节点的动态能量管理节能技术,将无线传感器节点各节能方式通过不同的节能组合模式,提出了基于命令控制型无线传感器节点的改进型动态能量管理技术,建立了无线传感器节点的能耗模型,并对不同工作模式下

的能耗进行量化分析。分析结果表明,提出的基于改进的动态能量管理的无线传感器节点节能技术能够有效地降低无线传感器的工作能耗,这为下一步无线传感器节点的节能改进设计打下了良好的基础。

当然,基于动态能量管理的无线传感器节点节能技术研究还可通过其他方式来实现,如,通过研究无线发射模块发射功率与距离的关系来动态地调整无线发射模块的发射功率,可进一步达到节能的目的,但此时需要引入定位技术,这也将增加无线传感器节点的耗能,且在某些场合由于无线传感器节点与基站的相对距离可能会相对固定,功率调整范围会相对较小,在这种情况下节能效果如何,还有待今后进一步研究。

参考文献

- [1] 杜晓通. 无线传感器网络技术与工程应用[M]. 北京:机械工业出版社,2010
- [2] 于凯,谢志军,金光,等. 低功耗无线传感器网络节点设计与实现[J]. 微电子学与计算,2012,29(9):157-159
- [3] Bhattacharjee D, Kumar S, Kumar A, et al. Design and Development of Wireless Sensor Node[J]. International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSSE), 2010, 2(7): 2431-2438
- [4] Sinha A. Dynamic power management in wireless sensor networks[J]. IEEE Design & Test of Computers, 2001(18):62-74
- [5] 孙利明,李建中,陈渝,等. 无线传感器网络[M]. 北京:清华大学出版社,2005
- [6] Li Xi, Zhang Hui. Dynamic Voltage Scaling in Wireless Sensor Networks[J]. Computer Simulation, 2008, 25(7)
- [7] Tian Feng-min, Chen Xiang-dong, Zhang Chuan-wu. ynamic power management in wireless sensor network[J]. Journal of Transducer Technology, 2005, 24(11)
- [8] Lin Chuan, He Yan-Xiang, Xiong Nai-xue. An Energy-Efficient Dynamic Power Management in Wireless Sensor Networks[C]// Fifth International Symposium on Parallel and Distributed Computing, 2006
- [9] Pantazis N A, Vergados D D. A Survey on Power Control Issues in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, IEEE, 2007, 9(4): 86-107
- [10] 王雪. 无线传感器网络测量系统[M]. 北京:机械工业出版社, 2007
- [11] Vasanth V, Michael F. Power Reduction Techniques for Micro-processor System[J]. ACM computing survey, 2005, 37(3): 195-237
- [12] 张志涌. 精通 MATLAB R2011a[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2011

(上接第109页)

- [18] Li X, Lee T S, Liu Y. Hybrid generative-discriminative classification using posterior divergence [C]// 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2011: 2713-2720
- [19] Wu Z, Li X, Zhao X, et al. Hybrid generative-discriminative recognition of human action in 3D joint space [C]// Proceedings of the 20th ACM international conference on Multimedia. 2012: 1081-1084
- [20] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected

- applications in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286
- [21] Hu M, Ali S, Shah M. Learning motion patterns in crowded scenes using motion flow field [C]// Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'08). Cite-seer, 2008
- [22] Cho M, MuLee K. Authority-shift clustering: Hierarchical clustering by authority seeking on graphs [C]// 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2010: 3193-3200