

# 应用自适应多测量融合粒子滤波的视场跟踪

田 隽<sup>1,2</sup>, 钱建生<sup>1</sup>, 李世银<sup>1</sup>, 厉 丹<sup>1</sup>

(1. 中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008;

2. 徐州工程学院 信电工程学院, 江苏 徐州 221008)

**摘要:** 针对矿井跟踪视场中由于单一线索对目标特征描述缺乏可分性以及多线索融合策略对场景变化缺乏自适应性导致人员跟踪失效的问题, 提出了基于自适应多测量融合粒子滤波的矿井人员跟踪算法。将粒子邻域光流统计信息表征的运动性作为线索建立运动光流直方图模型, 并与颜色相融合建立多观测模型。将单观测估计状态粒子区域与融合估计粒子区域的质心距离作为单观测模型贡献率度量因子, 定义了观测权值自适应策略, 实现了粒子观测模型与跟踪目标状态特征的同步变化; 通过建议重采样函数对粒子落入低观测似然时进行有效的采样补偿, 增强了跟踪的鲁棒性。实验结果表明, 本算法能够有效地解决矿井跟踪视场下(背景复杂)由于场景变换而导致跟踪目标丢失的问题; 将本文算法与基于颜色和基于颜色与帧差分融合的粒子滤波算法做状态估计均方误差比较, 结果表明, 状态估计准确率提高了 1.57 倍。

**关键词:** 视场跟踪; 运动光流直方图; 多观测模型; 观测权值自适应; 粒子滤波

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20101810.2254

## Visual tracking with adaptive multi-cue fusion particle filter

TIAN Jun<sup>1,2</sup>, QIAN Jian-sheng<sup>1</sup>, LI Shi-yin<sup>1</sup>, LI Dan<sup>1</sup>

(1. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining & Technology, Xuzhou 221008, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Xuzhou Institute of Technology, Xuzhou 221008, China)

**Abstract:** As the target-tracking in coal mines using a single-cue lacks discrimination of target features and strategies using the multi-cue fusion lack the adaptation to changes of scene, a novel particle filter algorithm based on adaptive multi-cue fusion models was proposed for object-tracking. An optical flow histogram was established based on particle motion, then, the optical flow was fused with color information to obtain a multi-cue based observation model. An adaptive strategy of observation model weights was implemented by taking the centroid distance between the single-cue observation model and multi-cue fusion model as the contribution factor of the single-cue observation model. When it was implemented, the particle observation model would change with the object characteristics. The particle re-sampling was achieved by a proposal re-sampling when weights of single-cue observation model were all below a threshold. The results show that the tracking algorithm is an effective solution to tracking failure due to changes of scene in coal mines. The accuracy of estimation has increased by 1.57

收稿日期: 2009-12-15; 修订日期: 2010-03-10.

基金项目: 国家 863 高技术研究发计划(重点)资助项目(No. 2008AA062200); 江苏省产学研联合创新基金资助项目(No. BY2009114)

times as compared with those of other particle filter algorithms.

**Key words:** visual tracking; moving optical flow histogram; multi-observation model; adaptive weights of observation model; particle filter

## 1 引 言

基于视频分析技术的矿井危险区域目标跟踪与识别系统是智能视觉监控技术在煤矿的重要应用,使煤矿综合自动化系统与基于图像识别的报警联动成为可能,而目标跟踪作为其关键技术直接决定了系统性能。

矿井工作环境的复杂性致使跟踪目标状态概率分布具有非线性、非高斯、多模态的特点,因此矿井目标跟踪系统多采用基于贝叶斯原理的序贯蒙特卡罗粒子滤波<sup>[2-3]</sup>作为状态预估器。粒子滤波(Particle Filtering, PF)以带权值的粒子样本逼近系统状态后验分布,对系统模型和噪声分布没有限制<sup>[4]</sup>。粒子预估器的跟踪性能极大程度上取决于观测模型的选择,即所选观测模型对跟踪目标是否具有良好可分性以及多线索融合策略下各观测权值对场景变化是否具备自适应性。关于以多线索融合建立粒子滤波观测模型的问题,国内外学者提出了不同算法,文献[5]针对单一颜色模型缺乏像素空间信息的问题,分别将颜色和语音,颜色和运动差分融合,利用线索特征的互补性解决特征模糊性问题;文献[6]将颜色与 SIFT 特征融合建立观测模型,DOG 备选特征点虽在目标外观上具有可分性,但与目标运动独立,如杂乱背景会产生大量 DOG 点,但这些点与目标运动无关,显然,只有包含大量运动信息的特征点才能为运动目标跟踪提供可靠线索。而如何设计一个融合策略使多特征达到优化融合,是此类算法的关键。目前多数基于多线索融合的跟踪方法对各特征采用了固定权值<sup>[7-9]</sup>,此算法的不足在于当目标场景发生变化时,融合模型不具有时变性,不能适时调整各线索权值而导致跟踪失效;文献[10]中 Martin Spengler 等人利用颜色、光强和运动差分建立观测模型,在民主融合策略下实现自适应调整,并分别应用到单假设和多假设跟踪,但该论文对线索调节因子的实现只是给出了理论框架。

综合以上文献分析,考虑矿井跟踪视场的背景复杂性会使单一线索难以完整地描述目标特

征,而跟踪目标的可分性特征具有随跟踪场景变化的特点,本文提出了基于自适应多测量融合粒子滤波的矿井人员跟踪算法,以粒子邻域光流信息建立运动光流直方图,与颜色直方图融合建立观测模型,并依据单观测模型贡献率度量因子动态调节观测权值,实现了粒子观测模型与跟踪目标状态特征的同步变化,定义了建议重采样函数对粒子落入低观测似然时进行采样补偿,有效克服了观测失效时的粒子扩散,实验结果证明本文算法能够实现矿井跟踪视场下(背景复杂、场景变换)对目标的准确定位。

## 2 经典粒子滤波算法

粒子滤波实质是基于蒙特卡罗方法的贝叶斯滤波,以数值逼近的方法来求解高维变量的积分。粒子滤波的核心思想是以一系列离散随机采样点(粒子)来近似系统随机变量的概率密度函数,以样本均值代替积分,当样本点数增至无穷大时,粒子滤波器接近于最优贝叶斯估计<sup>[4,11]</sup>。假设系统描述如式(1)、(2)所示:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}), \quad (1)$$

$$z_k = h_k(x_k, w_k), \quad (2)$$

其中: $x_k$  为  $k$  时刻目标状态, $z_k$  为  $k$  时刻状态观测, $v_k$  和  $w_k$  分别为系统状态噪声和观测噪声。假设  $x_k$  服从一阶 Markov 过程,在贝叶斯估计框架下状态预测与更新如式(3)、(4)所示:

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1}, \quad (3)$$

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})}, \quad (4)$$

其中:  $p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k$ .

PF 用一组带权值粒子  $\{(X^i, \omega^i), i=1, \dots, N\}$  表示后验概率。在粒子滤波框架下,系统状态转移模型  $p(X_i | X_{i-1})$  决定了粒子的状态演进,而每个粒子的权值更新由观测模型测量概率  $p(Z_i | X_i)$  决定。因此状态转移概率模型和观测模型的

建立是粒子滤波框架中的两个重要环节。

### 3 自适应多测量融合 PF 跟踪算法

#### 3.1 状态转移概率模型

参考区域可在初始帧中通过手动选取,本文以椭圆表示目标区域,定义参考区域  $R^* = (x^*, y^*, w^*, h^*)$ ,其中  $x^*, y^*$  为椭圆区域中心坐标,  $w^*, h^*$  为椭圆长短轴。定义系统状态向量  $\mathbf{X}_n = (x_n, y_n, \alpha_n) \in \chi, \chi$  为状态空间,  $\alpha_n$  为尺度因子。则备选区域定义为  $R_{x_n} = (x_n, y_n, \alpha_n w^*, \alpha_n h^*)$ 。本文采用 Auto-regression(AR)模式来描述  $t-1$  时刻第  $n$  个粒子到  $t$  时刻该粒子的状态转移。系统动态模型如式(5):

$$\mathbf{X}_t^{(n)} = \mathbf{A}\mathbf{X}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{V}_{t-1}^{(n)}, \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{V}_{t-1}^{(n)}$  为  $t-1$  时刻系统噪声,表征状态转移模型与目标真实运动模型之间的差异。以上参数均可通过图像序列的学习得到。

#### 3.2 观测模型

##### 3.2.1 颜色模型

本文采用归一化直方图的 RGB 颜色空间建模。颜色直方图用  $B$  个区段表示,参考区域颜色直方图定义为  $h_{\text{ref}}^c = \{h_{1,\text{ref}}^c, \dots, h_{B,\text{ref}}^c\}$ ,同理,备选区域颜色直方图定义为  $h_x^c = \{h_{1,x}^c, \dots, h_{B,x}^c\}$ ,其中  $h_{i,x}^c = C_H \sum_{u \in B_x} \delta_i(b_u^c)$ ,  $i = 1 \dots B$ ,  $C_H$  为归一化常数,  $b_u^c$  为点  $(x, y)$  的直方图索引值,  $\delta$  为 Kronecker delta 函数。采用 Bhattacharya 距离度量  $h_{\text{ref}}^c$  和  $h_x^c$  颜色分布的相似性,定义如式(6)。指数化颜色分布相似性即产生颜色似然,定义如式(7)。

$$D(h_1, h_2) = (1 - \sum_{i=1}^B \sqrt{h_{i,1} h_{i,2}})^{1/2}, \quad (6)$$

$$p(y^c + x) \propto \exp(- \sum_{c \in \{\text{RGB}\}} D^2(h_x^c, h_{\text{ref}}^c) / 2\sigma_c^2). \quad (7)$$

##### 3.2.2 运动光流模型

光流场作为相关运动的结果,显式的捕获目标运动的幅值和方向,且不需要事先对目标运动建模,因此本文将粒子邻域光流统计信息表征的运动性作为该粒子的运动约束,并与颜色相融合,解决了目标特征的可分性,增强了目标跟踪的鲁棒性。受 SIFT 描述子<sup>[12]</sup>启发,通过对关键点邻域栅格化,以栅格集的方式获得对小形变的鲁棒性。由于光流和外观梯度(如 DOG)有相同的性

质(幅值和方向),关键点邻域直方图统计方法可应用到光流矢量,以此来增强抗遮挡和形变的鲁棒性。

以运动方向和运动强度表征区域运动特性,运动光流模型下粒子权值的实质是粒子与定位区域运动特性的相似度。文献[13]给出了光流直方图(Optical Flow Histogram, OFH)的性质,利用区域 OFH 的重心以及重心与中心的距离分别与区域运动方向、运动强度的近似线性关系,并假设定位区域 OFH 中真实目标区域对定位区域运动特性的贡献大于伪目标区域,由此得到参考光流直方图  $h_{\text{ref}}^{\text{of}} = \{h_{1,\text{ref}}^{\text{of}}, \dots, h_{m,\text{ref}}^{\text{of}}\}$ ,运动光流模型似然函数实现过程如下:

(a) 采用 Lucas-kanade 光流法<sup>[14]</sup>获得  $p(x_i, y_i)$  粒子为中心的邻域内各点光流幅值和方向,  $m(x, y) = \sqrt{v_u^2 + v_v^2}, \theta(x, y) = \tan(v_v/v_u)$ ,邻域大小为  $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$  栅格,如图 1 所示;

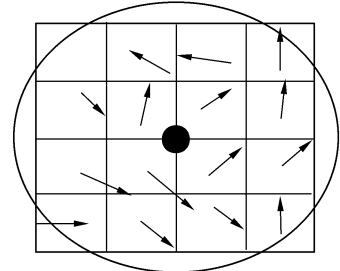


图 1 粒子区域光流矢量

Fig. 1 Optical flow vectors of particle region

(b) 将  $\theta(x_i, y_i)$  作为邻域光流主方向,将邻域内光流旋转至主方向,获得旋转不变性;

(c) 运动光流直方图由 8 区段构成,一个区段包含  $45^\circ$ ,区段幅值由邻域内各点光流幅值经高斯窗口加权后累计得到,如图 2 所示;

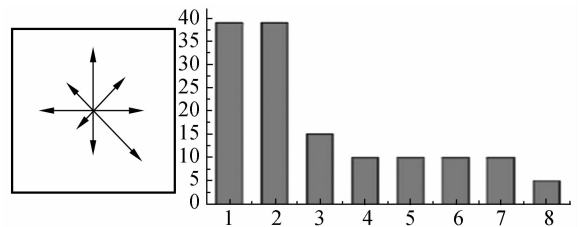


图 2 运动光流直方图

Fig. 2 Moving OFH

(d) 设  $p(x_i, y_i)$  所在邻域的光流观测直方图为  $h_x^{\text{of}} = \{h_{1,x}^{\text{of}}, \dots, h_{m,x}^{\text{of}}\}$ , 则光流似然函数定义为  $p(y^{\text{of}} | x) \propto \exp(-D^2(h_x^{\text{of}}, h_{\text{ref}}^{\text{of}})/2\sigma_{\text{of}}^2)$ ,  $\sigma_{\text{of}}$  为光流运动似然标准差。

### 3.3 观测权值自适应策略

根据跟踪目标随时间和场景变化所呈现出的可分性特征也相应变化的情况, 本文定义的观测权值自适应策略, 将观测权值与单观测模型对融合模型的贡献率结合, 将单观测估计状态粒子区域与融合模型估计状态粒子区域的质心距离作为单观测模型贡献率的度量。

观测权值自适应策略定义如下:

(a) 基于单观测模型统计独立的假设下, 状态  $X_t$  的融合观测模型的似然函数如式(8):

$$p(y_k | X_k^i) = p(y_k^c | X_k^i) \alpha_k^c p(y_k^{\text{of}} | X_k^i) \alpha_k^{\text{of}}, \quad (8)$$

式中  $\alpha_k^{\text{of}}$  表示观测权值;

(b)  $q_k^{\text{of}}$  表示观测权值调节因子,  $E_k^{\text{of}}$  表示单观测估计粒子区域与融合测量估计粒子区域的质心距离,  $q_k^{\text{of}}$  由式(9)得到:

$$q_k^{\text{of}} = e^{-\beta E_k^{\text{of}}}, \quad (9)$$

式中  $\beta = 2$ ;

(c) 对权值的预测  $\alpha_k^{\text{of}}$ , 由式(10)得到:

$$\tau \alpha_k^{\text{of}} = q_k^{\text{of}} - \alpha_k^{\text{of}}, \quad (10)$$

式中  $\tau$  为  $\alpha_k^{\text{of}}$  调节速度。

当跟踪目标的可分性特征出现渐变时, 比如对巷道人员进行跟踪, 当目标静止时跟踪人员工帽颜色分布具有高可分性, 颜色模型观测权值  $\alpha_k^c$  处于上升状态; 当背景出现相似颜色分布的干扰, 而目标开始运动, 颜色模型失效, 此时  $\alpha_k^c$  被抑制, 而运动光流模型观测权值  $\alpha_k^{\text{of}}$  处于上升状态, 即下一时刻目标运动光流模型对真实状态的估计更可靠贡献率更大。

### 3.4 建议重采样

由于目标场景的变化, 没有一种或者几种观测模型对于目标状态估计具有绝对可分性, 因此当颜色和运动光流两种模型的观测权值均低于阈值, 即  $\alpha_k^{\text{of}} < Th$  时, 如粒子定位区域附近出现颜色分布近似的干扰物, 同时目标由运动转为静止或者目标被部分/完全遮挡, 此时颜色与运动光流模型均失去可分性, 融合观测似然  $p(y_k | X_k^i)$  降低, 导致大量粒子落入低观测区域, 粒子扩散从而失去对目标的定位, 因此定义建议重采样函数作

为对观测模型的采样补偿对预估器重新初始化。

建议重采样的目的是要使得处于静止或者被部分/完全遮挡的目标区域状态粒子能够被采样。通过在定位区域的子区域内评价直方图相似度来建立建议分布, 子区域是以粒子  $p(x_i, y_i)$  为中心的  $N_m$  像素邻域(取  $N_m = 10$ ), 若定位子区域若满足  $D^2(h_i^M, h_{i,\text{ref}}^M) > \tau^M$ , 其中  $h_{i,\text{ref}}^M = 1/B$ ,  $i = 1 \dots m$ , 则该子区域被保留, 定义为高运动差异区域, 定义  $p_i'(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, \dots, N_m$  来表示区域内的点。为了保持目标运动轨迹的平滑性, 建议重采样一部分是由系统状态转移模型得到。建议重采样函数定义如式(11)。建议重采样后, 预估器被重新初始化, 粒子权值以及各观测权值均回到初始值。

$$\hat{p}(X_t | Z_{t-1}) \propto \beta_{\text{rel}} p(X_t | X_{t-1}) + 1 - \beta_{\text{rel}} / N_m \sum_{i=1}^{N_m} N((x_t, y_t) | P_i', (\sigma_x^2, \sigma_y^2)). \quad (11)$$

## 4 试验仿真与分析

本文算法在 VC++ 6.0 和 matlab 混合编程下实现, 基于 RGB 颜色模型的 PF 跟踪代码参考了 Sebastien Paris 的 Particle Filter Color Tracker 的 matlab 实现, 用 VC 实现了运动 OFH 模型和观测权值自适应调节, 建议重采样函数的代码参考了 Patrick Pérez 的 Data Fusion for Visual Tracking with Particles 的代码。

为了说明算法的有效性, 分别在室内场景视频序列和桃园煤矿副井口视频序列进行试验。粒子数  $N_p = 300$ , 建议重采样阈值  $Th = 0.38$ , 即  $\alpha_k^{\text{of}} < 0.38$  时按式(11)重采样, 高运动差异点判断阈值  $\tau^M = 0.7$ , 建议重采样比例权值  $\beta_{\text{rel}} = 0.75$ 。

使用 1 台 DS-2CC102P 摄像机对室内场景进行数据采集, 图像分辨率为  $352 \times 288$ , 采集帧率 25 frame/s。采集图像如图 3。图 3(a)~(e) 为单 RGB 颜色模型跟踪序列, 由于目标颜色是最具持续性的特征, 当目标颜色分布具有绝对可分性时, 使用单颜色线索模型的跟踪算法在目标经历强形变和外观变化的时候仍然具有强鲁棒性, 如图 3(a)、(b)。当背景区域出现与目标颜色分布相似的干扰物时, 似然函数产生大量备选模型, 黑板的颜色分布与跟踪目标衣服颜色分布相似, 由此产生的特征模糊度导致跟踪失效, 如图 3(c)、(d)

和(e)。

图 3(f)~(j)为单运动光流模型跟踪序列,将粒子为中心的邻域内一定量光流作为该粒子的运动约束,当跟踪目标处于运动的状态下,该模型具有高可靠性和跟踪准确度,如图 3(f)。但是运动光流具有间歇性,当目标停止运动便不再产生定

位信息,此时粒子扩散甚至丢失目标,如图 3(g)、(h)、(i)和(j)。

图 4 为本文算法在桃园矿副井口视频序列目标跟踪试验结果,(a)为手动设置跟踪目标,线索权值初始化  $\alpha_i = \alpha_i^{of} = 0.5$ ,到 1 237 frame,目标由运动转为静止,运动光流线索被抑制,  $\alpha_i^{of}$  下降至 0.3,

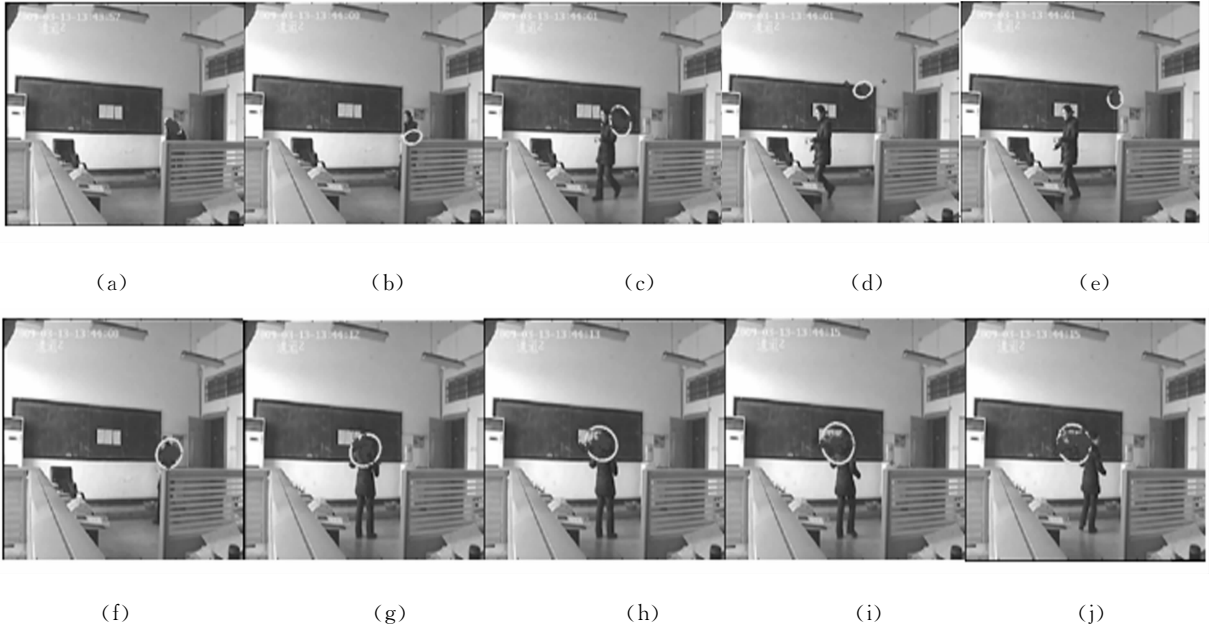


图 3 单线索特征模糊性

Fig. 3 Ambiguity of single cue model

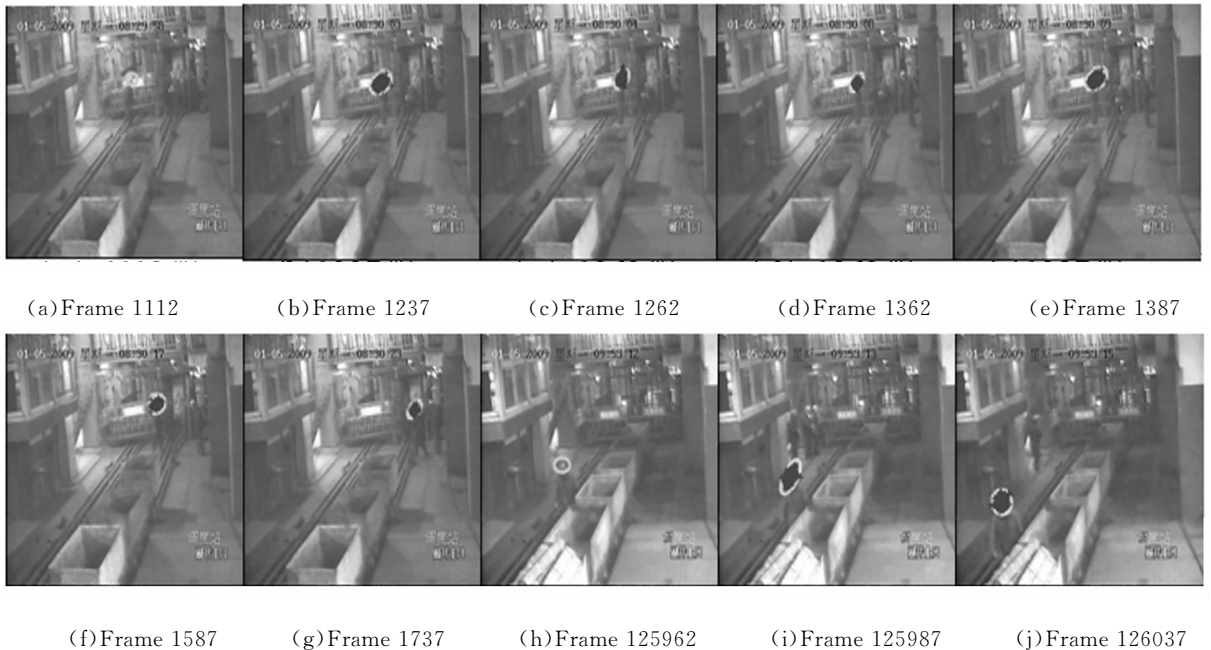


图 4 自适应多观测融合模型

Fig. 4 Adaptive multi-observation fusion model

颜色线索成为具有可分性的特征,可靠性增强,  $\alpha_i^c$  上升至 0.64;到 1 262 frame,  $\alpha_i^{of}$  降至 0.12, 颜色线索继续作为目标定位的主要信息,如图 4(b)(c);1 362 frame 视场内出现与目标定位区域颜色分布相似干扰物(矿工安全帽颜色相同),由此产生的特征模糊性使得颜色线索不再可靠,  $\alpha_i^c$  下降至 0.27, 目标仍然静止,  $\alpha_i^{of}$  为 0.12, 满足  $\alpha_i^{c/of} < 0.38$  的建议重采样条件,定位区域中的静止点作为重采样条件中的高运动差异点被保留采样,如图 4(d)(e),由于建议重采样函数所做出的采样补偿使得状态粒子并没有因为落入低似然而使粒子丢失对目标的定位;到 1 587 frame, 目标开始运动,运动光流线索再次变得可靠,  $\alpha_i^{of}$  上升至 0.71,如图 4(f)(g)。125 962 frame 重新设置跟踪目标,在背景颜色分布近似的干扰下,颜色线索被抑制,处于运动状态的目标,特征模糊性通过颜色和运动光流线索的融合得到改善,运动光流线索成为主要定位信息,如图 4(i),(j)。

图 5 显示了本文观测权值自适应策略下权值变化情况,由此看出,本文的多特征融合算法可根据目标特征的变化对相应观测模型权值做出预测,当跟踪目标的可分性特征出现渐变时,可动态调整观测模型对融合跟踪的贡献率。当颜色与运动光流模型均失去可分性(目标静止且背景出现相似颜色分布干扰物,如图 5 所示,1 387 frame,  $\alpha_i^{of} = 0.1, \alpha_i^c = 0.14$ ), 融合观测似然  $p(y_i | X_i^f)$  降低,本文建议重采样函数作为对观测模型的采样补偿使采样粒子继续获得对目标位置的准确定位。

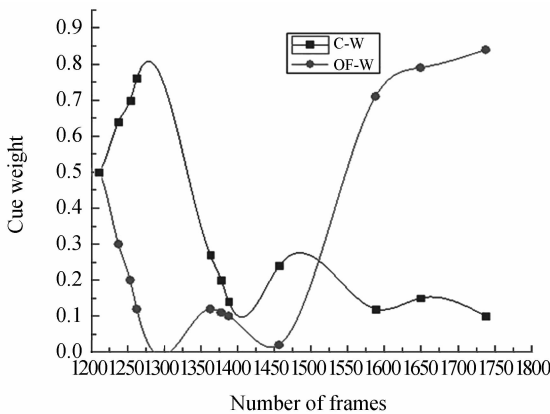


图 5 观测权值自适应变化曲线

Fig. 5 Adaptive change curves of observation weights

为了综合评价本文多测量自适应融合算法对粒子滤波目标跟踪效率的影响,将跟踪算法对目标状态的估计值与目标真实状态值间的差异作为算法有效性度量,将基于单颜色 RGB 线索模型的 PF (C-PF)、基于颜色和帧差分融合的 PF (CD-PF)与本文多测量自适应融合的 PF (COF-PF) 进行状态均方误差 (Mean Square Error, MSE) 的比较。如图 6 所示,COF-PF 的状态均方误差远远小于 C-PF 和 CD-PF, 本文算法的状态估计结果基本与目标真实状态吻合,在 100 次的目标跟踪试验中,本文算法对目标状态估计的均方误差基本接近于 0。从 MSE 比较可以看出,本文算法对状态估计的准确性明显优于其他 PF 算法,总体准确率提高 1.57 倍。

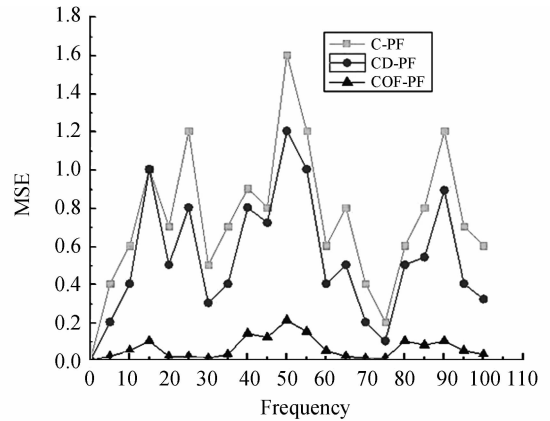


图 6 3 种粒子滤波算法状态估计 MSE 比较

Fig. 6 MSE comparison of three particle filter algorithms

### 5 结 论

根据本文定义的自适应多测量融合粒子滤波跟踪算法,对背景复杂的矿井监控视频序列进行了试验,并将本文算法与基于颜色、基于颜色和帧差分融合的粒子滤波算法进行目标状态估计准确率比较,对试验和比较结果进行了评价。

矿井跟踪视场的背景复杂性使得单一线索对目标特征的描述缺乏可分性,且目标的可分性特征具有随跟踪场景变化的特点。本文采用粒子邻域光流统计信息表征的运动性作为线索建立运动光流直方图模型,并与颜色相融合建立多观测模型。通过单观测模型贡献率度量因子动态调节观测权值,实现粒子观测模型与跟踪目标状态特征

变化的自适应。当跟踪目标的可分性特征出现渐变时,本文的多特征融合算法具有根据目标特征的变化对相应观测模型权值做出预测的特点,更适合于复杂多变的矿井监控视场,又为状态估计准确性的提高提供了可能。由于目标场景的变化使得任何一种或者几种观测模型的融合对目标描述都不具备绝对可分性,当观测模型失效,粒子会

失去对目标的定位。本文通过建议重采样函数作为对粒子落入低观测时的采样补偿策略,既保留了目标高运动差异点又保持了目标运动轨迹的平滑性。实验数据表明了本文建议重采样策略的有效性。将本文算法与基于颜色、基于颜色和帧差分融合的粒子滤波算法比较,状态估计准确率提高了 1.57 倍。

## 参考文献:

- [1] SHALOM Y B, RONG L X. *Estimation and Tracking: Principles, Techniques, and Software* [M]. Boston: Artech House, 1992.
- [2] DOUCET A, de FREITAS. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [3] ARNAUD D, SIMON G. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.
- [4] ISARD M, BLAKE A. Condensation-Conditional density propagation for visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [5] PATRICK P, VERMAAK J. Data fusion for visual tracking with particles [J]. *IEEE*, 2004, 92(3): 495-513.
- [6] WU P L, KONG L F. Particle filter tracking based on color and SIFT features[C]. *Audio, Language and Image Processing*, Shanghai, 2008: 932-937.
- [7] BRADSKI GARY R. Computer vision face tracking as a component of a perceptual user interface [C]. *Proceedings of IEEE Workshop Applications of Computer Vision*, Princeton, 1998: 214-219.
- [8] TAO X, CHRISTIAN D. Monte carlo visual tracking using color histograms and a spatially weighted oriented hausdorff measure [C]. *Proceedings of the Conference on Analysis of Images and Patterns*. Groningen, 2003: 190-197.
- [9] KWOLEK B. Stereovision-based head tracking using color and ellipse fitting in a particle filter[C]. *In Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision*, Prague, 2004: 192-204.
- [10] SPENGLER M, SCHIELE B. Towards robust multi-cue integration for visual tracking [J]. *Machine Vision and Applications*, 2003, 14(1): 50 - 58.
- [11] 刘贵喜, 马涛. 应用最小偏度采样的 UPF 算法[J]. *光学 精密工程*, 2008, 16(4): 746-751.
- LIU G X, MA T. Unscented particle filtering algorithm using minimal skew sampling[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4): 746-751. (in Chinese)
- [12] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] 管志强, 陈钱. 基于光流直方图的云背景下低帧频小目标探测方法[J]. *光学学报*, 2009, 28(8): 1496-1501.
- GUAN ZH Q, CHEN Q. Dim target detection based on optical flow histogram in low frame frequency in clouds background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 28(8): 1496-1501. (in Chinese)
- [14] LUCAS B D, KANADE T. An Iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]. *Proc 7th International Joint Conf on Artificial Intelligence*, Vancouver, 1981: 674-679.

## 作者简介:



田 隽(1981—),女,重庆渝中人,博士研究生,助教,2007 年于中国矿业大学获得硕士学位,主要从事计算机视觉及智能视觉监控在矿井危险区域的应用方面的研究。E-mail: tian\_jun2328@tom.com



李世银(1971—),男,四川人,教授,硕士生导师,2002 年、2008 年于中国矿业大学分别获得硕士、博士学位,主要从事通信与信息系统、计算机网络与通信等方面的研究。E-mail: lishiyin@cumt.edu.cn



历 丹(1981—),女,江苏徐州人,博士研究生,2006 年于中国矿业大学获得硕士学位,主要从事计算机视觉、虚拟现实等方面的研究。E-mail: lidanonline@163.com

## 导师简介:



钱建生(1964—),男,浙江桐乡人,教授,博士生导师,1985 年于西安电子科技大学获得学士学位,1988 年于中国科学院西安光学精密机械研究所获得硕士学位,2003 年于中国矿业大学获得博士学位,主要从事宽带网络技术及应用、智能视觉、矿井通信与监控、光电电子技术及应用等方面的研究。E-mail: qianjsh@cumt.edu.cn

## ●下期预告

## 二维硅薄膜光子晶体波导的设计及制作

崔乃迪<sup>1,2</sup>,梁静秋<sup>1</sup>,梁中翥<sup>1</sup>,周建伟<sup>1,2</sup>,宁永强<sup>1</sup>,王维彪<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 应用光学国家重点实验室,吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

为了制作可用于通信波段的二维硅光子晶体波导,对光子晶体波导的设计方法及制作工艺进行研究。首先,应用平面波展开法计算了两种空气孔型光子晶体结构的 TE 波禁带,经筛选最终采用三角晶格空气孔结构。然后引入线缺陷,利用平面波展开法计算引入缺陷后二维三角晶格空气孔型光子晶体波导结构的 TE 波禁带,经对比发现归一化频率为 0.295 7 的缺陷态最为适宜用来制备光子晶体波导,并据此设计了用于 1.55  $\mu\text{m}$  波段的二维三角晶格空气孔型光子晶体波导,其结构参数为:晶格周期  $a=458\text{ nm}$ ,空气孔直径为  $D=339\text{ nm}$ ,并对设计结构参数进行了容差计算:误差在  $-3.95\sim 5.65\text{ nm}$  范围内方能满足设计要求。最后使用聚焦离子束刻蚀工艺,制作了所设计的波导结构,并进行了测试。测试结果表明样品实际晶格周期  $a=463\text{ nm}$ ,空气孔直径  $D=344\text{ nm}$ ,比设计值大 5 nm,在容差允许范围内,达到了结构设计指标,满足设计要求。