

文章编号:1007-2780(2014)04-0617-06

基于子空间的目标跟踪算法研究

李静宇*,王延杰

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033)

摘要:末制导跟踪阶段,导弹的飞行姿态,弹体与目标的距离以及目标自身的运动姿态和形态均会发生较大的变化,采用单一固定模板无法实现稳定跟踪。本文提出一种新的基于子空间的运动目标跟踪算法,首先采用一组正交的稀疏子空间特征向量表示目标模型,然后采用增量方法不断更新子空间模型,以适应由于目标内在和外在因素所造成的在外观上的变化,从而提高跟踪精度;采用重要性采样算法以及最大似然估计,解决复杂的优化问题。实验结果表明,当摄像机与背景发生较大相对运动以及目标姿态发生剧烈变化时,仍然能够实现对目标的持续稳定跟踪,平均跟踪误差小于 10 个像素。基本满足末制导跟踪系统的稳定性和鲁棒性等要求。

关键词:末制导;目标跟踪;子空间;稀疏矩阵

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20142904.0617

Subspace based target tracking algorithm

LI Jing-yu*, WANG Yan-jie

(*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China*)

Abstract: In terminal guidance tracking phase, the missile's flight attitude, the distance from missile to the target and target's moving status and appearance change a lot. Using a single fixed template cannot achieve stable tracking. In this paper, a new subspace-based moving target tracking algorithm is proposed. First, a set of orthogonal sparse subspace feature vectors are used to describe target model. Then, using incremental method to continuously update the subspace model to accommodate the target changes in appearance which is caused by intrinsic and extrinsic factors, therefore, the tracking accuracy is improved. Finally, importance sampling algorithm and maximum likelihood estimation are applied to solve complex optimization problems. Experimental results show that when the camera and the background suffer larger relative motion and target status changed dramatically, the algorithm can still be able to achieve sustained and stable tracking, and the average tracking error keeps less than 10 pixels. It can satisfy the system requirements of stability and robustness for terminal guidance tracking.

Key words: terminal guidance; target tracking; subspace; sparse matrix

收稿日期:2013-04-15;修订日期:2013-04-18.

基金项目:国家 863 计划基金资助项目(No. 2012AA7031010B);国家自然科学基金(No. 61172111)

* 通信联系人, E-mail: lilavia86@yahoo.com

1 引言

目标跟踪算法本质上是将非平稳的、随时间变化的目标和背景图像流进行处理,提取出感兴趣的目标在图像中的位置和速度等信息。末制导跟踪阶段,导弹的飞行姿态,弹体与目标的距离以及目标自身的运动姿态和形态均会发生较大的变化,从而导致拍摄到的目标发生旋转、缩放、甚至变形,极大地增加了对目标进行持续稳定跟踪的难度^[1-3]。大多数现有的算法尽管能够在受控的环境中或者较短的时间周期内跟踪目标,但是当目标发生形态变化或者周围光照发生改变时,通常跟踪失败^[4-6]。原因是这类算法通常采用固定的外观模型表达目标,这种模型外观在跟踪初始阶段一旦建立就不再改变,因而忽略了大量的跟踪过程中的信息(如形状的变化或特定的照明条件)。

为了改善对目标外观模型变化的适应性,Ross^[7]等提出了一种可以在线更新的子空间作为目标的外观表达模型,取得了很好的效果。本章借鉴其思想,提出一种新的基于粒子滤波的子空间跟踪算法,在跟踪过程中有效地学习和更新用来表示目标对象的低维子空间。具有以下优点:用一组正交的稀疏子空间特征向量表示目标模型,而不是用单个模板,提供了一个紧凑和便于区分的目标表达方式,降低了图像数据的维度;采用增量方法不断更新子空间模型,以适应由于目标内在和外在因素所造成的在外观上的变化,从而提高跟踪精度;采用八参数的动态模型估计目标的运动状态,更接近真实情况;增量更新的子空间,采用在线学习的方式创建目标模型,不需要事先准备训练图像数据库;采用重要性采样算法以及最大似然估计,解决复杂的优化问题,取代了传统的梯度下降法,从而缩短了算法的运行时间。此外,该算法不需要背景的先验知识,当摄像机和背景图像发生相对运动时,仍然能够实现持续、稳定的跟踪,提高了末制导跟踪的稳定性和鲁棒性。

2 基于子空间的目标跟踪算法

2.1 稀疏矩阵特征提取

众所周知,图像是一个由大量像素组成的二维数组,给后续的处理带来了大量的数据量^[8-9]。

为了减小计算量,并不影响识别与跟踪性能,本文采用稀疏矩阵提取目标的特征。假设目标在相邻两帧中的运动满足透视变换^[10],即

$$\begin{bmatrix} wx' \\ wy' \\ w \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \tag{1}$$

其中: $(x,y,1)$, $(x',y',1)$ 分别为相邻两帧目标图像的齐次坐标表示, $\mathbf{H}$ 为透视变换矩阵,是一个 3×3 矩阵,去掉归一化系数 w ,共有 8 个自由度,可分解为如下形式:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & t_x \\ -\sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & \tan \alpha & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \tan \beta & \tan \gamma & 1 \end{bmatrix}. \tag{2}$$

定义 1: $(t_x, t_y, s_x, s_y, \theta, \alpha, \beta, \gamma)$ 为目标八参数表述。 t_x, t_y 表示目标的中心位置, s_x, s_y 表示目标缩放的比例因子, $\theta, \alpha, \beta, \gamma$ 表示目标发生旋转、斜切和梯形变换的角度。

定义 2:稀疏矩阵特征提取:已知目标图像 I 的实际大小为 $H \times W$,稀疏图像 T 的维度为 $N \times M$,坐标系为直角坐标系,图像的左上角为坐标原点,向右向下为正,表达式、为稀疏矩阵特征提取过程

$$T(n,m) = I(h,w), \tag{3}$$

$$\begin{bmatrix} \bar{w}w \\ \bar{w}h \\ \bar{w} \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} (m - M/2) \times W/M \\ (n - N/2) \times H/N \\ 1 \end{bmatrix}, \tag{4}$$

其中: $m = 1, 2, \dots, M$, $n = 1, 2, \dots, N$, $w = 1, 2, \dots, W$, $h = 1, 2, \dots, H$, $\bar{w}$ 为归一化系数。

图 1 分别给出了 8×8 、 16×16 、 32×32 和

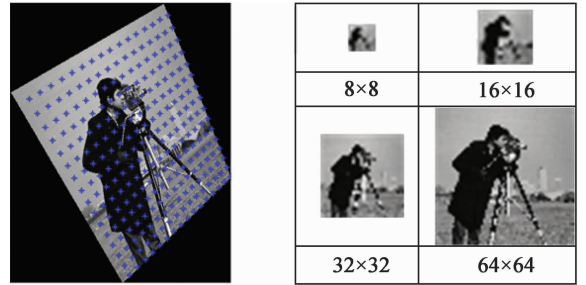


图 1 稀疏矩阵特征提取

Fig. 1 Sparse matrix feature extraction

64×64 的稀疏矩阵特征提取结果。

2.2 子空间的建立与更新

假设已经得到 n 幅空间配准的目标图像,每个图像应用 2.1 节中的方法,生成一个大小为 $M \times N$ 维的稀疏矩阵。将所有像素按列重新排成一列,将有 n 个 $p = M \times N$ 维向量 $(\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_n)$,它们可以被看成是随机向量 $\mathbf{I}$ 的样本,其期望为 $\boldsymbol{\mu}$ 。

子空间的更新过程为一个序列化的迭代计算随机向量 $\mathbf{I} - \boldsymbol{\mu}$ 的 SVD 分解的过程。假设 $\mathbf{A} = [\mathbf{I}_1 - \boldsymbol{\mu} \ \mathbf{I}_2 - \boldsymbol{\mu} \ \dots \ \mathbf{I}_t - \boldsymbol{\mu}]$ 为从初始时刻到 t 时刻的视频序列数据流与期望的差向量,该数组的每一列为序列图像按列重新排序生成的列向量与期望的差值,对该数组进行 SVD 分解结果为 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T$ 。得到新图像流后,将新输入的图像流 $\mathbf{B} = [\mathbf{I}_{t+1} - \boldsymbol{\mu} \ \mathbf{I}_{t+2} - \boldsymbol{\mu} \ \dots \ \mathbf{I}_{t+k} - \boldsymbol{\mu}]$ 与原数据流合并,假设新的数据流 SVD 分解结果为:

$$[\mathbf{A} \ \mathbf{B}] = \mathbf{U}'\mathbf{D}'\mathbf{V}'^T, \tag{5}$$

令 $\tilde{\mathbf{B}}$ 为 $\mathbf{B}$ 在 $\mathbf{U}$ 中正交的部分,即 $\tilde{\mathbf{B}} = \mathbf{B}(\mathbf{I} - \mathbf{U}\mathbf{U}^T)$,且有 $\tilde{\mathbf{B}}\tilde{\mathbf{B}}^T + \mathbf{U}\mathbf{U}^T = \mathbf{I}$,那么:

$$[\mathbf{A} \ \mathbf{B}] = \begin{bmatrix} \mathbf{U} & \tilde{\mathbf{B}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{D} & \mathbf{U}^T \mathbf{B} \\ 0 & \tilde{\mathbf{B}}^T \mathbf{B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}^T & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}, \tag{6}$$

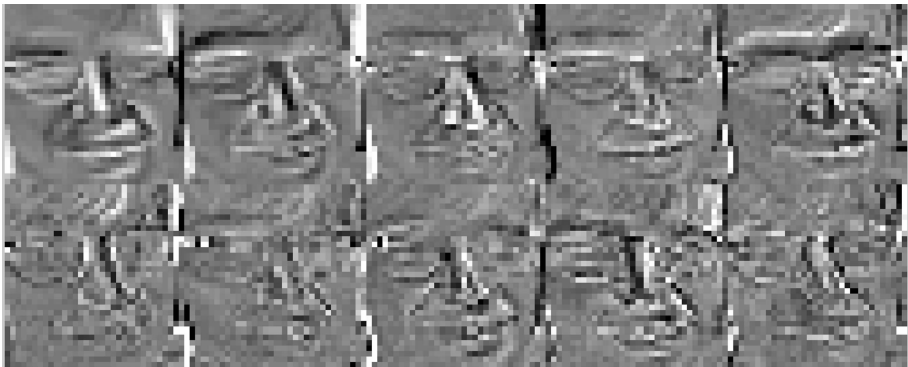
定义 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{D} & \mathbf{U}^T \mathbf{B} \\ 0 & \tilde{\mathbf{B}}^T \mathbf{B} \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{U}}\tilde{\mathbf{D}}\tilde{\mathbf{V}}^T$,为一个 $(t+k) \times (t+k)$ 的矩阵,将其带入,得到:

$$[\mathbf{A} \ \mathbf{B}] = (\begin{bmatrix} \mathbf{U} & \tilde{\mathbf{B}} \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{U}}) \tilde{\mathbf{D}} (\tilde{\mathbf{V}}^T \begin{bmatrix} \mathbf{V}^T & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}), \tag{7}$$

因此有 $\mathbf{U}' = [\mathbf{U} \ \tilde{\mathbf{B}}] \tilde{\mathbf{U}}$, $\mathbf{U}'$ 即为更新后的目标子空间。最后子空间的更新过程归结为对 $\mathbf{R}$ 的 SVD 分解,维度不随时间的增加而增加。图 2 为应用本文算法生成的目标子空间,从图中可以看出,子空间的基图像包含了目标各个角度的主要特征,因此,当目标发生旋转时,可以准确识别出目标。



(a) 目标图像



(b) 子空间基图像

图 2 目标子空间的建立
Fig. 2 Establishment of the target subspace

2.3 系统动态模型

如前所述,目标在图像中的定位可以采用八参数表述($\mathbf{X} = (t_x, t_y, s_x, s_y, \theta, \alpha, \beta, \gamma)^T$)。

一般情况下,可以假设目标在相邻帧中做随机布朗运动^[11-12]。目标在 t 时刻的状态 $\mathbf{X}_t$ 以 $t-1$ 时刻的状态 $\mathbf{X}_{t-1}$ 为中心,满足高斯分布:

$$p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}) = N(\mathbf{X}_t; \mathbf{X}_{t-1}, \boldsymbol{\Psi}), \tag{8}$$

其中: $\boldsymbol{\Psi}$ 为对角矩阵,对角线上的元素为相应的透视变换参数的方差:

$$\boldsymbol{\Psi} = \begin{bmatrix} \sigma_{t_x}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{t_y}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{s_x}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{s_y}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\theta}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\alpha}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\beta}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\gamma}^2 \end{bmatrix} \tag{9}$$

2.4 系统观测模型

目标图像的观测值 $\mathbf{I}_t$ 可以通过目标图像均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和子空间特征向量集 $\mathbf{U}$ 表示:

$$p(\mathbf{I}_t | \mathbf{X}_t) = N(\mathbf{I}_t; \boldsymbol{\mu}, \mathbf{U}\mathbf{U}^T + \boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{I}), \tag{10}$$

其中 $\boldsymbol{\varepsilon} \rightarrow 0$, $\mathbf{I}$ 为单位阵, $\boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{I}$ 为系统的观测噪声。因此观测值 $\mathbf{I}_t$ 的似然概率:

$$p(\mathbf{I}_t | \mathbf{X}_t) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{I}_t - \boldsymbol{\mu})^T \times (\mathbf{U}\mathbf{U}^T + \boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{I})^{-1} (\mathbf{I}_t - \boldsymbol{\mu})\right), \tag{11}$$

其中:

$$(\mathbf{U}\mathbf{U}^T + \boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{I})^{-1} = \boldsymbol{\varepsilon}^{-1} (\mathbf{I} - (1 + \boldsymbol{\varepsilon})^{-1} \mathbf{U}\mathbf{U}^T). \tag{12}$$

2.5 最大似然估计

目标的状态 $\mathbf{X}$ 是潜在的变量,我们无法知道它真实值的大小。但是我们可以有效地采用抽样方法近似估计目标的状态。根据目标的动态模型,进行随机抽样,对于每一个样本状态 $\mathbf{X}_i$,我们计算它的似然概率 $p(\mathbf{I}_t | \mathbf{X}_i)$ 。使似然概率取得最大值时的样本状态,将作为新的目标状态。

$$\mathbf{X} = \arg \max_i p(\mathbf{I} | \mathbf{X}_i). \tag{13}$$

3 结果与讨论

实验一为采用加拿大多伦多大学机器学习实验室的“dudek”视频序列所做的跟踪实验,实验结果如图 3 所示。



图 3 跟踪实验一
Fig. 3 Tracking experiment one

图中蓝色细线框为 Ross 的 IVT 算法跟踪结果,红色粗线框为本文跟踪结果,黄色的“x”为标志特征点的实际位置,红色“x”为本文算法估计的位置。同样采用 300 个粒子,从图中可以看出 IVT 算法在第 295 帧之后发生偏移。原因是由于本文采用八参数的目标稀疏表述方法更接近目标运动的真实情况,当目标发生部分遮挡(104 帧和 492 帧),旋转(107 帧、194 帧和 561 帧),以及光线变化(398 帧)时均能够实现稳定的跟踪。

图 4 为本文算法和 IVT 算法的跟踪误差比较曲线。横坐标代表帧号,纵坐标代表标志特征点的实际位置与估计取值的均方误差。本文算法仅在被部分遮挡的 104 帧和 492 帧出现误差峰值,之后便能迅速恢复稳定跟踪。

实验二为外场试验的跟踪结果,如图 5 所示。每一幅图由 15 幅子图组成,最大的一幅为当前帧的跟踪结果,红色框为目标在当前帧的运动状态。

下面的四幅子图为目标的平均值、当前跟踪窗内的目标图像、目标在子空间投影的误差图像和目标重建图像。最下面的十幅为目标子空间基图像。跟踪过程中目标尺度迅速变大,并且受到尾气的干扰,本文算法能够实现对其稳定跟踪。

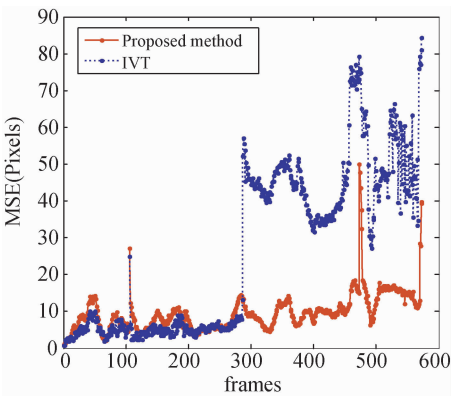


图 4 跟踪误差比较
Fig. 4 Comparison of tracking error

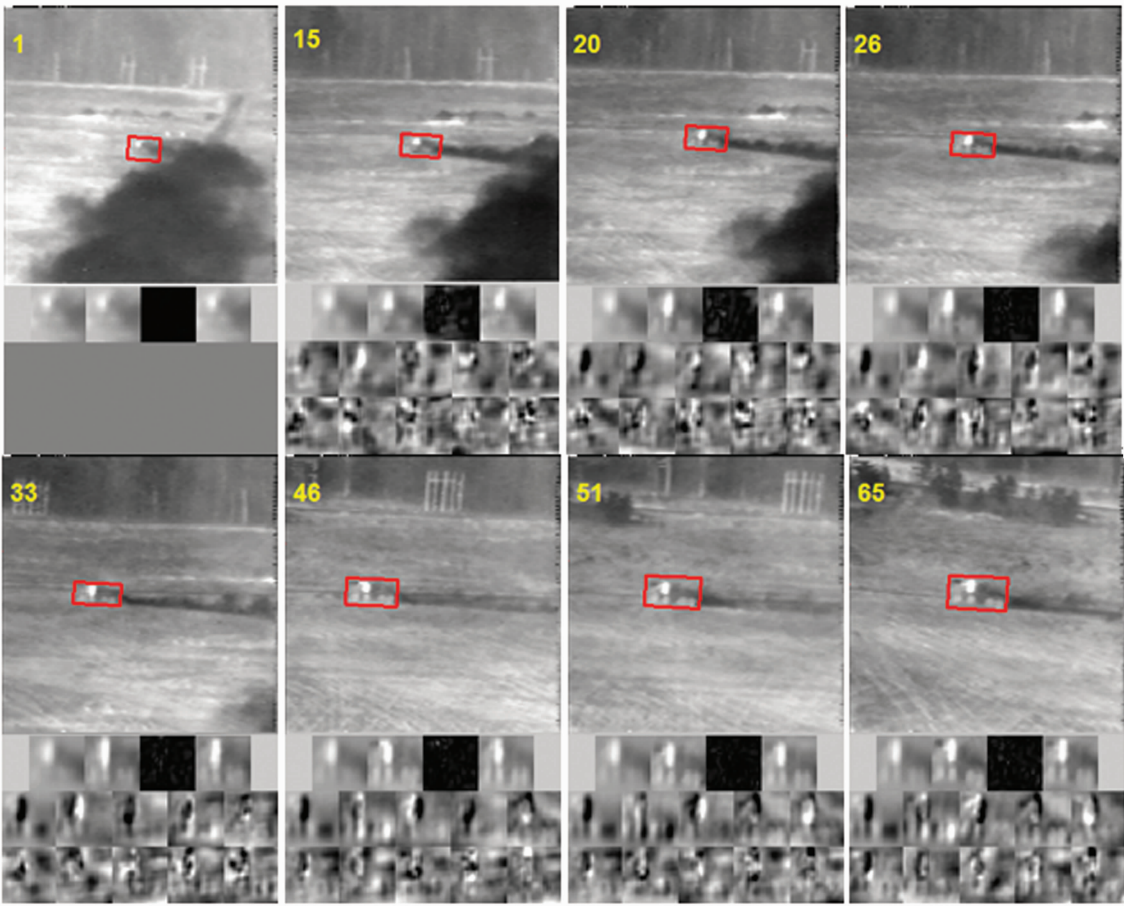


图 5 跟踪实验二
Fig. 5 Tracking experiment two

4 结 论

本文提出的基于子空间的目标跟踪算法采用增量的形式更新目标子空间模型, 为目标的描述构造了一个低维的子空间模型, 该算法能

够适应目标外观的时变特征。实验结果证明, 当目标发生旋转、缩放以及亮度变化和部分遮挡等情况时, 仍然能够实现对目标的长时间鲁棒跟踪, 平均跟踪误差小于 10 个像素。基本满足末制导跟踪系统的稳定性和鲁棒性等要求。

参 考 文 献:

- [1] 陈尚峰. 成像末制导目标检测与跟踪技术研究 [D]. 长沙:国防科学技术大学,2009.
Chen C F. Research on targets detecting and tracking for image homing guidance [D]. Changsha: National University of Defense Technology,2009. (in Chinese)
- [2] 朱秋平, 颜佳, 张虎, 等. 基于压缩感知的多特征实时跟踪[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(2): 437-444.
Zhu Q P, Yan J, Zhang H, *et al.* Real time tracking using multiple features based on compressive sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 437-444. (in Chinese)
- [3] 贾平, 徐宁, 张叶. 基于局部特征提取的目标自动识别[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(7): 1898-1905.
Jia P, Xu N, Zhang Y. Automatic target recognition based on local feature extraction [J]. *Opt. Precision Engineering*, 2013, 21(7): 1898-1905. (in Chinese)
- [4] Li J Y, Wang Y L, Wang Y J. Visual tracking and learning using speeded up robust features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(16): 2094-2101.
- [5] 王田, 刘伟宁, 韩广良, 等. 基于改进 MeanShift 的目标跟踪算法 [J]. 液晶与显示, 2012, 27(3): 396-400.
Wang T, Liu W N, Han G L, *et al.* Target tracking algorithm based on improved Meanshift [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(3): 396-400. (in Chinese)
- [6] 刘扬, 张云峰, 董月芳. 复杂背景下抗遮挡的运动目标跟踪算法 [J]. 液晶与显示, 2010, 25(6): 890-895.
Liu Y, Zhang Y F, Dong Y F. Anti-occlusion algorithm of tracking moving object in clutter background [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2010, 25(6): 890-895. (in Chinese)
- [7] Ross D A, Lim J, Lin R, *et al.* Incremental learning for robust visual tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1-3): 125-141.
- [8] 葛微, 程宇奇, 刘春香, 等. 基于子空间分析的人脸识别方法研究 [J]. 中国光学与应用光学, 2009, 2(5): 377-387.
Ge W, Cheng Y Q, Liu C X, *et al.* Research of face recognition methods base on subspace analysis [J]. *Chinese Journal of Optics and Applied Optics*, 2009, 2(5): 377-387. (in Chinese)
- [9] 孙晓燕, 常发亮. 梯度特征稀疏表示目标跟踪 [J]. 光学 精密工程, 2013, 21(12): 3191-3197.
Sun X Y, Chang F L. Object tracking based on sparse representation of gradient feature [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12): 3191-3197. (in Chinese)
- [10] 李忠新. 图像镶嵌理论及若干算法研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2004.
Li Z X. On the theory of image mosaicing and its related algorithms [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2004. (in Chinese)
- [11] 钱诚. 增量型目标跟踪关键技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
Qian C. Research on key techniques of incremental object tracking [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011. (in Chinese)
- [12] 杜超, 刘伟宁, 刘恋. 一种基于卡尔曼滤波及粒子滤波的目标跟踪算法 [J]. 液晶与显示, 2011, 26(3): 384-389.
Du C, Liu W N, Liu L. Target tracking algorithm based on kalman filter and particle filter [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(3): 384-389. (in Chinese)

作者简介: 李静宇(1986—), 女, 黑龙江齐齐哈尔人, 博士, 助理研究员, 主要从事数字图像处理、模式识别方面的研究。

E-mail: lilavia86@yahoo.com