

文章编号:1001-9014(2005)03-0231-05

一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法

程建, 杨杰

(上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200030)

摘要:均值移位算法是一种搜索与样本点分布最相近模式的非参数统计方法. 在彩色序列图像目标跟踪中, 均值移位算法是一种有效的方法. 但在红外目标跟踪中, 由于单一灰度特征空间缺乏描述红外目标的信息, 使得基于均值移位算法的红外目标跟踪不稳健. 为了克服这个缺点, 提出了构造级联灰度空间的红外目标跟踪新方案. 同时, 对于不同的红外图像序列使用不同的方法产生级联灰度空间. 实验结果表明该方法对于红外小目标以及强杂波背景目标的跟踪是有效和稳健的.

关键词:红外目标跟踪; 目标描述; 非参数概率密度估计; 均值移位

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

NOVEL INFRARED OBJECT TRACKING METHOD BASED ON MEAN SHIFT

CHENG Jian, YANG Jie

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: The mean shift algorithm is a nonparametric statistical method for seeking the nearest mode of a point sample distribution. In the color image sequence, the mean shift algorithm is an efficient method for tracking object. However, there is a singular grey space for representing the infrared object in the infrared object tracking scenario. Due to the lack of the information for the object representation, the object tracking based on the mean shift algorithm may be lost in the infrared sequence. To overcome this disadvantage, a new scheme that is to construct a cascade grey space is proposed. Moreover, for the different infrared image sequence, different strategies are used to generate different cascade grey spaces. The experimental results of two different infrared image sequences show our new scheme is efficient and robust for the infrared small object tracking and infrared object in the severe clutter background tracking.

Key words: infrared object tracking; object representation; nonparametric density estimation; mean shift

引言

在计算机视觉、视频处理与压缩、视频监控和智能人机交互等研究领域里, 目标跟踪是一个很活跃的课题. 目标跟踪的本质是在图像序列中决定目标的位置. 一般地, 目标跟踪方法分为两类: 一类是基于目标的运动; 另一类是基于目标的特征. 前者主要检测目标运动导致的图像变化, 把变化区域标记为目标, 不变区域标记为背景. 后者包括两个过程: 目标的特征描述和目标定位. 描述目标的特征有: 区域、形状、边缘、纹理和颜色等, 其中颜色是一个很好的目标描述特征. 均值移位算法是一种搜索与样本点分布最相近模式的非参数统计方法. 均值移位算法首先由 Fukunaga 提出^[1], 然后 Yizong Cheng 将其

扩展到图像处理领域^[2]. 最近, 该算法作为一项有效的技术在图像分割和目标跟踪^[3-5]中广泛应用. 均值移位目标跟踪算法本质上是一种基于目标特征的跟踪算法, 主要利用目标的颜色和纹理特征的统计分布描述目标, 并通过均值移位向量的梯度下降搜索达到目标跟踪.

红外目标跟踪是在红外图像序列中分析红外热目标的运动^[7,8]. 稳健的红外目标跟踪算法研究在红外制导、侦察和安检等军事应用中是很重要的和富有挑战性的. 针对红外目标跟踪, 本文提出了一种基于均值移位算法的红外目标跟踪新方法. 同时, 为了增强均值移位算法对红外目标跟踪的鲁棒性, 本文提出了构造级联灰度空间的新方案. 红外小目标和强杂波背景下的实验表明, 该方案是有效的和稳

收稿日期: 2004-05-20, 修回日期: 2005-01-20

作者简介: 程建(1978-), 男, 四川南部县人, 上海交通大学博士, 主要研究方向: 图像处理与模式识别, 目标检测、识别与跟踪.

Received date: 2004-05-20, revised date: 2005-01-20

健的.

1 非参数概率密度估计和均值移位

非参数概率密度估计是统计模式识别领域一个重要的研究课题. 文献[6]介绍了一些经典的非参数概率密度估计方法, 其中基于核函数的概率密度估计是最有效的方法之一. 设 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 是 d 维空间 R^d 内的任意 n 点集合, $K(x)$ 为核函数, h 为核半径, 于是点 x 的多变量核密度估计器定义为:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right), \quad (1)$$

核函数的选择是很重要的, Epanechnikov 核函数 $K_E(x)$ 是在积分均方误差 (MISE) 准则下的最优核函数^[6]. $K_E(x)$ 定义如下:

$$K_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1 - \|x\|^2) & \text{if } \|x\| < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

其中, c_d 是 d -维单位球体体积.

定义一个函数 $k: [0, \infty] \rightarrow R$, 使得 $K(x) = k(\|x\|^2)$. 一般地, 称函数 k 为核函数 K 的剖面函数. 于是, 式(2)可改写为:

$$k_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1-x) & \\ 0 & \end{cases}, \quad (3)$$

同样地, 根据剖面函数 k , 式(1)即为:

$$\hat{p}_k(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right), \quad (4)$$

由于 k 在 $x \in [0, \infty]$ 上可导, 于是令

$$g(x) = -k'(x), \quad (5)$$

那么, 核函数 G 即可定义为:

$$G(x) = Cg(\|x\|^2), \quad (6)$$

其中, C 为正则化参数.

在这里, 用核密度估计的梯度来定义概率密度的梯度估计, 由式(4)可得:

$$\begin{aligned} \hat{\nabla} p_k(x) &\equiv \hat{\nabla} p_k(x) \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x-x_i) k'\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x-x_i) g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \\ &= \frac{2}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right], \end{aligned} \quad (7)$$

其中, 假设 $\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)$ 是非零的. 在式(7)

中, 我们把最后中括号里的表达式称为样本的均值移位向量, 即均值移位向量为:

$$M_{h,G}(x) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x, \quad (8)$$

显然, 当均值移位向量 $M_{h,G}(x)$ 为零时, 核密度估计 $\hat{p}_k(x)$ 取极大值.

2 基于均值移位的红外目标跟踪

一般地, 均值移位目标跟踪算法有 3 个基本步骤: (1) 选择一个特定的特征空间, 并在所选特征空间里利用核密度估计方法建立目标特征的概率密度分布, 实现目标的描述; (2) 测量目标模型的特征概率密度分布 q 和候选目标的特征概率密度分布 p 之间的相似性, 常选用的相似性度量为 Bhattacharyya 系数^[6]; (3) 应用均值移位向量的迭代搜索在当前帧中确定目标的位置, 实现目标跟踪. 此外, 在红外目标跟踪中, 由于杂波背景的多变性使得目标的灰度特征在整个序列上变化比较大, 在跟踪过程中必须进行目标模型的更新, 以此增强目标跟踪的鲁棒性.

2.1 红外目标描述

在彩色图像序列中, 人们常常选 HSV 颜色空间^[3] 或 RGB 颜色空间^[4,5] 作为特征空间进行目标描述. 在红外图像序列中, 我们选择红外图像的灰度空间作为红外目标的特征空间. 但与颜色空间相比, 单一的灰度空间缺乏描述红外目标的信息量. 同时, 在红外图像的单一的灰度空间里建立目标灰度的概率密度分布时, 噪声对其影响比较大, 使得目标灰度的概率密度分布描述不稳健. 因此, 在单一灰度空间里描述红外目标是不充分的和不稳健的. 为了克服这些缺点, 我们构造级联的灰度空间作为特征空间. 其核心思想是: 选择一个特定的滤波器在红外图像的 x -方向和 y -方向上进行滤波处理得到两个滤波图像, 将其作为级联灰度空间的两个子空间. 于是, 在级联的灰度空间里建立红外目标的二维灰度加权直方图, 形成红外目标的灰度特征的概率密度分布描述. 显然, 滤波器的选择是很重要的, 我们的策略是: 通过滤波处理在构造级联灰度空间的同时, 达到突显目标并抑制噪声和杂波背景干扰的目的. 因此, 对于不同的红外序列我们选择不同的滤波方

案构造不同的级联灰度空间,使得在级联灰度空间里的红外目标描述更稳健.比如,对于红外小目标的跟踪,我们利用微分算子进行滤波处理;而在强杂波背景下跟踪目标时,我们利用 Butterworth 高通滤波器进行滤波操作.

于是,在级联灰度空间里,设目标模型的像素集合为: $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$, 且其中心在 x_0 . 同时,为了降低计算量和满足实时的要求,我们对红外目标的灰度值进行了量化. 定义函数 $b(\cdot): R^2 \rightarrow \{1 \dots m\}$, 表示像素 x 的量化灰度值, 在实验中取 $m = 16, 32$. 在这里,灰度量化是线性进行的,这可能导致目标的灰度范围变窄,影响跟踪的稳健性.但由于图像信息存在大量冗余,实验表明该灰度量化对跟踪稳健性影响不大. 设 $k(\cdot)$ 是核函数 $K(x)$ 的剖面函数, h 为核函数的半径. 于是,目标模型基于核函数的灰度特征概率密度分布描述为:

$$\hat{q}_u(x_0) = C_m \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u], \quad (9)$$

其中, δ 为 Kronecker Delta 函数, C_m 为归一化常数,且

$$C_m = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad (10)$$

同样地,在候选目标描述时,设其像素集合为: $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$, 且其中心在 y . 于是,候选目标基于核函数的灰度特征概率密度分布描述为:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u], \quad (11)$$

其中, C_h 为归一化常数,且

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad (12)$$

注意, y 和 x_i 是同一图像区域中的像素坐标,在给定核函数和核半径 h 时, C_h 为与 y 无关的常数.

在这里,核函数选为 Epanechnikov 核函数, $k_E(\cdot)$ 为其剖面函数,见式(2)和式(3). 由式(11)可知,在计算目标的概率密度分布时,目标的每个像素被赋予了一个权值,权值的大小由该图像点到中心点的距离和核函数确定. 由于 Epanechnikov 核函数是一个各向同性的,且其剖面函数是凸的和单调减的. 于是,当图像点距中心点越近,其对应的权值就越大,反之其权值就越小. 这种描述是符合实际情况的,因为在目标图像区域中越靠近目标外围的像素点越不可靠,所以其权值应该偏低的.

2.2 基于 Bhattacharyya 系数的相似度测量

均值移位目标跟踪算法是通过均值移位迭代搜索与目标模型的特征概率密度分布最相似的候选目标. 为了度量目标模型和候选目标的特征概率密度分布的相似性,在这里基于 Bhattacharyya 系数^[6]定义了一个相似性度量函数. 目标模型 $q_u(x_0)$ 和候选目标 $p_u(y)$ 的特征概率密度分布的 Bhattacharyya 系数为:

$$\hat{\rho}(y) = \sum_{i=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u(x_0)}, \quad (13)$$

于是根据上式,相似性度量函数定义为:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[\hat{p}(y), \hat{q}(x_0)]}, \quad (14)$$

2.3 红外目标定位

在均值移位目标跟踪算法中,目标的定位就是通过均值移位向量的迭代计算在前一帧的目标中心坐标 y_0 的邻域内搜索与目标模型最相似的候选目标. 其中,目标模型和候选目标的相似性由式(14)测量. 于是最小化式(14),均值移位向量就能在当前帧迭代搜索到目标. 由 2.2 节可知,最小化式(14)等同于最大化 Bhattacharyya 系数. 于是,在 $\hat{p}_u(\hat{y}_0)$ 处将 Bhattacharyya 系数进行 Taylor 展开并取一阶近似,则有:

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}(x_0)] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \hat{q}_u(x_0)} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \hat{p}_u(y) \sqrt{\frac{\hat{q}_u(x_0)}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}}, \quad (15)$$

其中, $\hat{p}_u(\hat{y}_0)$ 为当前帧 y_0 处的候选目标的特征概率密度分布. 然后把式(11)带入式(15),则有:

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}(x_0)] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \hat{q}_u(x_0)} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n w_i k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right), \quad (16)$$

$$\text{其中, } w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u(x_0)}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}}, \quad (17)$$

在式(16)中,第一项是与 y 无关的,因此最大化式(16)的第二项即可最小化式(14). 显然地,式(16)的第二项建立了在当前帧 y 坐标处的候选目标的加权特征概率密度分布. 因此,最大化式(16)的第二项就等于最大化在当前帧 y 坐标处的候选目标的加权特征概率密度分布. 于是,根据式(7)、(8)可知使式(16)最大化的新的候选目标的位置 y_1 :

$$\hat{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i g\left(\left\|\frac{\hat{y}_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n w_i g\left(\left\|\frac{\hat{y}_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad (18)$$

由上面推导可知,均值移位过程实质上就是均值移位向量的迭代计算过程,而核函数中心的偏移量由均值移位向量来确定.

2.4 目标模型的更新

在红外目标跟踪中,由于杂波背景的多变性使得目标的灰度特征在整个序列上变化比较大,因此在第一帧确定的目标模型不可能在整个序列上都很好地刻画跟踪目标.在跟踪过程中,必须进行目标模型的更新,以此增强目标跟踪的鲁棒性.一般地,模型更新方法有两种:一是在跟踪过程中周期的更新目标模型;二是如果当前帧目标与目标模型的相似度低于给定的阈值,则进行模型更新.我们选择后者进行模型更新.

3 实验结果与分析

为了验证该红外目标跟踪新方案,我们用两个不同的红外序列进行了目标跟踪实验.第一个实验是针对红外小目标跟踪,实验序列是现场拍摄的天空背景下的飞机目标;第二个实验是针对强杂波背景下的红外目标跟踪,实验序列是现场拍摄的强杂波背景下的坦克目标.两个实验都是在 Pentium IV 2.4GHz 的 PC 机上采用 MATLAB 6.1 软件平台实现的.在图像序列第一帧我们用手动方式确定待跟踪的红外目标模型,并在 32×32 灰度量化等级的级联灰度空间里进行目标模型和候选目标的特征描述.

3.1 红外小目标跟踪

该实验序列长度为 200 帧,每帧图像的大小为 130×100 .目标模型的大小(核函数的半径 h)为 $(h_x, h_y) = (10, 8)$.由于微分算子可以突显红外

小目标,因此选择微分算子作为构造级联灰度空间的滤波器;同时由于微分算子对噪声敏感,在进行微分操作之前必须进行图像平滑处理.于是,定义水平方向的滤波器为 $\text{filterX} = [1 \ 0 \ -1]$,而垂直方向的滤波器 $\text{filterY} = \text{filterX}^T$,其中 T 为转置运算.对于该实验,处理速度为 8 fps (帧/秒),图 1 显示了该实验每隔 20 帧的跟踪结果.

3.2 强杂波背景下的红外目标跟踪

该实验序列长度为 300 帧,每帧图像的大小为 400×300 .目标模型的大小(核函数的半径 h)为 $(h_x, h_y) = (42, 25)$.在强杂波背景下,抑制杂波背景的预处理是很重要的.因此,我们选择 Butterworth 高通滤波器作为构造级联灰度空间的滤波器,在构造级联灰度空间同时进行杂波抑制.对于该实验,处理速度为 4 fps,图 2 显示了该实验每隔 30 帧的跟踪结果.

3.3 实验结果分析

由上面两个实验的处理结果可知,本文提出的处理方案是有效的和稳健的.在两个实验中,均值移位向量的迭代搜索很快就收敛,原因在于其迭代搜索本质上是沿梯度下降方向搜索与目标模型最相似的候选目标.为了进一步说明本文提出的红外目标跟踪方法的优越性,针对上面两个红外图像序列,在相同的软件平台上我们应用经典的模板匹配法和光流法进行了红外目标的跟踪实验.在模板匹配法红外目标跟踪实验中,两个实验序列都能稳健的跟踪目标,但实时性比均值移位红外目标跟踪方法差,处理速度比较见表 1.在光流法红外目标跟踪实验中,第一个实验序列可以稳健的跟踪目标,但第二个实验序列不能稳健的跟踪目标.由此可见,本文提出的

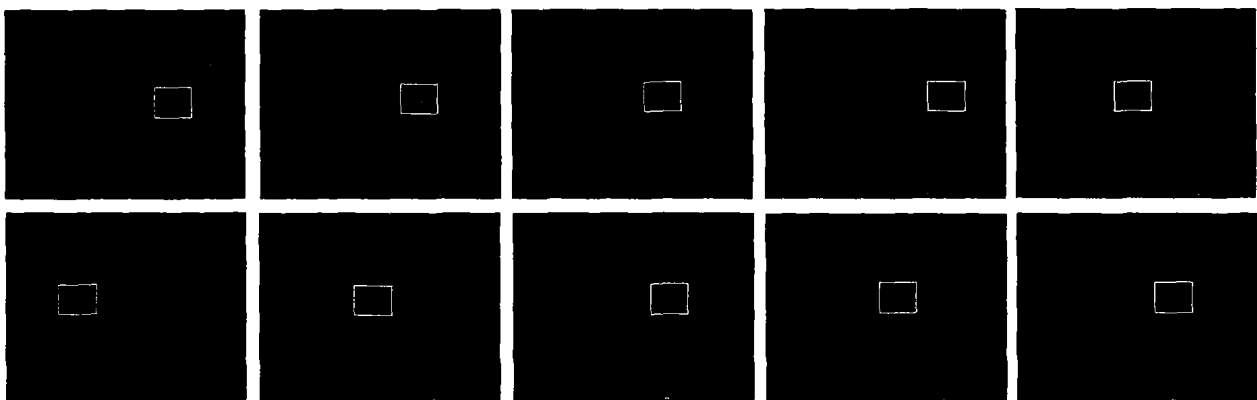


图 1 红外小目标跟踪结果,第一行从左到右是第 1, 20, 40, 60, 80 帧的跟踪结果,第二行从左到右是第 100, 120, 140, 160, 180 帧的跟踪结果

Fig. 1 The infrared small object tracking results, the first row from left to right is the 1st, 20th, 40th, 60th, 80th frame, and the second row from left to right is the 100th, 120th, 140th, 160th, 180th frame.

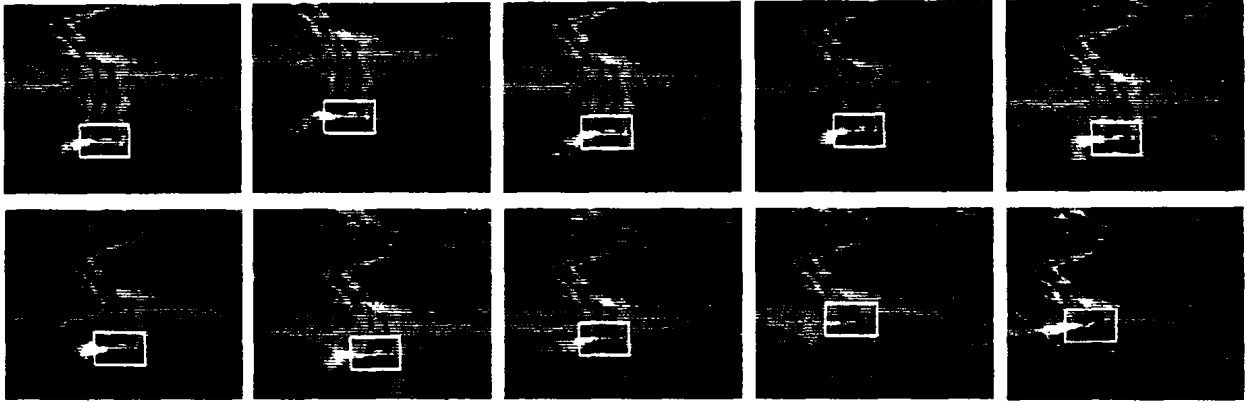


图2 红外强杂波背景目标跟踪结果,第一行从左到右是第1,30,60,90,120帧的跟踪结果,第二行从左到右是第150,180,210,240,270帧的跟踪结果

Fig.2 The tracking results in the severe clutter background, the first row from left to right is the 1st, 30th, 60th, 90th, 120th frame, and the second row from left to right is the 150th, 180th, 210th, 240th, 270th frame.

表1 均值移位红外目标跟踪方法与模板匹配红外目标跟踪方法处理速度比较

Table 1 The comparison of the processing rate between mean shift and template matching infrared object tracking

	序列一	序列二
均值移位法	8fps	4fps
模板匹配法	5fps	2fps

红外目标跟踪方法比经典的模板匹配法和光流法有优势.

4 结语

本文提出了一个基于均值移位算法的红外目标跟踪新方案.在方案里,为了增强均值移位算法对红外目标跟踪的鲁棒性,本文通过滤波图像构造了一个级联灰度空间,并在级联灰度空间里利用核密度估计方法建立目标灰度特征的概率密度分布描述.而且对于不同的红外序列,在构造级联灰度空间时采取了不同的滤波策略,进一步增强该方案的鲁棒性和有效性.红外小目标和强杂波背景的红外目标跟踪实验表明本文所提出的方案是有效的和稳健的.

REFERENCES

- [1] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with application in pattern recognition [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 1975, **21** (1): 32—40.
- [2] Yizong Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17** (8): 790—799.
- [3] Bradski G R. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface [C]. *Proc. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 1998: 214—219.
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000: 142—149.
- [5] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25** (5): 564—577.
- [6] Andrew R Webb. *Statistical Pattern Recognition, Second Edition* [M]. Chichester: John Wiley Son, 2002.
- [7] ZHAO Feng, WU Chang-Yong, LI Fan-Ming. A progressed MHT algorithm for infrared target tracking and the hardware architecture on DSP [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (赵峰,吴常泳,李范鸣.红外成像目标跟踪的MHT改进算法及其DSP硬件实现. *红外与毫米波学报*), 2003, **22** (2): 105—108.
- [8] YANG Hao-Yun, ZHANG Gui-Lin. Design and realization of a new correlation tracker algorithm [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杨焱昀,张桂林.一种新的相关跟踪算法的设计与实现. *红外与毫米波学报*) 2000, **19** (5): 377—380.