

基于多特征融合与粒子滤波的 红外弱小目标跟踪方法*

任 彪¹, 樊 祥^{1,2}, 马东辉¹

(1 解放军电子工程学院, 合肥 230037; 2 中国科学技术大学, 合肥 230027)

摘 要: 研究低信噪比复杂背景下的红外弱小目标检测和跟踪问题。基于多特征融合的小目标检测算法具有较好的检测性能和适应性, 而粒子滤波则是一种处理非线性和非高斯动态系统状态估计的有效方法。结合两种算法的优点, 提出了一种基于多特征融合与粒子滤波的红外弱小目标跟踪方法。仿真试验表明, 与单特征跟踪算法相比, 该算法对复杂背景下的红外弱小目标具有更好的跟踪与检测性能。

关键词: 红外弱小目标; 多特征融合; 粒子滤波; 目标跟踪

中图分类号: TN215 文献标志码: A

Tracking Method for Small Infrared Target Based on Particle Filter and Multi-feature Fusion

REN Biao¹, FAN Xiang^{1,2}, MA Donghui¹

(1 Electronic Engineering Institute of PLA, Hefei 230037, China;

2 University of Sciences and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: The problem of detecting and tracking small targets in a sequence of infrared images with very low SNR was studied. The detecting algorithm based on multi-feature fusion is robust and efficient, and the particle filter is an effective method for state estimation in non-linear and non-Gaussian dynamic systems. A method of target tracking in infrared image sequences based on particle filter and multi-feature fusion was presented. Compared with single-feature tracking method, the tracking result shows that the algorithm has strong ability of detecting and tracking under clutter background.

Keywords: small infrared target; multi-feature fusion; particle filter; target tracking

0 引言

对于不同复杂背景下的弱小目标, 虽然信噪比很低以及目标背景的对比度差异很小, 但总有某些特征可以使目标与背景有所差异^[1]。同时, 不同的特征在不同的时刻对弱小目标检测的贡献也不一样, 因此, 为了使弱小目标检测跟踪算法有更大的适应性, 应对红外弱小目标进行多特征融合检测^[2-4]。文中在分析了红外弱小目标特征的基础上, 选用局部灰度均值对比度、局部梯度均值对比度、局部熵和灰度分布概率 4 种特征值进行融合。为了提高特征融合效果, 提出了一种自适应的特征融合方法。然后以粒子滤波理论为基础, 将融合后的特征信息转化为粒子的

权值, 实现了对复杂背景下低信噪比红外弱小目标的检测跟踪, 提高了跟踪精度。

1 粒子滤波

设离散动态系统的状态向量为 X_k 以及状态序列 $X^k = \{X_1, \dots, X_k\}$ (k 是时间标志, 此处特指已观测到第 k 帧图像), 观测向量为 Z_k 以及观测序列 $Z^k = \{Z_1, \dots, Z_k\}$, 则系统状态转移模型和观测模型定义为:

$$X_k = F(X_{k-1}, U_k) \quad (1)$$

$$Z_k = H(X_k, V_k) \quad (2)$$

式中: $F(\cdot)$ 是状态转移模型, U_k 是系统噪声; $H(\cdot)$ 是观测模型, V_k 是观测噪声。如果状态转移模型和观测概率模型转化为状态转移概率

* 收稿日期: 2008-11-15

作者简介: 任彪(1983-), 男, 安徽阜阳人, 硕士研究生, 研究方向: 红外应用与图像处理等。

$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1})$ 和观测概率 $p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k)$, 状态估计问题就转化为计算后验概率密度 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^k)$ 。粒子滤波的核心思想是利用一组加权随机样本 $\{\mathbf{X}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 近似表示后验概率 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}^k)$, 系统动态求解由贝叶斯迭代推理过程完成^[5]。

根据粒子滤波原理, 样本的权 ω_k^i 可定义为:

$$\omega_k^i = p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i), \quad \sum_{i=1}^N \omega_k^i = 1 \quad (3)$$

其中, $p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i)$ 表示样本 \mathbf{X}_k^i 的观测概率。

2 图像特征融合

2.1 图像特征提取

文中选取的4个特征为: 局部灰度均值对比度(local contrast mean difference)^[2-3]、局部梯度均值对比度(local average gradient strength)^[2-3]、局部熵(local entropy)^[4]和灰度分布(grey-level distribution)^[2]。前两个图像特征都是在以待处理像素为中心的双矩形窗口内进行计算的。双矩形窗口都是以当前样本的位置为中心, 内窗口与目标成像大小近似相等, 外窗口比内窗口稍大, 这里分别用 W_{in} 和 W_{out} 来表示。

1) 局部灰度均值对比度

图像的局部灰度均值对比度用以描述目标区域与背景的平均灰度值的差异, 可表示为:

$$F_1 = \frac{|u_{in}(x, y) - u_{out}(x, y)|}{u_{out}(x, y)} \quad (4)$$

式中: $u_{in}(x, y) = \frac{\sum_{(m,n) \in W_{in}(x,y)} f(m, n)}{N_{in}}$ 和 $u_{out}(x,$

$y) = \frac{\sum_{(m,n) \in W_{out}(x,y)} f(m, n)}{N_{out}}$ 分别为当前样本位置

(x, y) 所在内窗口和外窗口中所有像素的平均灰度; N_{in} 和 N_{out} 为待处理 (x, y) 处的内窗口 $W_{in}(x, y)$ 和外窗口 $W_{out}(x, y)$ 中的像素数; $f(m, n)$ 为图像中第 m 行第 n 列像素的灰度值。

2) 局部梯度均值对比度

局部梯度均值对比度定义如下:

$$F_2 =$$

$$\frac{\left| \frac{1}{N_{in}} \sum_{(m,n) \in W_{in}(x,y)} G(m, n) - \frac{1}{N_{out}} \sum_{(m,n) \in W_{out}(x,y)} G(m, n) \right|}{\frac{1}{N_{out}} \sum_{(m,n) \in W_{out}(x,y)} G(m, n)}$$

(5)

式中: $G(m, n)$ 为位置 (m, n) 的梯度值, 其定义如下:

$$G(m, n) = |f(m+1, n) - f(m-1, n) + f(m, n+1) - f(m, n-1)| + |f(m+1, n+1) - f(m-1, n-1)| + |f(m+1, n-1) - f(m-1, n+1)| \quad (6)$$

3) 局部熵

局部熵刻画了图像中局部区域灰度变化的剧烈程度, 红外目标通常处于复杂的自然环境中, 其局部熵往往不同于背景。

$$L(x, y) = - \sum_{(m,n) \in W_{in}(x,y)} p(m, n) \log[p(m, n)] \quad (7)$$

根据泰勒公式展开, 可得:

$$L(x, y) = - \sum_{(m,n) \in W_{in}(x,y)} p(m, n) (p(m, n) - 1) = 1 - \sum_{(m,n) \in W_{in}(x,y)} [p(m, n)]^2 \quad (8)$$

$$\text{式中 } p(m, n) = \frac{f(m, n)}{\sum_{(m,n) \in W_{in}(x,y)} f(m, n)}。$$

局部熵在图像灰度相对均匀的位置有较大值; 在图像灰度离散性较大的地方有较小值。文中为了方便与其它特征进行融合, 故定义 $F_3 = 1 - L(x, y)$ 。

4) 灰度分布

参考目标归一化后的灰度分布为 $t = \{t^u\}_{u=1, \dots, N_{in}}$ 。将位置在 (x, y) 处的样本对应的小窗口区域灰度进行归一化处理, 得到 $s = \{s^u\}_{u=1, \dots, N_{in}}$ 。则参考目标和候选位置 (x, y) 处的灰度特征分布相关性可表示为:

$$F_4 = \sum_{u=1}^{N_{in}} \sqrt{s^u t^u} \quad (9)$$

2.2 特征动态范围归一化处理

为了对各种特征进行加权融合, 必须对所提取的各特征进行动态范围归一化处理。该过程采用公式表示如下:

$$F_l^i = \frac{F_l^i - g_{lmin}}{g_{lmax} - g_{lmin}} \quad (10)$$

式中: g_{lmin} 和 g_{lmax} 为所有粒子中第 l 个特征的最小和最大强度值; F_l^i 为粒子 \mathbf{X}_k^i 对应的第 l 个特征值。 F_l^i 为粒子 \mathbf{X}_k^i 对应的动态范围归一化处理后的第 l 个特征值。

2.3 特征融合策略

在不同的背景下或不同的时刻, 各个特征对

目标检测的贡献不一样。因此,应采用自适应的方法对各种特征值进行融合。融合的关键是如何自适应地确定各个特征的融合系数。虽然各个特征归一化之后的特征图峰值在一定程度上反映了该特征对弱小目标检测的贡献大小,但是特征图像在背景处的值也会影响最终融合的效果。因此在计算融合系数时,应考虑峰值和背景平均值的因素。

$$W'_l = \frac{\max(F_l^i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_l^i} \quad (11)$$

式中: N 为抽取的粒子总数。每个特征的融合系数 W_l 为:

$$W_l = \frac{W'_l}{\sum_{l=1}^4 W'_l} \quad (12)$$

3 多特征融合粒子滤波算法

3.1 状态转移模型

目标运动状态 X_k 由目标在 $x-y$ 平面上的位置和速度组成:

$$X_k = (x, y, \dot{x}, \dot{y}) \quad (13)$$

式中: (x, y) 表示目标的中心, (\dot{x}, \dot{y}) 表示目标的速度。文中采用简单的二阶回归模型作为目标状态转移模型:

$$X_k = X_{k-1} + (X_{k-1} - X_{k-2}) + U_k \quad (14)$$

在此,只考虑目标中心的变化。

3.2 目标观测模型

粒子 X_k^i 融合后的特征值 ρ_i 为:

$$\rho_i = \sum_{l=1}^4 W_l \cdot F_l^i \quad (15)$$

观测概率模型定义为:

$$p(Z_k | X_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(1-\rho_i)}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

由式(3)可知,粒子 X_k^i 的权值 $w_k^i = p(Z_k | X_k^i)$ 。

3.3 跟踪算法

1) 粒子初始化: $k=0$,对于 $i=1, \dots, N$,从先验概率 $p(X_0)$ 取样 $\{X_0^i, w_0^i\}_{i=1}^N$ 。

2) 权值更新:根据式(16)计算样本(粒子)权值 $w_k^i = p(Z_k | X_k^i)$,从而得到后验概率密度

$p(X_k | Z^k) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(X_k - X_k^i)$,然后采用最佳粒子法确定目标位置。

3) 以目标状态的先验转移分布 $p(X_k | X_{k-1})$ 作为重要性分布函数进行重采样。

4 跟踪算法仿真

系统噪声 U_k 和观测噪声 V_k 服从均值为零的正态分布。所用算法在配置为 Pentium IV 1.7GHz、内存 512M 的 PC 机上采用 MATLAB 6.5 软件平台实现的。文中用两段 320×236 大小的红外序列图像进行了跟踪试验。序列图像 1 小目标处于云层边缘,噪声干扰较为严重。序列图像 2 背景起伏较为剧烈,信噪比约为 1.8 左右。

如图 1 所示,图 1(a)~图 1(e)分别为基于局部熵跟踪、基于局部灰度均值对比度跟踪、基于局部梯度均值对比度跟踪、基于灰度分布跟踪和多特征融合后跟踪的效果图。图 1(b)可以看出,在两个序列中,基于局部灰度均值对比度跟踪都出现了目标失配,导致跟踪失败。图 1(a)、图 1(c)、图 1(d)虽然没有出现跟踪失败,但跟踪的精度都不高。图 1(e)说明采用自适应特征融合的跟踪算法能够稳健的跟踪背景起伏剧烈、噪声干扰较为严重的低信噪比红外弱小目标。

图 2 是以上 5 种算法在图像序列 1 和图像序列 2 中的跟踪误差比较图。其中基于局部灰度均值对比度的跟踪,在两个序列图像跟踪中都由于图像背景干扰严重导致跟踪失败;基于局部熵跟踪最大误差为 4 像素,平均跟踪误差为 1.1 像素;基于梯度均值对比度跟踪最大误差为 2 像素,平均跟踪误差为 0.5 像素;基于灰度分布跟踪的最大跟踪误差均为 4 像素,平均跟踪误差约为 1 像素;基于多特征融合方法的跟踪最大误差为 2 像素,平均跟踪误差为 0.2 像素。由此可见,文中提出的跟踪方法对于低信噪比的弱小目标具有较好的跟踪效果,跟踪平均误差在 1 个像素以内。

5 结束语

文中提出的基于多特征融合与粒子滤波的红外弱小目标跟踪方法,可以根据不同特征在不

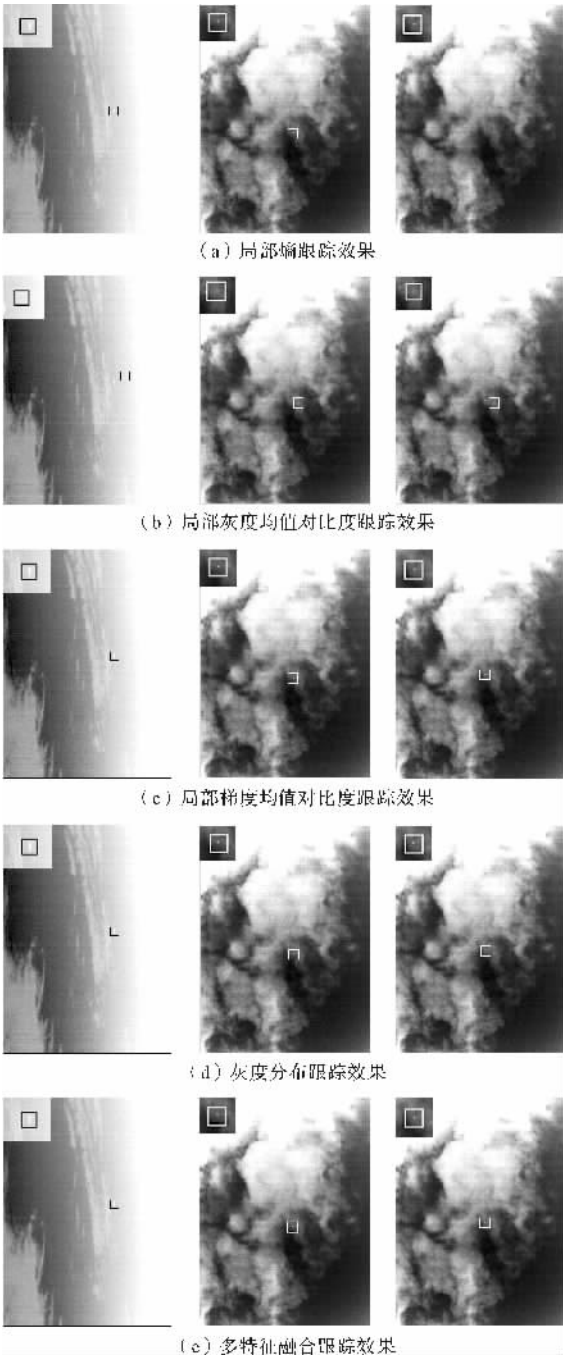


图 1 五种跟踪方法比较图

(序列 1:第 10 帧;序列 2:第 15 帧、第 20 帧)

同情况下对弱小目标检测跟踪的贡献大小,自适应的进行融合。同时利用粒子滤波在非线性非高斯情况下较好的状态估计,实现了对红外弱小目标的跟踪。实验结果显示,该算法能够有效抑制背景杂波和噪声干扰在小目标检测跟踪中的影响。

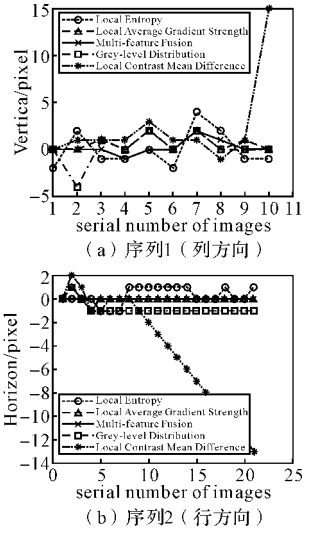


图 2 五种算法跟踪误差比较图

参考文献:

- [1] 陈湘凭. 基于多特征融合的海天背景红外弱小目标检测方法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2006.
- [2] 李秋华,李吉成,沈振康. 基于 D-S 证据理论的红外小目标融合检测方法[J]. 系统工程与电子技术,2006,28(1):26-30.
- [3] LOU Yue,WANG Zhi-cheng,LI Xin. Detection of small infrared targets based on multi-feature fusion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2007,36(3): 395-411.
- [4] WANG Zhi-cheng,GAO Chen-qiang,TIAN Jin-wen. Multifeature distance map based fusion detection of small infrared targets with low contrast in image sequences[C]// SPIE,2005,5985:669-673.
- [5] 程建,周越,蔡念,等. 基于粒子滤波的红外目标跟踪[J]. 红外与毫米波学报,2006,25(2):113-117.

欢迎订阅 欢迎投稿

《弹箭与制导学报》是由中国科学技术协会主管、中国兵工学会、中国兵器工业第 203 研究所主办的学术性刊物。本刊的宗旨是报道导弹、火箭、弹药、弹道及制导兵器技术相关专业的学术性论文,突出报导高新技术在这些专业领域的理论研究成果,反映科研、生产、使用、教学上的最新应用成果,为我国国防现代化建设服务。

本刊为中文核心期刊;“RCCSE”中国核心学术期刊;“中国科技论文统计与分析”源刊;《中国学术期刊文摘》源刊;“中国科学引文数据库”源刊;中国学术期刊综合评价数据库源刊。并在“万方数据——数字化期刊群”全文上网,被中国核心期刊(遴选)数据库收录;入“中国知网”即《中国学术期刊(光盘版)》以及“中文科技期刊数据库”(维普网)。2007 年变更为国内外公开发行后,被国外数据库收录的有英国《科学文摘》INSPEC 数据库、波兰《哥白尼索引》数据库等。

《弹箭与制导学报》为双月刊,大 16 开,每期定价 20.00 元,邮费 5 元/册,全年 150.00 元(含邮费)。刊号:ISSN 1673—9728,CN 61—1234/TJ。欢迎单位及广大读者订阅及投稿。

本刊在 2007 年建立了自己的网站(www.djzdxb.cn),读者可在线免费阅读并投稿,我们的编辑和专家均在线工作,及时对稿件相关事宜进行答复、审稿。作者可用自己注册时的帐号和密码进入系统,了解稿件的即时状态。在给本刊投稿时一定要注意稿件的不涉密处理,对国家和单位保密的项目代号、尖端研究等在未公开之前,请勿涉及。在作者向我刊投稿的同时,请及时办理不涉密证明,并将原件及时寄往编辑部。在未收到不涉密证明之前,将不派外审。

如需了解更多的投稿信息请登录:www.djzdxb.cn

弹箭与制导学报编辑部

2009 年 10 月