

一种多特征融合的红外目标跟踪算法

卞志国, 姚源源

(南京电子工程研究所第四研究部, 南京 210007)

摘 要: 针对红外序列图像中各类目标及背景特征动态变化的特性, 提出一种基于二值分类技术的多特征融合目标跟踪算法。分别根据灰度、纹理及梯度方向特征将图像分为背景与目标区域, 并根据各类特征分类性能的差异, 融合特征图像, 通过重采样粒子滤波估计目标状态。实验结果表明, 该算法对环境光照变化、局部遮挡等均具有较好的鲁棒性。

关键词: 红外图像; 目标跟踪; 多特征融合; 粒子滤波; 二值分类

An Infrared Object Tracking Algorithm of Multi-feature Fusion

BIAN Zhi-guo, YAO Yuan-yuan

(The 4th Research Dept., Nanjing Institute of Electronic Engineering, Nanjing 210007, China)

【Abstract】 Due to the various types of dynamic changes of background and foreground characteristics during object tracking in infrared image sequences, this paper proposes an object tracking algorithm of multi-feature fusion based on binary classification. The scene is classified into object and background region based on characteristics such as intensity, texture and grad orientation. The likelihood map is combined with the weights corresponding to classification performance respectively. A re-sampling particle filter is employed to estimate the object state. Experimental results show that the proposed algorithm is robust to environmental illumination and partial occlusions.

【Key words】 infrared image; object tracking; multi-feature fusion; particle filtering; binary classification

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.21.051

1 概述

对红外成像序列图像中的机动目标进行跟踪^[1]是一项极富挑战的研究课题, 主要表现在: (1)在跟踪过程中, 由于环境或摄像机拍摄视角变化而带来的目标灰度、形状等不可预知的变化; (2)图像采集平台的运动以及环境变化使目标所处场景不断变化。由此可见, 跟踪性能与跟踪过程中所采用的目标及背景描述方法密切相关, 如果在跟踪过程中能自动选择对目标和背景分离性能较好的特征描述运动对象, 则跟踪性能将获得较大提高。灰度、梯度及纹理等均可描述图像, 对于不同图像, 其分离目标与背景的能力也不同, 如何将各种不同特征有效整合, 获得最佳跟踪器, 是近年来目标跟踪领域的研究热点^[2-7]。

多特征融合跟踪技术是指在跟踪过程中根据各类特征对目标与背景的分离能力, 动态调整其对跟踪结果的贡献, 文献[6-7]将各种 R、G、B 组合似然图作为描述彩色场景的特征图像, 然后根据各类特征似然图的方差比 (Ratio of Variance, ROV) 确定其区分背景与目标的能力, 并以 ROV 指标作为特征融合的权重将各似然图融合。基于多特征融合技术的目标跟踪算法得到了飞速发展, 文献[3]通过最大化目标与其他图像区域的差异动态选择灰

度、局部标准差以及梯度特征的权值, 确定各类特征直方图匹配系数对跟踪的贡献。文献[4]提出一种基于多特征融合的粒子滤波算法, 该算法按一定的权值系数, 利用目标的颜色特征和边缘特征来构建似然函数, 作为跟踪目标的跟踪依据, 克服了依靠单一颜色特征跟踪目标的跟踪算法的不足。文献[5]则分别利用直方图以及不变矩分别描述红外目标的灰度及形状特征, 以串联形式对两特征进行融合, 得到了较好的跟踪效果。

近年来, 二值分类技术常见于目标跟踪领域^[8]。在该类方法中, 场景中各像素点根据其局部特征被分类为目标或背景, 该方法的关键是如何选取像素特征并有效融合, 针对跟踪过程中各特征的动态变化, 如何在跟踪过程中动态选择特征并在线更新分类器也是研究该类技术的挑战。

粒子滤波作为计算概率转移的离散方法, 被广泛应用于目标跟踪^[9-10]。本文提出一种多特征融合的红外目标跟踪算法, 通过结合粒子滤波增加目标跟踪的鲁棒性。

2 特征似然图像

2.1 图像特征匹配

在图像帧的某区域内寻找与目标模板统计特征最相近的区域, 就是基于统计特征的图像匹配。定义模板的特

作者简介: 卞志国(1979—), 男, 工程师、博士, 主研方向: 模式识别, 计算机视觉; 姚源源, 工程师

收稿日期: 2011-10-09 **修回日期:** 2012-02-27 **E-mail:** bian_zg@sohu.com

征向量为 q ，待匹配区域的特征向量为 p ， $p, q \in \mathbf{R}^{m_u}$ 。巴氏距离常用于测量特征向量之间的差异：

$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^{m_u} \sqrt{p_u \cdot q_u} \quad (1)$$

其中， $p_u = p_u / \sum_{k=1}^{m_u} p_k$ ； $q_u = q_u / \sum_{k=1}^{m_u} q_k$ ； p_u 、 q_u 分别表示向量 p 、 q 的第 u 个分量。由于模板特征向量中的某些特征同时存在于目标与非目标区域，这类“交融类特征”的存在，影响了判别指标 $\rho(p, q)$ 的准确性^[11]。基于最大后验概率的图像匹配指标方法旨在削弱该类特征对判别指标的影响。

2.2 最大后验概率指标

计算搜索区域的统计特征向量 s ， $s \in \mathbf{R}^{m_u}$ ，用其分量 s_u 除第 u 个特征对应的模板特征和待匹配区域特征的相关积 $p_u \cdot q_u$ (定义当 $s_u = 0$ 时， $p_u / s_u = 0$)。于是得到如下形式的指标函数：

$$\phi(p, q) = \frac{1}{m_u} \sum_{u=1}^{m_u} \frac{p_u \cdot q_u}{s_u} \quad (2)$$

式(2)的证明见文献[11]。相似性判据与待匹配区域中第 u 特征的数量 p_u 以及关于该特征参数 q_u / s_u 有关。若预先根据模板图像以及搜索区域图像计算 $b_u = q_u / s_u$ (定义当 $s_u = 0$ 时， $b_u = 0$)，然后根据搜索区域中各像素点特征将其值映射为 b_u ，得到特征图像 B ，在计算任一待匹配区域的相似性指标时，只要将待匹配区域所覆盖部分像素点的映射值累加即可。

2.3 灰度特征

灰度图像常见于各种红外图像采集设备，灰度所包含的图像信息较为丰富，常见于各类跟踪算法，在对比度较为显著的情况下，仅灰度信息便能对目标进行有效跟踪，但当目标与背景灰度相当时，基于灰度的跟踪算法便会失效。

2.4 梯度方向特征

图像梯度信息包含了每个点的梯度方向 $D(i, j) \in [0, 2\pi]$ 和梯度幅度 $M(i, j)$ ，对灰度图像采用水平及垂直 Sobel 算子进行卷积，分别生成水平梯度图像 G_x 和垂直梯度图像 G_y 。根据梯度图像 G_x 和 G_y ，计算图像中各点的梯度方向 $D(i, j)$ 及幅值 $M(i, j)$ ，将 $D(i, j)$ 的取值范围量化为 n 等分，设 $n=18$ ，各等份取值空间为 $[k\pi / (k+1) / \pi)$ ，其中 $k=0, 1, \dots, n-1$ ，若 $D(i, j) \in [k\pi / (k+1) / \pi)$ ，其量化值 $\theta(i, j) = k$ 。通过量化处理，图像中各像素点均对应应有 2 个参数 $\theta(i, j)$ 及 $M(i, j)$ 。以 $\theta(i, j)$ 作为直方图的横坐标， $M(i, j)$ 为纵坐标即可得到图像的梯度方向直方图。由于具有较大梯度幅度的点所含有的图像信息更为重要，因此，在提取特征映射图像时，将对应点的映射值 b_u 与该点梯度幅度的乘积作为映射特征图像的值。

2.5 纹理特征

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)具有灰度单调变换不变性，是根据掩模的中心像素值与邻域像素进行比较，形成二值序列，以此作为图像的局部二值模式，其

计算形式如下：

$$LBP_{P,r}(i_c, j_c) = \sum_{u=0}^{P-1} 2^u \cdot S(g_u - g_c) \quad (3)$$

其中， $S(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$ ； r 表示以像素为单位的邻域半径；

P 表示邻域上像素的个数； g_c 表示所求像素点灰度值； g_u 表示对应邻域点灰度值； u 表示邻域内按顺序标记的像素序号。

文献[12]对 LBP 描述的纹理特征进行了扩展，提出具有旋转不变性质的 LBP 特征，但研究发现其并不具有很强的分类能力，在实际应用中有些模式出现的频率非常低，而某些模式出现的频率很高，有时甚至能高达 90% 以上，该类模式称为“均匀模式”。

由于 LBP 算子仅利用中心点像素与邻域像素的灰度差确定二进制编码，该方式并不能真正反映中心点与邻域点之间的关系，如亮点、暗点等微小特征，并且 LBP 特征对噪声相当敏感，鲁棒性较差。文献[13]对 LBP 算子进行扩展，提出局部三值模式(Local Ternary Pattern, LTP)特征：

$$LTP_{P,r}(i_c, j_c) = \sum_{u=0}^{P-1} 3^u \cdot S'(g_u - g_c, t) \quad (4)$$

其中：

$$S'(x, t) = \begin{cases} 1 & x \geq t \\ 0 & |x| < t \\ -1 & x \leq -t \end{cases}$$

为了简化计算，将 LTP 编码分解为上模式及下模式：

$$S''(x, t) = \begin{cases} 1 & x \geq t \\ 0 & x < t \end{cases}$$

$$S'(x, t) = \begin{cases} 1 & x \leq -t \\ 0 & x > -t \end{cases}$$

为简化计算，又将 LTP 编码分解为上模式及下模式，对每部分分别采用 LBP 算子进行编码。若分解后的 LTP 特征分别采用具有旋转不变的均匀 LBP 特征表示，共有 $2(P+2)$ 种 LTP 特征，LTP 编码示例如图 1 所示。

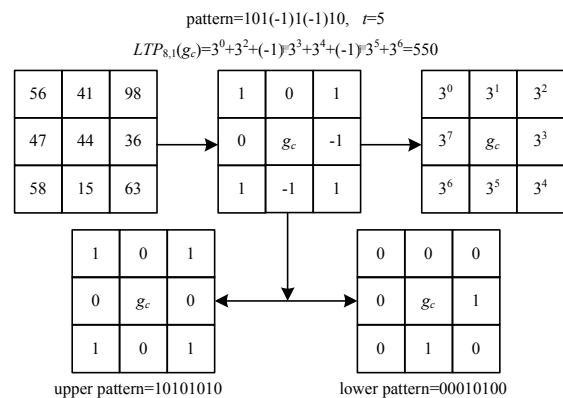


图 1 LTP 编码示例

3 多特征融合模型

滤波跟踪的关键是得到各帧图像 F_k 的似然分布，将得到各帧场景的似然分布 $P(x|F_k)$ ，将由各特征计算得到

的似然分布 $P(x|L_i)$ 融合, 根据贝叶斯公式:

$$P(x|F_k) = \int P(x|L)P(L|F_k)dL \approx \sum_{i=1}^M w_i P(x|L_i) \quad (5)$$

其中, M 表示特征个数; $w_i = P(L_i|F_k)$ 表示各特征似然分布的置信度, 且 $\sum w_i = 1$ 。问题转化为 w_i 的求取。本文将各点特征似然值组成向量 P , 则融合问题转化为寻找投影方向 w , 使得 $P(x|F_k)$ 中各点似然值:

$$P_{ij}(x|F_k) = \sum_{i=1}^M w_i P_{ij}(x|L_i) \quad (6)$$

线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)作为常见的二值分类技术, 具有简单、高效的特点。该方法根据样本类内离散度及类间离散度, 寻找最佳投影向量, 将多维向量映射到一维, 然后根据阈值对对象进行分类。就跟踪问题而言, 最佳似然分布满足目标与背景区域显著分离, 利用 LDA 方法求得的投影方向 w 组合各似然分布, 能得到最佳融合似然分布。根据 LDA 公式:

$$w = S_w^{-1}(m_1 - m_2) \quad (7)$$

其中, S_w 为各类类内离散度 S_i 之和, m_i 表示各类类内均值。由于在跟踪过程中, 样本批量获得, 投影方向 w 在各帧均要动态更新, 假设更新率 β , 则各类均值 m_i 在更新后:

$$m_i = (1 - \beta)m_i^o + \beta m_i^n \quad (8)$$

其中, m_i^o 与 m_i^n 分别表示样本更新前样本均值和新样本均值。更新后各类类内离散度的计算如式(9)所示:

$$S_i = E_{x \in \{C_i^o, C_i^n\}} (x - m_i)(x - m_i)^T = (1 - \beta)S_i^o + \beta S_i^n + (1 - \beta)\beta(m_i^o - m_i^n)(m_i^o - m_i^n)^T \quad (9)$$

LDA 算法一般要求各类样本服从具有相同方差的正态分布, 但实际应用发现, 一般各类样本的分布方差是不同的, 二次判别分析(Quadratic Discriminatory Analysis, QDA)对该类问题有更好的求解能力, 该算法通过二次函数将多维向量映射至一维空间:

$$y = x^T A x + b x + c \quad (10)$$

从式(8)可以看出, QDA 所需要估计的参数更多, 如果将样本 $x \in \mathbf{R}^m$ 进行二次扩充, 从 m 维扩展至 $(m + m(m+1)/2)$ 维, 以 $m=3$ 为例, 进行二次扩充后的样本 $\hat{x} = (x_1, x_2, x_3, x_1^2, x_1x_2, x_1x_3, x_2^2, x_2x_3, x_3^2)$, 然后采用 LDA 算法求取扩充后样本的最优投影方向 \hat{w} , 那么对于扩充前的样本而言, 该投影方向是经过二次优化的。

4 红外目标跟踪算法

本文的跟踪算法基于粒子滤波, 粒子滤波是一种序列蒙特卡罗方法, 其核心思想是采用一组带有权重的粒子群 $\{s_i, w_i\}^{k-1} (i=1, 2, \dots, N)$ 表示目标状态的后验概率 $P(x_{k-1}|y_{k-1})$, 其中, w_i 为粒子权重。假设状态转移满足一阶马尔科夫性, 即 $P(x_k|x_{1:k-1}) = P(x_k|x_{k-1})$, 对目标状态进行预测后, 得到新的由粒子群 $\{s'_i, w'_i\}^k (i=1, 2, \dots, N)$ 表示的状态分布 $P(x_k|x_{k-1})$, 同时计算该帧目标候选状态的似然分布 $P(y_k|x_k)$ 。根据这些信息, 便可更新目标的状态分

布, 这里 N 个粒子, 代表目标的 N 个候选状态。显然, 似然分布 $P(y_k|x_k)$ 也是由各离散粒子及其权重表示的。各粒子权重计算方法如下:

算法1 粒子权重计算

输入 似然图像 L , 粒子集 $\{s_i\}_{i=1}^N$, 目标模板大小 m

输出 粒子集及其权重 $\{s_i, w_i\}_{i=1}^N$

For $i=1, 2, \dots, N$ do

根据粒子 s_i 所代表区域的位置及大小, 计算似然值:

$$w'_i = 1/m \sum_{(i,j) \in s_i} L(i,j)$$

若 $w'_i \leq 0$, 令 $w'_i = 0$

End

将 w'_i 正规化, $w_i = w'_i / \sum w'_i$ 。

在跟踪过程中, 由于目标运动的不可预知性, 本文采用随机游走模型作为粒子滤波的状态转移函数, 并采用 SIR 方法避免粒子群退化^[10]。结合特征融合算法, 本文的跟踪算法步骤如下:

算法2 目标跟踪算法

输入 序列图像 $F_{0:k}$, 目标初始状态 X_0

输出 目标状态 $X_{1:k}$

初始化:

根据首帧目标信息, 分别提取各特征映射曲线 P_0 , 初始化粒子滤波器, 得到粒子集 $\{s_i, 1/N\}_0 (i=1, 2, \dots, N)$, 这里每个粒子的权重是一样的, 均为 $1/N$, $t=0$, 计算初始权重 w_0 。

For $t=1, 2, \dots, k$ do

(1) 读入一帧新的图像, 根据映射曲线 $P_{t,i}$ 分别计算各特征映射图像 $L_{t,i}$ 。

(2) 将各映射图像 $L_{t,i}$ 根据权重 $w_{t,i}$ 融合得到 L_t 。

(3) 根据目标运动模型 $P(X_t|X_{t-1})$ 对粒子集预测, 得到预测后的粒子集 $\{s'_i\}^t (i=1, 2, \dots, N)$ 。

(4) 根据算法1计算预测粒子集中各粒子的权重, 得到 $\{s'_i, w'_i\}^t$ 。

(5) 采用 SIR 算法对更新粒子集重采样, 得到表示第 t 帧目标状态分布的粒子集 $\{s_i, 1/N\}^t$ 。

(6) 取粒子集均值 $1/N \sum s_i$ 作为目标在 t 时刻的状态。

(7) 采用方程 $P^t = (1 - \alpha)P^{t-1} + \alpha P_t$ 更新映射曲线, 其中, P 表示由当前跟踪结果得到的映射曲线, α 表示更新率, 并采用式更新各特征的权重。

End

5 实验结果与分析

本节采用 PETS2005 (<http://ftp.pets.rdg.ac.uk/>) 的红外空地视频序列对本文提出的跟踪模型进行验证。

5.1 特征似然图像融合

目标初始状态手动获得, 以目标区域所有像素点为正样本, 以目标周围 5 倍区域像素点为负样本, 根据该初始信息, 计算各类特征映射曲线以及各特征权重。对每一帧即时图像计算其映射图像, 灰度图像特征映射示例如图 2 所示。

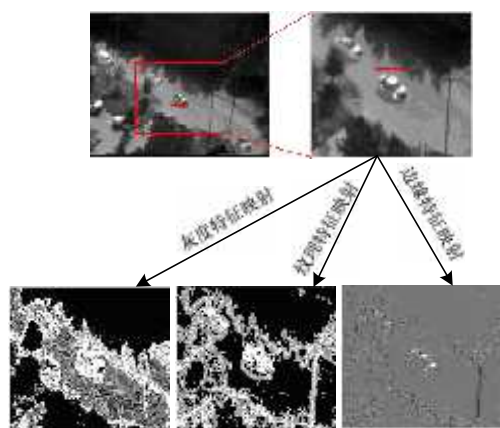


图 2 灰度图像特征映射示例

根据特征映射图像分别采用 ROV 指标、LDA 指标以及 QDA 指标计算各特征权重, 并对其融合, 特征图像融合结果如图 3 所示。



图 3 特征图像融合结果

5.2 序列图像跟踪

图 4、图 5 为实验跟踪红外序列图像中的小车, 其中, 对应各帧图像中, 第 1 行显示了跟踪结果, 第 2 行分别为灰度、纹理及梯度方向特征图像, 第 3 行分别为采用 QDA、LDA 及 ROV 算法得到的融合图像。

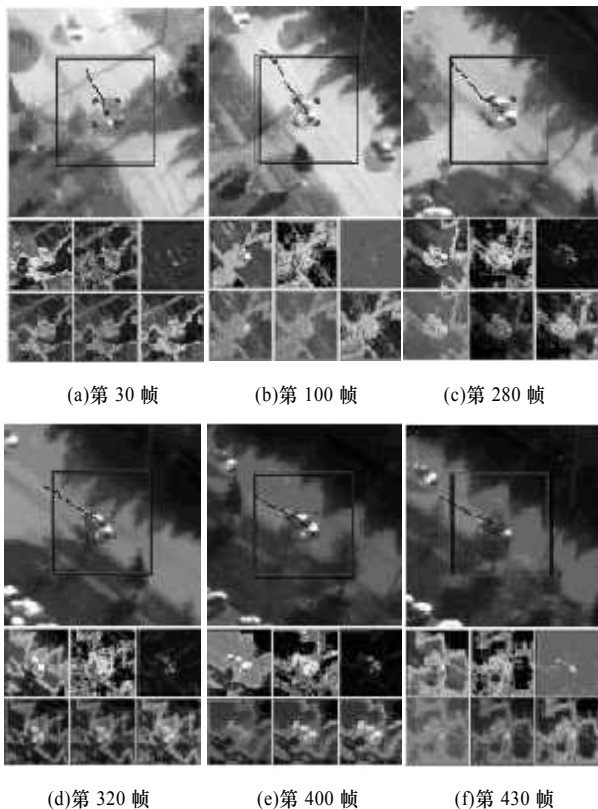


图 4 序列 1 中各帧的跟踪结果

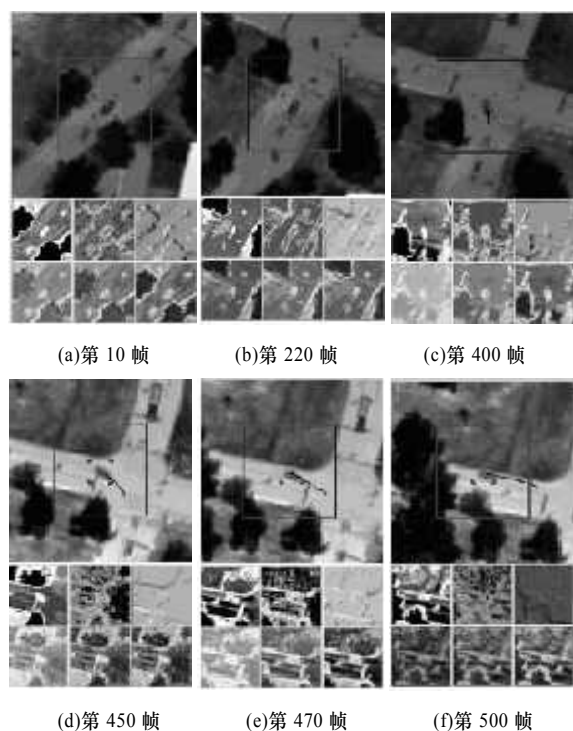


图 5 序列 2 中各帧的跟踪结果

实验首先对帧间全局运动进行补偿, 然后采用前节提出的跟踪算法对目标跟踪, 从图中的目标运动轨迹可以看出, 本文的跟踪算法具有一定的稳定性。对图 4 的跟踪结果进行分析, 第 30 帧及第 430 帧目标被阴影和小树局部遮挡, 由于基于 QDA 算法的融合特征图像其分类性能更强, 因此跟踪结果更为精确。在整个跟踪过程中, 虽然环境光照发生显著变化, 且被跟踪目标有局部遮挡, 但由于本文所提出算法得到的特征图像具有更强的分类性能, 因此, 与其他 2 种跟踪算法相比, 该算法具有更好的跟踪鲁棒性。图 5 中的目标较小, 特别在第 500 帧时, 目标与背景极为相似, 通过本文算法得到的融合特征图像具有更强的 BCS 指标。

实验对 3 种算法的 BCS 指标进行了 t 检验, 在显著性水平为 0.05 时, QDA 算法要优于 LDA 及 ROV 算法。在跟踪过程中, 目标的灰度、边缘等信息将会发生变化, 因此, 本文选用更新率 0.05 对映射曲线实时更新。

6 结束语

本文提出一种基于二值分类技术的多特征融合红外目标跟踪框架。根据灰度、纹理以及梯度方向等特征在不同条件下对目标及背景分类能力的差异, 动态调整其对跟踪结果的贡献。与基于 ROV 及 LDA 的融合算法相比, 本文算法取得了更好的融合效果, 对空地红外序列图像的跟踪结果证明了本文算法具有较强的鲁棒性。但本文算法着眼于场景中各点的局部特征, 并没有考虑目标或背景的总体特征, 在未来的研究中将引入目标或背景的全局特征, 在跟踪过程中综合考虑基于全局特征跟踪结果和基于局部特征的跟踪结果。

(下转第 196 页)