

·信号与信息处理·

基于多特征融合的均值偏移目标跟踪方法

曹 东^{1,2,3}, 许 勇¹, 金 钢¹, 付承毓²

(1. 中国空气动力研究与发展中心, 四川 绵阳 621000; 2. 中国科学院光电技术研究所, 成都 610209; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要:针对灰度图像目标色彩信息贫乏从而易陷于局部相似,致使跟踪点发生漂移导致跟踪失败的问题,构建了一种基于均值偏移的改进算法,在直方图模式中加入了目标对比度均值差分、平均梯度强度及局部灰度概率等特征,增加了目标特征维数,对目标进行精细刻画。并结合粒子滤波,有效提高灰度成像目标的跟踪稳定性和精确定位问题。试验结果表明,这种方法能够在较复杂背景下及目标快速运动时对锁定目标进行有效的跟踪定位,跟踪误差小,鲁棒性较强。

关键词:目标跟踪; 均值偏移; 多特征融合; 粒子滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2015)-04-0027-04

An Improved Mean-shift Algorithm for Target Tracking Based on Multi-feature Fusion

CAO Dong^{1,2,3}, XU Yong¹, JIN Gang¹, FU Cheng-yu²

(1. China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang, 621000, China;

2. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 610209, China)

Abstract: An improved algorithm based on mean-shift for target tracking is proposed in order to overcome the problem of tracking point shift, which comes from partial similarity between target and its background due to lack of color information in the gray images. The contrast mean difference feature, average gradient feature and gray level probability feature of the target are added to the target histogram. The particle filtering is applied to enhance the stability and accuracy for tracking the target in the gray images. The experiment shows that the algorithm can better adapt to the complex background of the moving target, and improves the robustness and accuracy of the algorithm.

Key words: target tracking; mean shift; multi-feature fusion; particle filtering

用可见光和红外成像传感器对视频图像中指定目标进行稳健、有效的跟踪是成像跟踪系统中一个极具挑战性的研究领域。均值偏移(mean-shift)算法是一种基于核函数密度逐渐增加的无参估计方法^[1],以其快速匹配、目标变形不敏感等特性近年来在扩展目标精确跟踪研究中受到重视^[2-4]。但均值偏移算法在彩色图像的面目标跟踪中虽然表现较

为出色,对灰度成像运动目标的跟踪性能却还有待提高^[5]。对于灰度成像跟踪,由于图像的色彩信息不够丰富,只有一个灰度单色空间,所提供的目标特征信息有限,在均值偏移进行目标特征搜索匹配时,很容易受到干扰,导致跟踪点停留在 Bhattacharyya 系数^[6]的局部极值而非目标所在的真实位置,缺乏足够的场景适应能力和稳健性。

收稿日期:2015-06-23

基金项目:中国科学院科技创新基金项目(YJ14K017)

作者简介:曹东(1983-),男,在读博士研究生,工程师,研究领域为光电成像目标跟踪、计算机视觉;许勇(1988-),男,硕士,助理工程师,研究领域为图像处理;金钢(1958-),男,研究员级高级工程师,博士研究生导师,研究领域为光学工程、信号处理;付承毓(1952-),男,研究员级高级工程师,博士研究生导师,研究领域为光电工程、信号与信息处理。

为提高基于均值偏移算法的跟踪稳定性,文献[7]提出了一种改进直方图模式,通过对目标成像的空间域(像素位置)和特征域(像素值)信息的融合,有效改善了对扩展目标跟踪的稳健性。还有研究人员尝试将区域颜色^[8]、纹理信息^[9]、边缘^[10]、尺度^[11]等特征加入到直方图模式,有一定的改善。但这些信息仍不够丰富,对复杂背景条件下的目标跟踪能力也需进一步提高^[12-13]。文中在均值偏移基本算法的基础上,引入了目标图像的灰度概率,对比度均值差分、平均梯度强度等特征,与原始图像一起构成目标图像联合特征空间,通过增加目标的特征维数,提高对目标刻画的精细程度,并采用基于核函数的加权直方图对其进行降阶处理,以提高计算效率,进而利用粒子滤波对目标状态优良的采样能力和多状态保持能力,对目标的位置做出最优估计。试验表明,改进后的方法可有效提高跟踪的稳定性和可靠性,计算量和计算速度能够满足实时系统应用要求。

1 均值偏移

均值偏移算法包括目标模式定义、相似性度量及均值偏移迭代等几个过程。

1.1 目标模式定义

设目标跟踪点为 y ,检测区域是以 y 为中心、窗宽为 h 的矩形,区域内像素的位置以 $\{x_i, i=1 \cdots m\}$ 表示,像素位置的灰度特征响应等以 $b(x_i)$ 表示, m 为量化级别,即函数 $b:R^2 \rightarrow \{1 \cdots m\}$ 为 x_i 像素的灰度索引映射。灰度概率密度是像素位置的函数,其表达式为

$$\hat{p}_u(y) = C_1 \sum_{i=1}^m k_i \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad u = 1 \cdots m \quad (1)$$

其中, C_1 为归一化常数,可由条件 $\sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$ 求出; $k_i(x)$ 为像素位置权值分配函数,其定义如下

$$k_i(x) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} (1 - \|x\|) & \|x\| \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

仅用图像的原始灰度特征来描述目标是不可靠的,文中在传统核密度直方图模式的基础上,引

入目标图像的灰度概率、对比度均值差分和平均梯度强度特征,构建一种稳定的目标联合特征加权直方图描述方法,增强均值偏移算法目标跟踪的稳定性。联合特征加权均值偏移各特征定义如下:

(1) 目标对比度均值差分(contrast mean difference 简称CMD)

$$CMD(i, j) = \frac{1}{n_{in}(k, l) \sum_{(k, l) \in N_{in}(i, j)}} f(k, l) - \frac{1}{n_{out}(k, l) \sum_{(k, l) \in N_{out}(i, j)}} f(k, l) \quad (3)$$

式中, (i, j) 为局部窗口中心; (k, l) 为窗口内的像素位置。定义在局部窗口上的局部对比度均值差分同时在内窗 n_{in} 和外窗 n_{out} 上计算,主要用于区分图像前景和背景信息。

(2) 目标平均梯度(average gradient strength 简称AGS)

$$AGS(i, j) = \frac{1}{n_{in}(k, l) \sum_{(k, l) \in N_{in}(i, j)}} G_{in}(k, l) - \frac{1}{n_{out}(k, l) \sum_{(k, l) \in N_{out}(i, j)}} G_{out}(k, l) \quad (4)$$

其中, $G_{in}(k, l) = G_{in}^h + G_{in}^v$; $G_{in}^h = |f(k, l) - f(k, l + 1)|$; $G_{in}^v = |f(k, l) - f(k + 1, l)|$ 。AGS可以有效积累局部窗口内的目标区域与背景区域的梯度强度差异,对于强度较低的目标具有较强的表征能力。

(3) 目标灰度概率(gray level probability 简称GLP)

设 $f(i, j)$ 为图像序列某一帧中任意一点 (i, j) 的像素灰度值。在 (i, j) 为中心的 $(2r + 1) \times (2r + 1)$ 窗口内,设 $p_y(m, n)$ 为任意点 $f(i + m, j + n)$ 的灰度值占窗口内总灰度值的比率,即

$$p_y(m, n) = f(i + m, j + n) / \sum_{\lambda_x = -r}^r \sum_{\lambda_y = -r}^r f(i + \lambda_x, j + \lambda_y) \quad (5)$$

其中, $(m, n = -r, -r + 1, \cdots, 0, \cdots, r - 1, r)$,且点 (i, j) 邻域内所有点 $p_y(m, n)$ 之和必恒定为1。

考虑到系统的实时性,分别对CMD, AGS, GLP, GREY特征空间进行量化,计算各加权直方图 p_u^{CMD} , p_u^{CGS} , p_u^{GLP} , p_u^{GRAY} , $u = 1, \cdots, m$,并对各空间直方图进行融合处理,可得到改进后的目标直方图模式为

$$P_u^{fusion} = \alpha \cdot p_u^{CMD} + \beta \cdot p_u^{CGS} + \gamma \cdot p_u^{GLP} + \xi \cdot p_u^{GRAY} \quad (6)$$

其中, $\alpha = 0.2 \times C_u \times \rho_y^{LCMD}$; $\beta = 0.2 \times C_u \times \rho_y^{LCGS}$; $\gamma = 0.2 \times C_u \times \rho_y^{LGLP}$; $\xi = 0.4 \times C_u \times \rho_y^{GRAY}$; ρ_y 为相似系数; C_u 为归一化系数。

1.2 基于Bhattacharyya系数的相似性度量

将目标中心标记为 0 , 候选目标中心为 y , 目标与候选目标的直方图模式分别为目标 $\hat{P}_0 = \{\hat{p}_u\}_{u=1 \dots m}$ 和候选目标 $\hat{P}_y = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1 \dots m}$ 。 \hat{P}_0 与 \hat{P}_y 之间的相似性, 即Bhattacharyya系数 ρ_y 为

$$\rho_y \equiv \rho[\hat{P}_0, \hat{P}_y] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u \hat{p}_u(y)} \quad (7)$$

1.3 均值偏移迭代

以上一帧图像中估计的位置点 y_0 作为当前迭代算法的初始值, 于是在当前帧图像中, y_0 点的加权直方图估计 $p(y_0)$ 可以先计算得到, 然后将式(7)在前一帧的目标中心 y_0 处用泰勒级数展开并整理得

$$\rho(p(y), q) = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_k} w_i k_i \left\| \left\| \frac{y - x_i}{h} \right\| \right\|^2 \quad (8)$$

其中, $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u]$, 可得搜索窗口中心迭代公式为

$$y_{j+1} = \sum_{i=1}^n x_i w_i k_i \left(\left\| \frac{y_j - x_i}{h} \right\| \right) / \sum_{i=1}^n w_i k_i \left(\left\| \frac{y_j - x_i}{h} \right\| \right) \quad j=1, 2, \dots \quad (9)$$

2 粒子滤波

为提高均值移位算法的跟踪精度, 解决运动目标状态变化的情况, 利用粒子滤波方法^[14-16]通过状态空间法对离散时间动态系统建模。粒子滤波的思想是用一组具有权值的粒子来完全地描述某一事件的后验概率分布, 是一种典型的非线性非高斯情形下最优滤波的方法, 它利用采样粒子组在时间上不断的传播来应用递归的贝叶斯滤波, 同时保持了多重假设, 并用随机运动模型来对目标进行预测, 有优异的目标跟踪性能, 可有效抑制跟踪过程的干扰因素。

2.1 粒子递推方程

设 $x_{0:k} = \{x_j, j=0, \dots, k\}$ 和 $y_{1:k} = \{y_j, j=1, \dots, k\}$ 分别

表示各个时刻的系统状态和观测状态, $\{w_j^i, i=1, \dots, N\}$ 表示 j 时刻所对应粒子的归一化权值。粒子滤波就是用 $\{x_{0:k}^i, w_j^i\}_{i=1}^N$ 来完全描述后验概率分布 $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ 。

直接从后验概率 $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ 中进行取样是比较困难的。假设若存在 $\pi(x)$, 有 $p(x) \propto \pi(x)$, 并且可从 $\pi(x)$ 中进行取样, 这样的 $\pi(x)$ 称为重要度密度。根据贝叶斯理论, 权值的递推方程可以写成

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{\pi(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k)} \quad (10)$$

那么, 在 k 时刻的后验滤波密度函数可以近似为

$$p(x_{0:k} | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_j^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (11)$$

粒子滤波应用于目标跟踪, 其核心部分就是采样、采样更新、采样多样性保持。完成好这三个任务就能对目标状态进行准确的评估。对于复杂场景下的目标跟踪, 可采用如下的粒子递推方程

$$x_k = f(x_{k-1}) + v_{k-1} \quad (12)$$

其中, $f(x_k)$ 是系统的递推函数, 文中用均值偏移的算法来代替系统的递推函数, 对目标进行状态预测与更新, 假定目标的初始位置为 y_0 , 经过 m 步迭代搜索, 其最终目标位置为 y_1 。

2.2 结合均值偏移与粒子滤波的目标跟踪

将粒子滤波与均值偏移相结合, 提高目标跟踪的稳健性(简称MSPF算法)。将前面均值偏移算法所获结果再进一步做如下处理。

(1) 初始化搜索帧: $k=0$, 从先验概率分布 $p_{pri}(x_0)$ 取样 N 个粒子 $\{x_0^i, w_0^i\}$;

(2) 重要度采样: For $k=1, 2, \dots$,

(1) 取样

$x_k^{(i)} \propto \text{Mean-Shift}(x_{0:k-1}^{(i)} + v_{k-1}, v_k) \square N(\mu, \sigma)$, μ 和 σ 为系统噪声均值与方差。

(2) 计算权值

$$w_k^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \exp\left(-\frac{1 - \rho(q(i), p_y(i))}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

(3) 归一化: $\tilde{w}_k^{(i)} = w_k^{(i)} / \left[\sum_{j=1}^N w_k^{(j)} \right]^{-1}$

(3) 目标位置估计: $E(x_k) = \sum_i x_k^{(i)} w_k^{(i)}$;

(4) 固定重采样, 根据样本的权值 $\tilde{w}^{(i)}$, 从样本集合 $\{x_k^{(i)}, \tilde{w}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 重新抽取 N 个样本, 具体过程如下:

(1) 计算样本集 $\{x_k^{(i)}, \tilde{w}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 的累积权值,

$$c_k^{(i)} = c_k^{(i-1)} + w_k^{(i)};$$

(2) 产生[0, 1]上均匀分布的随机数 u , 在样本集中搜索使 $c_k^{(n)} \geq u$ 的最小 n , 并令 $x_k^{(i)} = x_k^{(n)}$, $x_k^{(i)}$ 则为当前最优位置估计。

3 实验结果

利用传统均值偏移算法和文中方法对复杂背景下的运动目标图像进行了跟踪试验。图1所示为序列图像中第5、30、60帧的跟踪对比结果。其中图1a~图1c为传统算法结果, 图1d~图1f为联合特征加权均值偏移算法结果, 图1g~图1i为MSPF算法结果。传统均值偏移算法在第5帧时(图1a)目标跟踪就出现了较大漂移, 第30帧时(图1b)已完全偏离目标, 跟踪过程中, 跟踪点越漂越远。采用联合特征加权均值偏移算法能提高跟踪稳定性, MSPF算法得到的跟踪点位置保持得非常稳定, 即使目标发生旋转、尺度变化时仍可准确、稳定地保持对初始目标点的跟踪。

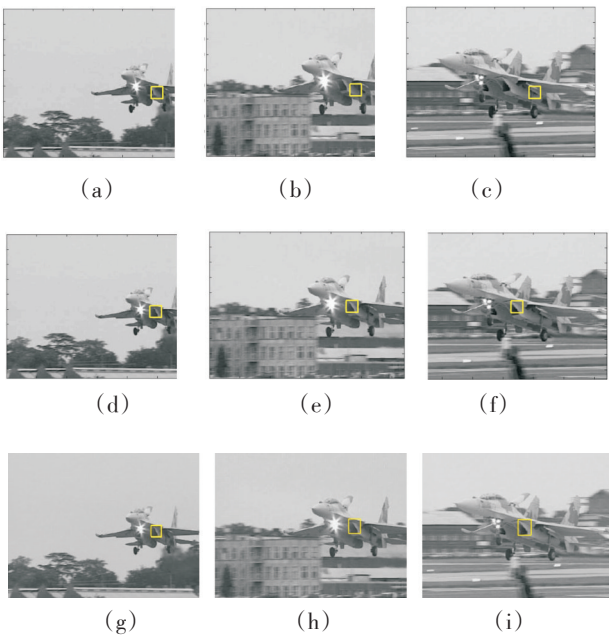


图1 基于传统均值偏移和文中算法的目标跟踪对比

图2为MSPF算法与单纯使用联合特征加权均值偏移算法比较。 X 与 Y 轴上的跟踪误差曲线可以看出, MSPF算法对目标的跟踪更加稳健, 其跟踪误差一般在两个像素之内。

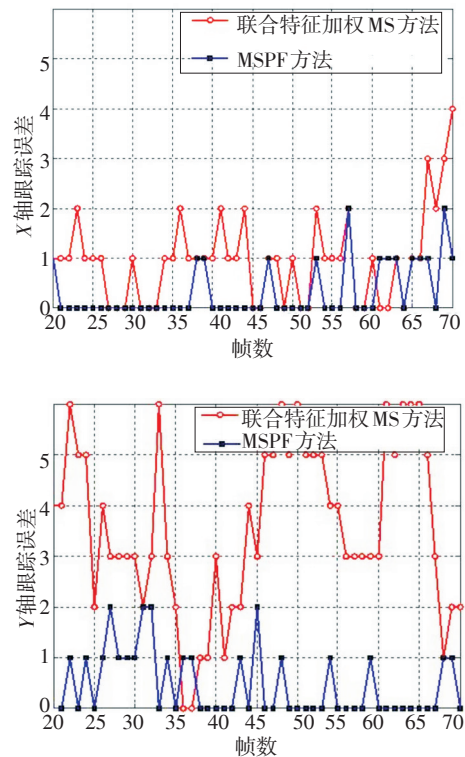


图2 联合特征加权MS方法和MSPF方法跟踪误差对比

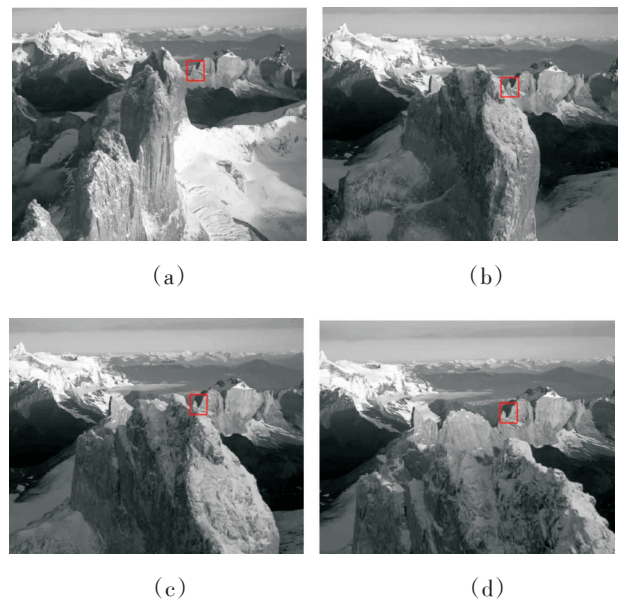


图3 对遮挡情况下的目标跟踪结果