

基于联合特征直方图的均值漂移目标跟踪算法

王爱丽, 董宝田, 武鸿源, 武威

(北京交通大学 交通运输学院, 北京 100044)

摘要: 针对单一颜色特征跟踪性能差的缺点, 提出一种基于联合特征直方图的均值漂移目标跟踪算法. 采用颜色、边缘、运动 3 个具有一定互补性的信息进行联合概率跟踪, 以提高目标模型的描述能力; 利用运动信息修正颜色和边缘模型核函数, 用以克服背景颜色、轮廓对跟踪效果的影响; 根据各特征所占权重, 运用自适应融合方法生成关联特征直方图, 并将所构建的目标模型融合到 mean shift 跟踪框架中, 实现目标跟踪. 实验结果表明, 所提出的算法具有较高的准确性.

关键词: 目标跟踪; 均值漂移; 直方图分布; 联合特征

中图分类号: U298.2

文献标志码: A

Mean shift target tracking algorithm based on joint feature histogram

WANG Ai-li, DONG Bao-tian, WU Hong-yuan, WU Wei

(School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China. Correspondent: WANG Ai-li, E-mail: wangaili20050722@163.cm)

Abstract: For improving the performance of traditional tracking algorithm based on the single color feature, a target tracking algorithm is proposed based on the joint-feature histogram and mean shift. The description capacity of the target character is enhanced by combining the advantage of color, edge and movement. To overcome the tracking impact of environment's color and outline, the kernel function of color and edge model are corrected by using movement information, and the joint-feature histogram is gained according to the adaptive fusion method of multi-feature weights. Target tracking is realized by integrate the model into the mean shift tracking frame. Experimental results show the higher accuracy of the proposed method.

Keywords: target tracking; mean shift; histogram distribution; joint-feature

0 引言

视觉目标跟踪是当前计算机视觉领域中的热点问题, 已受到国内外学术界的关注, 在视频监控、智能交通、机器人导航等领域有着广泛的应用. 目标跟踪需要较高的实时性, 因此计算量较大的方法很难应用到实际中. 鉴于这一需求, 在多种跟踪方法中均值漂移法由于其具有快速搜索的优点, 在跟踪领域得到了重要应用^[1-8].

均值漂移(mean shift)是一种无参数估计法, 通过反复迭代搜索与目标模板最相似的分布模式, 适应于对目标的实时跟踪. 然而, 其采用的跟踪特征单一^[1], 目标颜色模型不能很好地描述目标信息, 当背景特征与模板特征相近时, 易导致目标跟踪失败. 为提高复杂背景下目标跟踪的准确性, 近年来, 基于联

合多特征信息^[3-8]的跟踪方法开始兴起. 文献[1]提出了一种基于颜色纹理直方图的带权分块均值漂移目标跟踪算法, 将跟踪目标分块, 根据每一个分块得到目标最佳位置来实现目标定位; 文献[2]采用颜色与边缘直方图分布建立目标模型, 利用颜色对目标旋转平移不敏感及边缘信息不易受光照影响的优点, 提高了跟踪的准确性; 文献[3]提出了一种基于颜色纹理特征的均值漂移目标跟踪算法, 通过联合相似度最大化来计算目标位置信息; 文献[4]和文献[5]提出了融合颜色和形状纹理特征的跟踪方法, 假设特征相互独立, 未考虑每个特征的贡献和目标的运动特性; 文献[6]采用颜色、纹理、边缘方向特征, 并在粒子滤波框架下进行特征融合, 建立了一种通用性较好的目标跟踪方法, 然而, 在复杂的背景中易受运动噪声干扰;

收稿日期: 2015-10-21; 修回日期: 2016-01-10.

基金项目: 国家 863 计划项目(2009AA11Z207); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20110009110011).

作者简介: 王爱丽(1987-), 女, 博士生, 从事系统工程和智能交通的研究; 董宝田(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 从事电子商务和智能交通等研究.

文献[7]将红外图像的灰度信息、可见光图像的颜色和纹理信息融入目标模板跟踪框架中,对复杂环境下的目标进行跟踪,该方法需对多传感器进行同步设置,复杂度高,不利于推广应用。

为了克服背景环境的变化,提高目标跟踪的准确性,本文综合考虑目标的静态和动态特征,并利用动态特征修正静态特征直方图分布,以提高特征描述的有效性,从而实现行人跟踪.实验结果表明,本文算法中单个特征的描述性较高,且引入运动信息进行修正,能够进一步削弱复杂背景的干扰,融合方法合理,易于实现。

1 构建目标模型

Mean shift 算法将核函数加权的颜色特征直方图作为目标模型,颜色信息对图像中的目标姿态变化及非刚性变形不敏感,在传统 mean-shift 跟踪算法中,常被用作主线索来描述被跟踪目标,但其不能描述目标的空间结构,易受外界条件的影响.边缘特征对颜色变化、光照依赖程度低,可弥补颜色信息的缺陷,不易受外界变化的影响,而且不需要明确的目标模型^[2],但其对目标旋转、变形较敏感.为此,本文采用目标颜色、边缘和运动直方图分布描述目标的外观、空间和动态特征,建立更加适应复杂环境的目标模型,以提高跟踪算法的准确性。

1.1 颜色直方图

在初始帧中提取目标区域,统计该区域内各个像素点所属的颜色特征空间,得到特征空间中各个特征值的概率分布,即为目标的颜色直方图(CH)特征描述^[8].本文选用 RGB 颜色空间三通道表示目标颜色信息,将 R、G、B 空间分别进行 16 级量化,产生 $m = 16 \times 16 \times 16 = 4096$ 个特征值。

设目标的中心点为 $x_0 = (x_0^q, y_0^q)$, 目标的像素集为 $\{x_i\}, i=1, 2, \dots, n$, 则目标颜色直方图描述模型为

$$\begin{cases} q_{\text{color}} = C_q \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{(x_i - x_0)}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u], \\ \sum_{u=1}^m q_{\text{color}(u)} = 1, u = 1, 2, \dots, m. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $C_q = 1 / \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{(x_i - x_0)}{h} \right\|^2 \right)$ 为归一化常数; $\delta(x)$ 是核函数 (Kronecker delta), 用来判断目标区域中像素是否属于第 u 个 bin, 相等为 1, 否则为 0; $b(x_i)$ 表示像素 x_i 在直方图中的等级数; u 为颜色索引; $K(x)$ 为每个像素权值大小的核函数; h 表示核函数带宽。

后续帧中目标可能出现的区域即为候选目标区域, 设该区域的坐标集为 $\{y_i\}, i = 1, 2, \dots, n'$, 中心点

为 $y_0 = (x_0^p, y_0^p)$, 直方图为 $p = [p_1, p_2, \dots, p_m]^T$, 则候选目标颜色直方图描述模型为

$$\begin{cases} p_{\text{color}} = C_p \sum_{i=1}^{n'} k \left(\left\| \frac{(y_i - y_0)}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(y_i) - u], \\ \sum_{u=1}^m p_{\text{color}(u)} = 1, u = 1, 2, \dots, m. \end{cases} \quad (2)$$

1.2 边缘直方图

边缘直方图(EH)描述了目标的空间特征.为提取完整的目标边缘信息,本文对 canny 边缘检测法^[9]进行改进,综合水平、垂直和斜方向的梯度幅值计算图像边缘梯度幅值和方向,并进行形态学修正,使得不连续的边缘连接起来.改进后的边缘计算过程如下:

1) 计算水平、垂直边缘梯度.采用 Sobel 算子 A_x 和 A_y 对图像 $f(x, y)$ 进行逐像素卷积,得到水平梯度 G_x 和垂直梯度 G_y , 有

$$\begin{cases} A_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \\ A_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\ G_x(x, y) = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1), \\ G_y(x, y) = f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1). \end{cases} \quad (3)$$

2) 计算斜方向边缘梯度.为提高传统 Canny 算法中求梯度的精度,本文引入 45° 和 135° 两个斜方向上梯度信息,采用对角模板 A_1 和 A_2 对图像中的像素求加权平均,得到斜方向上的边缘梯度

$$\begin{cases} A_1 = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}, \\ A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}; \\ G_1(x, y) = f(x, y+1) + 2f(x+1, y+1) + f(x+1, y) - f(x, y-1) - 2f(x-1, y-1) - f(x-1, y), \\ G_2(x, y) = f(x-1, y) + 2f(x-1, y+1) + f(x, y+1) - f(x, y-1) - 2f(x+1, y-1) - f(x+1, y). \end{cases} \quad (4)$$

3) 计算边缘梯度和方向. 综合直线和斜方向梯度信息计算边缘梯度 $G(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$, 有

$$\begin{cases} G(x, y) = \\ \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2 + G_1(x, y)^2 + G_2(x, y)^2}, \\ \theta(x, y) = \arctan \left[\frac{G_y[x, y]}{G_x[x, y]} \right]. \end{cases} \quad (5)$$

为提高边缘直方图的抗噪性, 对边缘方向进行滤波, 保留边缘强度大的信息, 剔除伪边缘, 得到边缘梯度幅值

$$\text{Edge}(x, y) = \begin{cases} G(x, y), & G(x, y) \geq \text{th}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

由于提取的边缘 $\text{Edge}(x, y)$ 存在不连续问题, 采用形态学^[9]对图像进行处理, 实现断裂边缘的连接, 获得高信噪比和低均方差的边缘, 即

$$\begin{cases} E(x, y) = (\text{Edge} \oplus b)(x, y) = \\ \max\{\text{Edge}(x - x', y - y') + b(x', y')\}, \\ E(x, y) = E(x, y) \cap \text{Edge}(x, y), \\ \text{Edge}(x, y) = E \odot b = E - (E \otimes b) = E \cap (E \otimes b)^c, \end{cases} \quad (7)$$

其中 \oplus 和 \odot 为膨胀和细化运算.

通过式 (5) 标记出边缘点, 在相应点计算梯度方向, 发现方向 θ 的取值范围为 $\theta \in (-90^\circ, 90^\circ)$. 为了简单, 本文对目标图像的边缘点的方向 θ 进行量化, 将其分为 18 等分, 每个区间角度变化范围为 10° .

边缘直方向量为 $q_e = [q_{e1}, q_{e2}, \dots, q_{em}]^T$, $m = 18$, 则目标边缘直方图描述模型为

$$\begin{cases} q_{\text{edge}} = \\ C_{\text{edge}}^q \sum_{x, y} k \left(\left\| \frac{(x_{\text{edge}(x, y)} - x_0)}{h} \right\|^2 \right) \text{Edge}(x, y) \times \\ \delta[\theta_q(x, y) - u], \\ \sum_{u=1}^m q_{\text{edge}(u)} = 1, \quad u = 1, 2, \dots, 18. \end{cases} \quad (8)$$

其中: C_{edge}^q 为归一化常数, $x_{\text{edge}(x, y)}$ 为通过边缘检测提取的边缘像素集.

同理, 候选目标边缘直方图描述模型为

$$\begin{cases} p_{\text{edge}} = \\ C_{\text{edge}}^p \sum_{x, y} k \left(\left\| \frac{(y_{\text{edge}(x, y)} - y_0)}{h} \right\|^2 \right) \text{Edge}(x, y) \times \\ \delta[\theta_p(x, y) - u], \\ \sum_{u=1}^m p_{\text{edge}(u)} = 1, \quad u = 1, 2, \dots, 18. \end{cases} \quad (9)$$

1.3 运动特征

目标颜色和边缘信息描述了目标外观和空间信

息, 但目标都是动态的, 为了更好地跟踪, 还需检测运动信息. 本文借助背景差分法得到运动信息^[10]. 在获取拟合的背景图像 $B(x, y)$ 后, 与当前图像 $I(x, y)$ 作差分运算, 检测出运动前景图像 $D(x, y)$. 表达式为

$$D(x, y) = I(x, y) - B(x, y). \quad (10)$$

对 $D(x, y)$ 进行二值化阈值分割, 提取出运动前景区域, 生成运动概率分布图 $M(x, y)$, 前景目标的像素点运动概率用 1 标记, 反之为 0, 即

$$M(x, y) = \begin{cases} 1, & D(x, y) > T; \\ 0, & D(x, y) \leq T. \end{cases} \quad (11)$$

2 目标跟踪

2.1 关联特征描述

使用上节提取的颜色、边缘直方图描述目标静态特征, 并利用运动特征对目标颜色、边缘直方图进行修正, 最后采用加权求和法得到目标关联特征直方图. 计算过程如下:

1) 目标模型表示.

为增强目标特征的描述能力, 本文将提取的运动信息融入目标颜色和边缘信息中, 修正颜色和边缘模型核函数, 得到运动-颜色直方图 (MCH) 和运动-边缘直方图 (MEH), 并采用 MCH 和 MEH 表示目标模型. 目标描述模型表达式为

$$\begin{cases} q_{m-c}(x_i|t) = q_{\text{color}}(x_i|t) \times M(x_i|t) = \\ C_q \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{(x_i - x_0)}{h} \right\|^2 \right) \times M(x_i|t) \delta[b(x_i) - u], \\ q_{m-e}(x_i|t) = q_{\text{edge}}(x_i|t) \times M(x_i|t) = \\ C_{\text{edge}}^q \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{(x_{\text{edge}(i)} - x_0)}{h} \right\|^2 \right) \times \\ M(x_i|t) \text{Edge}(x_i) \delta[\theta_q(x_i) - u]. \end{cases} \quad (12)$$

同理, 候选目标的描述模型为

$$\begin{cases} p_{m-c}(y_i|t) = p_{\text{color}}(y_i|t) \times M(y_i|t) = \\ C_p \sum_{i=1}^{n'} k \left(\left\| \frac{(y_i - y_0)}{h} \right\|^2 \right) \times M(y_i|t) \delta[b(y_i) - u], \\ p_{m-e}(y_i|t) = p_{\text{edge}}(y_i|t) \times M(y_i|t) = \\ C_{\text{edge}}^p \sum_{i=1}^{n'} k \left(\left\| \frac{(y_{\text{edge}(i)} - y_0)}{h} \right\|^2 \right) \times \\ M(y_i|t) \text{Edge}(x_i) \delta[\theta_p(x_i) - u]. \end{cases} \quad (13)$$

其中: $q_{m-c}(x_i|t)$ 、 $q_{m-e}(x_i|t)$ 分别为目标模型的运动-颜色和运动-边缘直方图分布, $p_{m-c}(y_i|t)$ 、 $p_{m-e}(y_i|t)$ 分别为候选目标运动-颜色和运动-边缘直方图分布.

2) 自适应融合.

根据自适应融合机制^[11], 利用颜色和边缘所占

的权重,将运动-颜色直方图和运动-边缘直方图自动融合,得到关联特征直方图 $q_{\text{new}}^u(x_i|t)$,即

$$q_{\text{new}}^u(x_i|t) = \{w_{m-c}q_{m-c}^u(x_i|t) + w_{m-e}q_{m-e}^u(x_i|t)\}. \quad (14)$$

其中

$$\begin{cases} w_{m-c} = \frac{\rho_c}{\rho_c + \rho_e}, \\ w_{m-e} = \frac{\rho_e}{\rho_c + \rho_e}, \\ \rho_c = \rho[p_{\text{color}}^u, q_{\text{color}}^u] = \sum_{u=1}^{m_c} \sqrt{p_{\text{color}}^u(y_0)q_{\text{color}}^u}, \\ \rho_e = \rho[p_{\text{edge}}^u, q_{\text{edge}}^u] = \sum_{u=1}^{m_e} \sqrt{p_{\text{edge}}^u(y_0)q_{\text{edge}}^u}; \end{cases}$$

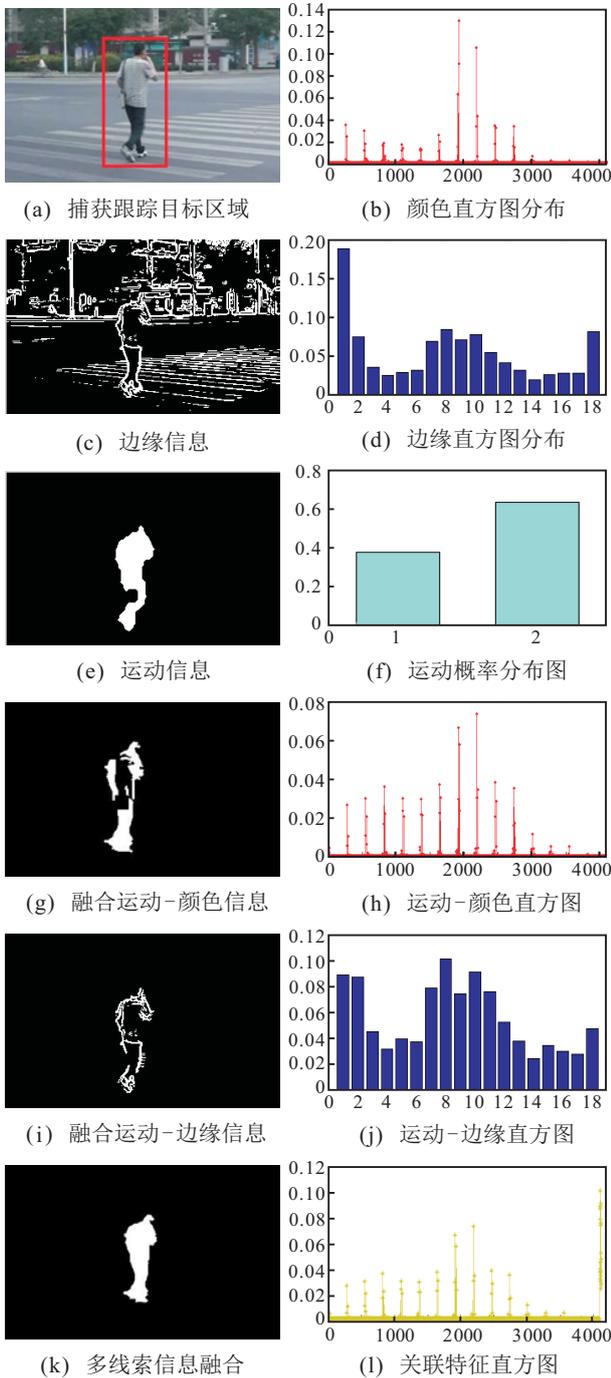


图 1 关联多特征目标模型

w_{m-c} 、 w_{m-e} 为颜色和边缘特征重要性权值, ρ_c 和 ρ_e 为 Bhattacharyya 相似度, p_{color}^u 、 q_{color}^u 为颜色模型直方图, p_{edge}^u 、 q_{edge}^u 为边缘模型直方图.

同理,候选目标的关联特征描述模型为

$$p_{\text{new}}^u(y_i|t) = \{w_{m-c}p_{m-c}^u(y_i|t) + w_{m-e}p_{m-e}^u(y_i|t)\}. \quad (15)$$

图 1 给出了多特征联合目标模型的整个处理过程. 图 1(a) 中用方框标记出了被捕获的跟踪目标区域; 图 1(b) 为目标区域的颜色直方图分布; 图 1(c) 和图 1(d) 为目标区域的边缘信息分布结果; 图 1(e) 和图 1(f) 为运动信息提取结果; 图 1(g) 和图 1(h) 为运动-颜色信息融合结果; 图 1(i) 和图 1(j) 为运动-边缘信息融合结果; 图 1(k) 和图 1(l) 为结合颜色、运动和边缘分布的目标模型描述结果, 该直方图维数为 $\{16 \times 16 \times 16 + 18\}$, 前 3 个维数代表了颜色量化维数, 第 4 个参数为边缘特征维数. 从图 1 中可以看出, 利用多特征信息融合的目标模型可以更精确地描述目标.

2.2 目标位置搜索

为了更好地对目标进行跟踪, 本文以运动-颜色和运动-边缘直方图的联合相似度函数为匹配依据, 搜索相似度最大位置. 联合相似性度量 ρ_{new} 为

$$\begin{aligned} \rho_{\text{new}}[y] = & w_{m-c}\rho_{m-c} + w_{m-e}\rho_{m-e} = \\ & w_{m-c} \sum_{u=1}^{m_c} \sqrt{p_{m-c}^u(y_0)q_{m-c}^u} + \\ & w_{m-e} \sum_{u=1}^{m_e} \sqrt{p_{m-e}^u(y_0)q_{m-e}^u}. \end{aligned} \quad (16)$$

目标定位就是在每一帧中寻找使 $\rho(y)$ 最大的位置 y , 因此, 本文将式 (16) 泰勒展开, 略去高次项, 只保留线性部分, 则联合特征的相似性系数 ρ_{new} 可近似为

$$\begin{aligned} \rho_{\text{new}}[y] \approx & \frac{1}{2} \left(w_{m-c} \sum_{u=1}^{m_c} \sqrt{p_{m-c}^u(y_0)q_{m-c}^u} + \right. \\ & \left. w_{m-e} \sum_{u=1}^{m_e} \sqrt{p_{m-e}^u(y_0)q_{m-e}^u} \right) + \\ & \frac{1}{2} \left(w_{m-c} \sum_{u=1}^{m_c} p_{m-c}^u(y) \sqrt{\frac{q_{m-c}^u}{p_{m-c}^u(y_0)}} + \right. \\ & \left. w_{m-e} \sum_{u=1}^{m_e} p_{m-e}^u(y) \sqrt{\frac{q_{m-e}^u}{p_{m-e}^u(y_0)}} \right) \approx \\ & \frac{1}{2} \left(w_{m-c} \sum_{u=1}^{m_c} \sqrt{p_{m-c}^u(y_0)q_{m-c}^u} + \right. \\ & \left. w_{m-e} \sum_{u=1}^{m_e} \sqrt{p_{m-e}^u(y_0)q_{m-e}^u} \right) + \end{aligned}$$

$$\frac{1}{2} \left(C_c w_{m-c} \sum_{i=1}^{n'} w_{ic} k \left(\left\| \frac{y - y_i}{h} \right\|^2 \right) + C_e w_{m-e} \sum_{i=1}^{n'} w_{ie} k \left(\left\| \frac{y - y_i}{h} \right\|^2 \right) \right). \quad (17)$$

其中

$$\begin{cases} w_{ic} = \sum_{u=1}^{m_c} \sqrt{\frac{q_{m-c}^u}{p_{m-c}^u(y_0)}} \delta[b_c(y_i) - u_c] \times M(y_i), \\ w_{ie} = \sum_{u=1}^{m_e} \sqrt{\frac{q_{m-e}^u}{p_{m-e}^u(y_0)}} \delta[b_e(y_i) - u_e] \times M(y_i); \end{cases} \quad (18)$$

y_0 为前一刻跟踪目标中心的坐标向量, y 为当前时刻候选目标中心坐标, $\{y_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示候选目标区域归一化后的像素坐标集。

式(17)中第1项为常数, 第2项是 y 的函数, 为使 $\rho_{\text{new}}(y)$ 最大, 根据 mean shift 原理, 推出目标匹配的新位置为

$$y_{\text{new}} = \frac{\sum_{i=1}^{n'} \left\{ y_i w_{m-c} w_{ic} g \left(\left\| \frac{y_0 - y_i}{h} \right\|^2 \right) \right\}}{\sum_{i=1}^{n'} \left\{ w_{m-c} w_{ic} g \left(\left\| \frac{y_0 - y_i}{h} \right\|^2 \right) \right\}} \rightarrow \frac{\sum_{i=1}^{n'} \left\{ y_i w_{m-e} w_{ie} g \left(\left\| \frac{y_0 - y_i}{h} \right\|^2 \right) \right\}}{\sum_{i=1}^{n'} \left\{ w_{m-e} w_{ie} g \left(\left\| \frac{y_0 - y_i}{h} \right\|^2 \right) \right\}}, \quad (19)$$

其中 $g(x) = -k'(y)$, $k'(y)$ 为 $k(y)$ 的导数。

2.3 算法实现

本文算法具体实现步骤如下。

Step 1: 目标模板初始化。利用行人检测法将目标限定在矩形移动框内, 实现目标模板初始化, 将目标模板的中心点作为初始搜索位置 y_0 。

Step 2: 计算目标颜色直方图。采用 RGB 颜色空间三通道表示目标颜色信息, 将 R、G、B 空间分别进行 16 级量化, 对目标模板的颜色特征进行建模, 得到目标颜色直方图分布

$$q_c = \{q_{\text{color}}^u\}_{u=1,2,\dots,m}.$$

Step 3: 计算目标边缘直方图。综合水平、垂直和斜方向的梯度幅值计算图像边缘梯度幅值和方向, 并进行形态学修正, 提取完整的边缘信息; 根据所提取的边缘信息对目标图像的边缘点方向 θ 进行量化, 将其分为 18 等分, 对目标模板的边缘特征进行建模, 得到目标边缘直方图分布

$$q_e = \{q_{\text{edge}}^u\}_{u=1,2,\dots,18}.$$

Step 4: 计算目标运动概率分布。采用背景差分法

检测出运动前景点, 生成运动概率分布图 $M(x_i)$, 属于前景目标的像素点运动概率为 1, 反之为 0。

Step 5: 计算运动-颜色直方图和运动-边缘直方图。利用运动信息修正颜色、边缘直方图的核函数, 得到运动-颜色直方图 q_{m-c} 和运动-边缘直方图 q_{m-e} 。

Step 6: 计算目标关联特征直方图。采用自适应融合法, 根据颜色和边缘所占的权重, 将运动-颜色直方图和运动-边缘直方图自动融合, 生成关联特征直方图 q_u^{new} 。

Step 7: 迭代搜索候选目标位置。根据目标模型关联特征直方图 q_u^{new} 和初始位置 y_0 , 计算候选目标的位置, 搜索步骤如下。

Step 7.1: 初始化迭代次数 $n = 0$ 和当前帧候选目标位置 y_0 , 根据式(13)和(14)计算候选目标模型关联特征直方图 $p_u^{\text{new}}(y_0) (u = 1, 2, \dots, m)$ 和相似性系数 $\rho[p_u^{\text{new}}(y_0), q_u^{\text{new}}]$ 。

Step 7.2: 根据式(18)和(19)分别计算权值系数 $w_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 和新的候选目标位置 y_1 (即 y_{new})。

Step 7.3: 计算新的候选目标模型 $p_u^{\text{new}}(y_1) (u = 1, 2, \dots, m)$ 和新的相似性系数 $\rho[p_u^{\text{new}}(y_1), q_u^{\text{new}}]$ 。

Step 7.4: 若 $\rho[p_u^{\text{new}}(y_1), q_u^{\text{new}}] < \rho[p_u^{\text{new}}(y_0), q_u^{\text{new}}]$, 则 $y_1 = 1/2(y_0 + y_1)$, 转至 Step 7.3, 否则转至 Step 7.5。

Step 7.5: 若 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$ 或 $n > N$, 则迭代结束; 否则, 令 $y_0 = y_1, n = n + 1$, 转至 Step 7.2。

Step 8: 目标定位跟踪。将得到的中心位置作为当前帧跟踪到的目标位置, 重新采集下一帧图像, 利用当前得到的中心位置在新的图像中进行搜索。

3 实验结果

为了验证所提出算法的有效性, 本文以 Matlab 2009b 为开发平台, 在 Intel Core i5-2500s CPU、2.70 GHz、4.00 GB 内存、Win 7 计算机上, 采用在北京市门头沟区街道处采集的两段(视频序列 I 和视频序列 II)大小为 856×480 像素、采样帧率为 25 帧/s 的视频, 分别对不同目标进行跟踪实验。实验中, 使用的视频序列格式为 AVI 格式, 每帧图像目标实际的中心位置 (x, y) 是通过手工逐帧标记获取的。

本文以目标相似度最大为原则展开搜索, 以目标初始位置为起点(如图 2(a)中的小圆), 在子搜索空间(如图 2(a)中的大圆区域)中寻找相似度较大位置点(如图 2(a)中的深色小圆), 继而将目标起点移动到较大位置点, 以此为起点继续迭代搜索, 逐渐向相似度最密集的区域移动, 实现目标定位, 搜索原理如图 2(a)所示; 图 2(c)则给出了目标迭代搜索找到最佳候选目标的结果, 可以看出找到的目标直方图分布状况与初始目标模板(图 2(b))基本一致。

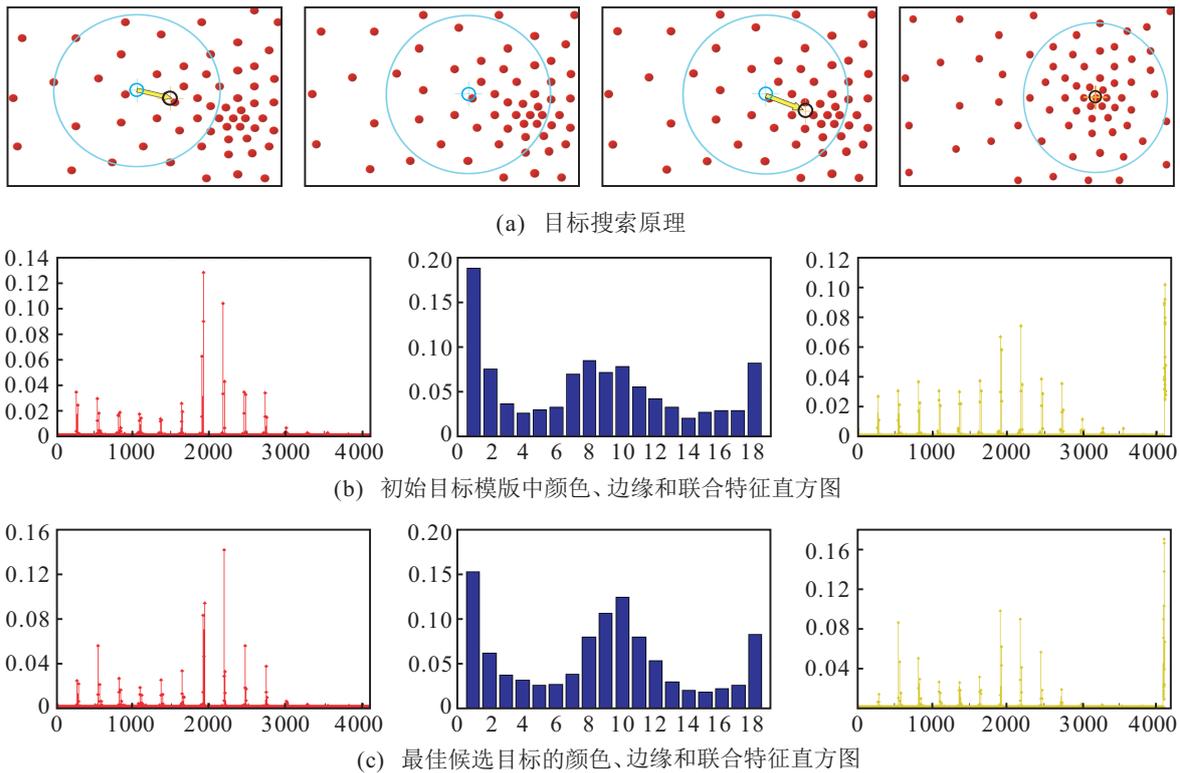


图2 目标跟踪搜索原理和结果

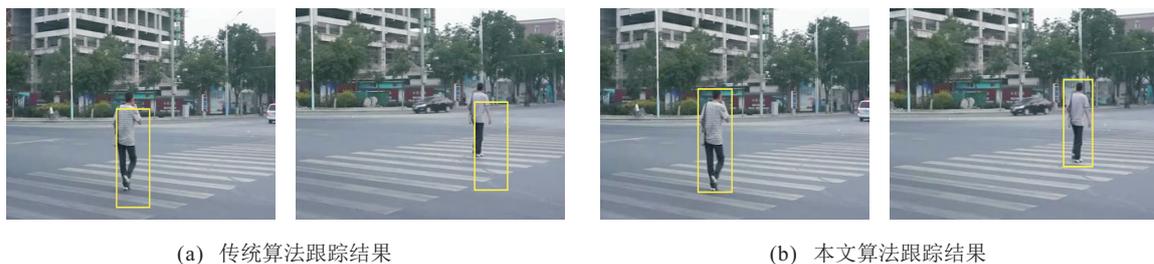


图3 背景颜色噪声干扰下单目标跟踪结果

图3给出了在视频序列I中基于本文跟踪算法和传统算法对单个目标进行跟踪的结果,在跟踪场景中存在类似颜色背景噪声的干扰.图3(a)为原算法跟踪结果,可以看出传统算法由于受背景噪声的影响发生了位置漂移,导致跟踪误差逐渐加大;图3(b)为本文跟踪结果,可以发现基于联合多特征直方图的均值漂移算法具有更优秀的性能,克服了相似背景颜色噪声的干扰,能够保证跟踪的可靠性;同时,在跟踪过程中,统计出平均联合相似度 $\rho_{new} = 0.7835$ 和平均颜色相似度 $\rho_{color} = 0.5142$,通过比较发现,应用颜色、边缘、运动多特征的联合相似度优于单一颜色.

图4给出了本文和原始算法对上述场景的跟踪结果.从图4(b)和图4(d)中可以看出,在整个跟踪过程中,由于原始算法目标特征单一,造成在X、Y方向上跟踪误差较大,最大跟踪误差达到31.7 pixels和22.39 pixels,平均误差值达到17.6945 pixels和12.2666 pixels,且随着时间的积累误差越来越大.同时也可以看出,由于本文跟踪算法采用多特征信息,采集到的X、Y方向上的目标位置信息与实际坐标轨迹变化状

态基本一致,均能够保持稳定的较小误差,最大误差值分别为9.1949 pixels和5.9149 pixels,平均误差值分别为3.1883 pixels和2.5549 pixels.

图5给出了在视频序列II中基于本文跟踪算法对多个目标进行定位跟踪的结果.从图5可以看出,多运动行人的跟踪效果较好,行人运动轨迹基本都成功跟踪到.同时,从图5的第4行中可以看出,监控场景中发生了局部遮挡现象,验证了本文多特征融合算法在一定程度上可以抵制局部遮挡,当遮挡结束后,基本能够恢复对遮挡目标的跟踪.

在上述场景整个跟踪过程中,各个目标的跟踪误差基本稳定,最大误差分别为13.7062 pixels、12.8347 pixels、15.8039 pixels、11.9835 pixels,平均误差分别为5.0935 pixels、5.0652 pixels、5.2875 pixels、4.5082 pixels.实验结果显示,本文由于引入了多特征直方图信息,在跟踪过程中误差波动不明显,基本能够保持稳定的较小误差,跟踪效果比原始算法更准确.同时,经过统计,算法每处理一帧图像平均耗时0.26s,通过合理间隔取样,能基本满足一般跟踪的实时性要求.

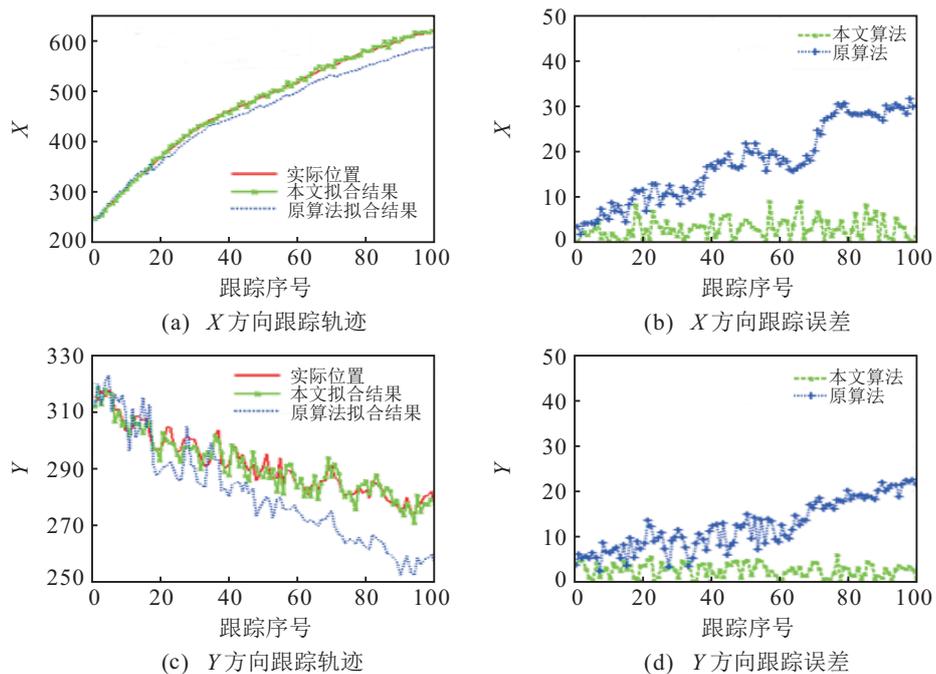


图 4 X、Y 方向上跟踪结果

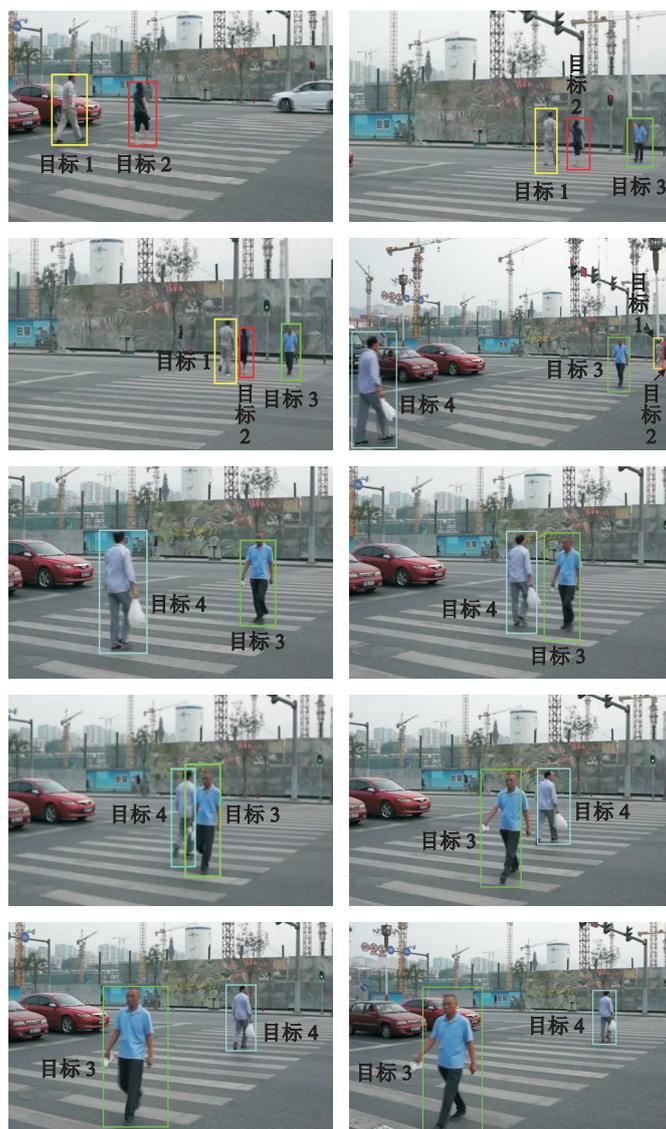


图 5 多行人跟踪

4 结 论

本文针对单一特征不能完全描述目标特征, 导致跟踪准确性不高的缺点, 采用目标颜色、轮廓和运动直方图分布描述目标的外观、空间和动态特征, 结合了颜色特征对变形不敏感的优点和边缘特征对颜色变化、光照不敏感的优点, 提高了目标特征的描述能力; 利用运动信息修正颜色、边缘直方图, 克服了环境颜色、轮廓对跟踪效果的影响; 采用自适应融合法生成目标特征的关联直方图分布, 保证了跟踪性能的充分发挥; 最后将所构建的联合特征目标模型融合到 mean shift 跟踪框架中, 能够准确地跟踪目标. 实验结果表明, 本文算法中颜色、轮廓特征的描述性较高, 融入的运动信息进一步避免了单一特征的不稳定, 对颜色相似区域、运动背景干扰和局部遮挡等均具有较高的有效性, 比传统 mean shift 算法的误差小, 跟踪更准确.

参考文献(References)

- [1] 李冠彬, 吴贺丰. 基于颜色纹理直方图的带权分块均值漂移目标跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2011, 23(12): 2059-2066.
(Li G B, Wu H F. Weighted fragments-based mean shift tracking using texture histogram[J]. J of Computer—Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(12): 2059-2066.)
- [2] 郑玉凤, 马秀荣, 赵晓琳, 等. 基于颜色和边缘特征的均值迁移目标跟踪算法[J]. 光电子·激光, 2011, 22(8): 1232-1235.
(Zheng Y F, Ma X R, Zhao X L, et al. Mean-shift target tracking algorithm based on color and edge features[J]. J of Optoelectronics · Laser, 2011, 22(8): 1232-1235.)
- [3] 戴渊明, 韦巍, 林奕宁. 基于颜色纹理特征的均值漂移目标跟踪算法[J]. 浙江大学学报, 2012, 46(2): 213-217.
(Dai Y M, Wei W, Lin Y N. An improved mean shift tracking algorithm based on color and texture feature[J]. J of Zhejiang University, 2012, 46(2): 213-217.)
- [4] 贾松敏, 王爽, 王丽佳. 多特征自适应均值漂移算法的目标跟踪[J]. 光电子·激光, 2014, 25(10): 2018-2024.
(Jia S M, Wang S, Wang L J. Human tracking based on adaptive multi-feature mean-shift algorithm[J]. J of Optoelectronics · Laser, 2014, 25(10): 2018-2024.)
- [5] Wang J Q, Yagi Y S. Integrating color and shape-texture features for adaptive real-time object tracking[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2008, 17(2): 235-240.
- [6] Brasnet P, Mihayhova L, Bull D. Sequential monte carl tracking by fusing multiple cues in video sequence[J]. Image Vision Computing, 2007, 25(8): 1217-1227.
- [7] 赵高鹏, 薄煜明, 陈益. 多特征提取的红外和可见光目标跟踪方法[J]. 兵工学报, 2011, 32(4): 445-451.
(Zhao G P, Bo Y M, Chen Y. A method for tracking object in infrared and visible image based on multiple features[J]. J of China Ordnance, 2011, 32(4): 445-451.)
- [8] Yao A B, Lin X G. A compact association of particle filtering and kernel based object tracking[J]. Pattern Recognition, 2012, 45: 2584-2597.
- [9] Rafael C G, Richard E W, Steven L E. Digital image processing using Matlab[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 260-280.
- [10] 李琦, 邵春福, 岳昊. 视频序列中面向行人的多目标跟踪算法[J]. 北京理工大学学报, 2013, 33(2): 178-184.
(Li Q, Shao C F, Yue H. Pedestrian oriented multi-object tracking algorithm in video sequence[J]. Trans of Beijing Institute of Technology, 2013, 33(2): 178-184.)
- [11] 王鑫, 徐立中. 图像目标跟踪技术[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012: 215-223.
(Wang X, Xu L Z. Image target tracking technology[M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Publishing House, 2012: 215-223.)

(责任编辑: 曹洪武)