

综合颜色与梯度方向特征的粒子滤波跟踪

何希平^{1,2} 张琼华³

(重庆工商大学电子商务及供应链系统重庆市重点实验室 重庆 400067)¹

(重庆工商大学计算机科学与信息工程学院 重庆 400067)² (重庆工商大学图书馆 重庆 400067)³

摘要 针对标准粒子滤波跟踪在复杂环境和光照变化下的缺陷,提出了融合颜色和梯度方向特征的粒子滤波跟踪算法,以克服单一颜色特征跟踪鲁棒性不高的问题。设计了特征融合的粒子重要性评判模型,使得单纯依靠颜色特征不能很好适应环境变化的情况得到了改善。同时通过目标模式自适应更新模型,提高了算法对复杂变化的自适应能力。实验表明,所提算法能比较可靠地实现复杂场景下的目标跟踪。

关键词 目标跟踪,粒子滤波,特征,颜色,梯度方向

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Color and Gradient Orientation Features Integrated Particle Filter Tracking

HE Xi-ping^{1,2} ZHANG Qiong-hua³

(Chongqing Key Laboratory of Electronic Commerce & Supply Chain, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)¹

(College of Computer Science and Information Engineering, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)²

(Library of Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)³

Abstract Aiming at the visual tracking drawbacks of standard particle filters under the conditions of complex environment and illumination transformation, a new particle filter was proposed based on color and gradient orientation feature to get over the problem of low robustness of the particle filter tracking method through unique feature of color. By designing the model for features fusion, the performance of only color feature was improved when the environment changed. In addition, the proposed target pattern update algorithm improved the adaptability to complex scene diversification. The experiment indicates that the proposed method is effective and robust for the visual tracking under complex backgrounds.

Keywords Target tracking, Particle filter, Features, Color, Gradient orientation

1 引言

视频目标跟踪是计算机视觉领域的核心问题之一,有着广泛的应用。近年来,人们围绕均值偏移算法(Mean Shift, MS)^[1-3]、卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)^[4]、粒子滤波(Particle Filter, PF)及其改进算法^[5-10]对视频目标跟踪进行了大量的研究,并取得了一些重要的研究成果。

目标跟踪的目的是在约定目标状态表示的前提下随时估计目标的最新状态,其关键是根据观测数据的统计特性提取目标特征并进行模式匹配或者目标估计,仅依靠任何一个特征描述目标,都可能会导致跟踪过程失败,采用多个特征^[2,6]进行目标跟踪会改善目标跟踪算法的性能。然而,同时采用过多特征会导致计算复杂度急剧升高,甚至会导致“维数灾难”,造成跟踪性能下降。因而恰当的特征提取与利用是跟踪算法中最基本、最关键的问题,特征的标志性、抗干扰性、稳定性等成为特征选取的重要参考指标。目前使用较多的特征有

颜色信息^[1]和边缘特征^[5]等,其中颜色特征因为具有对平面旋转和尺度变换的不变性、对目标非刚体变化的不敏感性以及抗部分遮挡和计算简单等优点,所以得到了广泛的应用。但是仅用单一的颜色特征进行跟踪是大多数跟踪算法在复杂环境和光照变化下目标和背景的颜色比较相似,或者是光照不稳定以致跟踪失败的主要原因。因此,研究多特征融合跟踪算法,利用颜色、梯度方向等包含了一定的纹理结构的特征信息表示目标,是非常必要的,但目前尚未研究出较理想的方案。研究表明,当目标和背景的颜色相似时,它们仍然具有不同的纹理属性,但是纹理特征对目标的尺度变化及空间位置的仿射变换又非常敏感。因此,利用自适应特征选择、融合颜色与纹理特征、适时恰当进行目标模式更新是解决单一颜色特征跟踪鲁棒性不高问题的有效技术之一。文献^[10]利用Fisher线性判别原理从多个特征中选择能够有效区分目标和背景的特征,并自适应地融合这些特征实现目标跟踪。自适应算法的另一问题是,算法复杂性提高,难以满足跟踪的实时

本文受重庆市科委科技攻关项目(CSTC, 2010AB2102),重庆市科委重点科技攻关项目(CSTC, 2011GGB40032),重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJ090728)资助。

何希平(1968—),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别、信息安全, E-mail: jsjxhp@ctbu.edu.cn; 张琼华(1969—),女,图书馆馆员,主要研究方向为信息处理、资源数字化。

性要求。

本文试图在粒子滤波的框架下,将颜色和梯度方向直方图作为粒子重要性参考要素,设计合理的特征重要性评判模型,自适应更新目标模式,提高粒子滤波算法在复杂背景下的跟踪可靠性。

2 通用粒子滤波算法原理

滤波是指当一系列观测值可用时,序贯估计动态系统的状态(参数或者隐变量)的问题。系统状态空间模型可表示为

$$x_k = f(x_{k-1}, w_{k-1}) \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

式中, k 表示采样时刻, $x_k \in \mathcal{R}^n$ 为状态向量, $y_k \in \mathcal{R}^m$ 为含噪声的、与状态向量相关的测量值向量。随机变量 w_k 和 v_k 分别表示相互独立的、方差为 Q 的过程噪声和方差为 R 的测量噪声序列。 f 表示状态演变的系统转移函数, h 表示将状态向量与测量值向量关联起来的测量函数。模型状态转移规律服从离散时间、齐次、有限状态一阶 Markov 链。

视频目标跟踪是指当视频序列中的当前帧图像 y_k 成为观测对象时,对原关注目标的状态 x_k 进行估计。由

$$\hat{f}(x_k) = E[f(x_k)] = \int f(x_k) p(x_k | Y_k) dx_k \quad (3)$$

可知,对目标状态 \hat{x}_k 的估计,关键在递归计算滤波密度(即后验概率密度) $p(x_k | Y_k)$ 。其中 $Y_k = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 。

粒子滤波把最难解决的最优贝叶斯解的积分映射成易于处理的从后验分布中抽取赋权样本的离散和,即

$$\hat{p}(x_k | Y_k) = \sum_{i=1}^N w(x_k^{(i)}) \delta(x_k, x_k^{(i)}) \quad (4)$$

式中, $x_k^{(i)}$ 为从后验概率分布 $p(x_k | Y_k)$ 中抽取的重要程度不同的粒子样本, $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker Delta 函数。

$$\delta(x, y) = \begin{cases} 1, & x=y \\ 0, & x \neq y \end{cases} \quad (5)$$

通常,直接从真实后验概率密度中取样是不可能的,可以从一个已知的、容易取样的提议分布 $q(x_k | Y_k)$ 中抽样。由式(3)变形易得,特征估计模型可用式(6)替代。

$$\hat{f}(x_k) = \frac{E_{q(x_k | Y_k)}[w_k(x_k) f(x_k)]}{E_{q(x_k | Y_k)}[w_k(x_k)]} \quad (6)$$

其中

$$w_k(x_k) = \frac{p(Y_k | x_k) p(x_k)}{q(x_k | Y_k)} \quad (7)$$

因此,通过从 $q(x_k | Y_k)$ 中抽样,就能通过式(8)逼近感兴趣目标的期望。

$$\hat{f}(x_k) \approx \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_k(x_k^{(i)}) f(x_k^{(i)})}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_k(x_k^{(i)})} = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k(x_k^{(i)}) f(x_k^{(i)}) \quad (8)$$

其中,规范化的重要性权由式(9)给出。

$$\tilde{w}_k(x_k^{(i)}) = \frac{w_k(x_k^{(i)})}{\sum_{j=1}^N w_k(x_k^{(j)})} \quad (9)$$

$x_k^{(i)}$ 为 x_k 的可能状态,称为粒子。特别地,

$$\hat{x}_k = E[x_k] \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k(x_k^{(i)}) x_k^{(i)} \quad (10)$$

粒子滤波正是根据式(10)来估计目标状态 x_k 的。其算法步骤如下:

Step1 初始化粒子集及其相关特征;

Step2 对粒子集进行重要性重采样;

Step3 按式(1)进行粒子状态预测;

Step4 更新目标特征模板;

Step5 计算粒子后验概率即权重,估计目标状态的值;

Step6 重复 Step2—Step5,直到特定时刻。

本文目标跟踪也是在该算法流程的控制下,利用新的视频目标表达、粒子重要性评判、自适应更新与状态转移模型,达到可靠地跟踪复杂场景下的目标的目的。

3 视频目标表达模型

模型旨在综合利用视频目标的统计特征及其重要性表达目标模式,并根据需要对目标模式进行适时更新。

3.1 视频目标特征

用颜色直方图和梯度方向直方图构成视频目标的主要特征。

3.1.1 颜色直方图

对以 (x, y) 为中心、 a, b 为长、短半轴的椭圆目标 X (用状态 $x_0 = [x, y]$ 表示)内 x_i 处像素的 RGB 分量按式(11)量化为 $1 \sim 32768$ 的颜色索引。

$$u_i = m(x_i) = 2^{10} \left\lceil \frac{R_i}{8} \right\rceil + 2^5 \left\lceil \frac{G_i}{8} \right\rceil + \left\lceil \frac{B_i}{8} \right\rceil + 1 \quad (11)$$

再按式(12)计算目标 X 的颜色统计直方图。

$$q_c(u) = C \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x_i - x_0}{h} \|^2) \delta(u_i, u) \quad (12)$$

式中, $C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x_i - x_0}{h} \|^2)$ 为归一化常数, $h = \sqrt{a^2 + b^2}$ 为目标区域半径, $k(\cdot)$ 为核函数。

3.1.2 梯度方向直方图

按式(13)将目标 X 内 x_i 处像素的梯度方向量化为 $1 \sim 18$ 的角度索引。

$$\theta_i = \lceil (90 + \arctan(\frac{\partial I_i}{\partial y} / (\frac{\partial I_i}{\partial x} + \epsilon))) / 10 \rceil + 1 \quad (13)$$

式中, ϵ 为正无穷小量。对于以 x_0 为中心的椭圆目标 X 按式(14)计算其梯度方向角的统计直方图。

$$q_{Or}(\theta) = C \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x_i - x_0}{h} \|^2) \delta(\theta_i, \theta) \quad (14)$$

式中, C 与式(12)中的相同。

3.2 粒子重要性

3.2.1 相似性度量

特征向量 p 与 q 的相似性可用式(15)表示的 Bhattacharyya 系数度量。

$$\rho(p, q) = \sum_u \sqrt{p(u)q(u)} \quad (15)$$

从而, p 与 q 的 Bhattacharyya 距离为

$$d = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \quad (16)$$

其反映了向量 p 与 q 的偏离程度。

3.2.2 重要性度量

根据粒子特征与目标特征的距离,可按式(17)量化粒子对目标的重要性(贡献度)。

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \left(\alpha e^{-\frac{d_{c_i}}{2\sigma^2}} + (1-\alpha) e^{-\frac{d_{o_i}}{2\sigma^2}} \right) \quad (17)$$

式中, $0.5 \leq \alpha \leq 1$ 为颜色特征权重系数, $0 \leq 1-\alpha \leq 1$ 为方向特征权重系数。若 α 取值过小,则会导致算法对目标的形变过于敏感,势必影响目标模式的相对稳定性,从而导致跟踪的失败。

3.3 目标特征模式更新

按式(18)对目标各特征模式进行更新。

$$t_k = \beta t_{k-1} + (1-\beta) \hat{t}_k \quad (18)$$

式中, t_k 和 \hat{t}_k 分别为 k 时刻目标特征的模式与目标特征的估计, $0 \leq \beta \leq 1$ 为保持率系数, 由式(19)确定。

$$\beta = \frac{n_0 + w}{n_0 + 1} \quad (19)$$

式中, $10 \leq n_0 \leq 100$ 为事先选定的常数。式(19)表明, 预估目标重要性越高, 更新系数 $1-\beta$ 越大, 但是为保持目标抗遮挡、复杂背景变化等因素干扰的能力, 由于相邻两帧图像间不会发生大的突变, 因此即使估计目标有 100% 的反差, 对模式的更新也最多只有 $1/(n_0+1)$ 。

4 视频目标跟踪算法模型

初始时, 交互式选定目标区域, 统计图像特征, 在目标区域内随机抽取 n 个粒子样本, 并将其初始化为相同重要性。

4.1 序列重要性重采样

每次以粒子重要系数 w_i 为概率分布, 从 n 个粒子状态中随机选取 n 个粒子状态。显然, 这样易产生粒子退化现象。为此, 当估计目标与原目标的相似度低于 50% 时, 重置各粒子为相同重要性。

4.2 状态转移与预测

通过粒子状态的随机转移, 采用式(20)对每个粒子的可能运动状态进行预测。

$$x_k = x_{k-1} + w_{k-1} \quad (20)$$

式中, 随机变量 w_k 是方差为 Q 的过程噪声。

4.3 视频目标估计与模式更新

以每个预测粒子为中心按式(12)和式(14)计算该粒子的颜色特征与方向特征, 按式(16)计算各粒子的颜色特征偏差与方向特征偏差, 并按式(17)计算粒子重要性概率, 再用式(20)估计得到目标的最新状态。

由于光照、背景的复杂变化, 视频目标的模式随跟踪进程进行一定程度的更新是非常必要的。算法采用了式(18)的更新模型。

5 实验结果与分析

论文选择了自动控制直升飞机飞行降落的一段视频序列为实验对象, 直升机为跟踪目标, 算法对其中场景有复杂变化的 300 帧连续视频序列进行了跟踪。实验中, 选择高斯函数作核函数, 取前述算法中模型参数 $\sigma=0.2$, $\alpha=0.75$, $n_0=30$ 。 σ 不宜过大, 否则会导致可靠性降低。初始时, 通过交互式操作选定跟踪的目标区域, 跟踪过程由算法自动连续进行, 效果如图 1 所示。图中红色点为跟踪算法中利用目标状态更新模型选取的随机粒子, 白色方框为跟踪时根据随机粒子重要性估计得到的可能包含跟踪目标的区域窗口。

由图 1 不难发现, 算法对单一背景下的目标跟踪是非常准确的(如第 2~100 帧), 能够适应场景的变化(如第 110~129 帧), 对目标短时间的遮挡不影响跟踪结果(如第 130~135 帧); 在遮挡时间过长或目标与背景相似度过高(肉眼分辨都比较困难)时, 算法会出现一定的跟踪偏差(如第 240~300 帧), 但偏差不太大。

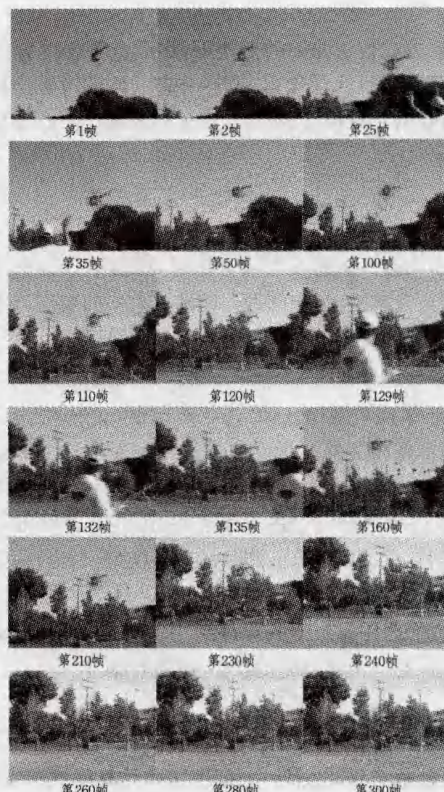


图 1 本文算法对 300 帧视频目标跟踪结果

为了对比本文算法与单一颜色特征跟踪算法的效果, 论文将算法中的双因素重要性判别模型直接改为单因素重要性判别模型, 仍然沿用了目标模板自适应更新模型, 实验结果如图 2 所示。

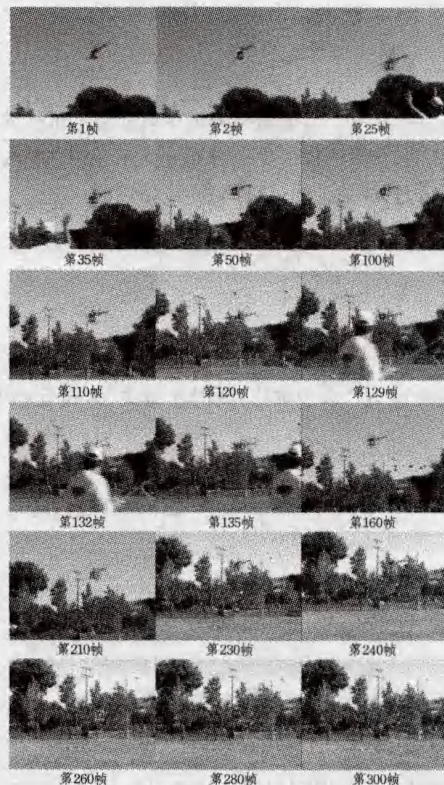


图 2 单一颜色特征对 300 帧视频目标跟踪结果

(下转第 576 页)

叫、短息发送、邮件发送的快捷方式,如图4,即通讯帮手用户组展开图所示。

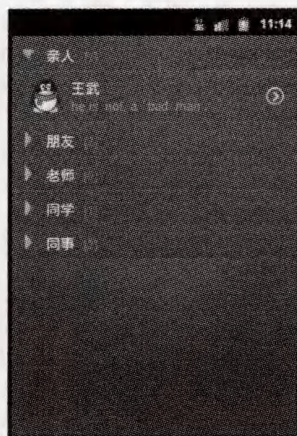


图3 通讯帮手主界面图

图4 通讯帮手用户组展开图

通过单击图4中所示的 sms 图标,可以直接进行短息发送,系统会自动载入当前联系人的电话号码,在界面空白处,填写短息内容。

关于 Android 通讯帮手用户分组和用户联系人的相关设计,首先利用主界面的类包含的 onCreateOptionsMenu()方法创建 menu 菜单的内容,提供添加新用户组、帮助、退出等功能。然后通过 onCreateContextMenu()添加长按用户组和联系人,弹出下拉菜单项,通过 onContextItemSelected()实现相应功能,如编辑联系人、删除联系人等,在此就不再一一赘述。

结束语 自从 Google 推出 Android 智能手机操作系统以来,Android 的用户数目成倍增加,Android 市场占有率翻了几番,这些都显示了 Android 无穷的魅力。在这种趋势下,智能手机制造商纷纷把目光投向 Android,研究和开发它的应用程序,开发人员也成倍增长,可以说 Android 掀起了智能

手机操作系统一个新的浪潮。在搭建 Android 应用开发平台并测试成功后,所有的应用程序界面都通过 Android UI 设计完成,并在虚拟机里进行了测试。应不断增加和完善通讯帮手的功能和界面,使软件使用起来方便、快捷、美观、安全,让用户体会到智能手机的魅力和软件的智能化、人性化的特点。

参考文献

- [1] Google I/O: 再造创新和开放的基因[EB/OL]. <http://www.cwww.net.cn>,2011-06-10
- [2] Butler M. Android: Changing the Mobile Landscape[J]. IEEE Pervasive Computing,2011,10(1):4-7
- [3] 丁永明,纪方明. 基于 Android 平台移动学习软件的研究与实现[J]. 数字通信世界,2011,1:66-68
- [4] 李杨,冯刚,李亮,等. 基于 Android 的多媒体应用开发与研究[J]. 计算机与现代化,2011(4):149-152
- [5] 刘枫. Android 智能手机天气预报系统设计及实现[J]. 计算机与时代,2011(4):61-63
- [6] Micro2440 用户手册[M]. 广州:广州友善之臂科技有限公司,2010
- [7] 宋杰,王书菊,曹竹冬,等. 基于 ARM2440 平台的 Android 操作系统的移植[J]. 计算机技术与发展,2011,21(1):66-69
- [8] 勒岩,姚尚郎. Google android 开发入门与实战[M]. 北京:人民邮电出版社,2009
- [9] 余志龙,陈小风,等. Google android SDK 开发范例大全[M]. 北京:人民邮电出版社,2009
- [10] Gramlich N. Android Programming[EB/OL]. <http://andbook.anddev.org>,2008-02-21
- [11] Maruna T, Savic M, Miljkovic G, et al. Google's Android as an application environment for DTV decoder system[C]// 2010 IEEE 14th International Symposium on Consumer Electronics. 2010:35-44

(上接第 572 页)

由图2不难发现,这种算法对单一背景下的目标跟踪也是非常准确的(如第2~100帧),但在场景发生复杂变化时(如第110~129帧)跟踪会出现局部偏差;借助于目标模式自适应更新算法,目标短时间被遮挡的现象对跟踪结果影响不大(如第130~135帧),但遮挡时间过长或目标与背景相似度过高时,算法会出现明显的跟踪偏差(如第240~300帧),随机粒子分布在更大的分散区域,目标估计准确性明显降低。

另一方面,由于增加一种纹理特征导致算法计算量大增,算法的耗时也明显增加了。

结束语 为克服只有单一颜色特征进行目标跟踪鲁棒性不高的问题,提出了融合颜色和梯度方向特征的粒子滤波跟踪算法。该算法利用特征融合的粒子重要性评判模型和目标模式自适应更新模型,提高了算法对复杂变化的自适应能力。实验与分析表明,所提算法能比较可靠地实现复杂场景下的目标跟踪。但是,由于算法复杂性的增加,导致跟踪的实时性降低,因此,如何设计融合多特征的粒子滤波跟踪并行快速算法,增强算法的自适应性仍是值得深入研究的课题。

参考文献

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid

objects using mean shift[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head, SC, USA: IEEE Computer Society, June 2000:142-149

- [2] 李远征,卢朝阳,高全学,等. 基于多特征融合的均值迁移粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报,2010,32(2):411-415
- [3] 尹宏鹏. 基于计算机视觉的运动目标跟踪算法研究[D]. 重庆:重庆大学,2009
- [4] 张树春,胡广大. 跟踪机动再入飞行器的交互多模型 Unscented 卡尔曼滤波方法[J]. 自动化学报,2007,33(11):1220-1225
- [5] 段其昌,周奇,段盼. 结合水平集和粒子滤波的人脸轮廓跟踪[J]. 光电工程,2010,37(3):117-121
- [6] 曾伟,朱桂斌,陈杰,等. 多特征融合的鲁棒粒子滤波跟踪算法[J]. 计算机应用,2010,30(3):643-645,656
- [7] 常发亮,马丽,刘增晓,等. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J]. 电子学报,2006,34(12):2150-2153
- [8] 王书朋,姬红兵. 用于目标跟踪的自适应粒子滤波算法[J]. 系统仿真学报,2010,22(3):630-633
- [9] 刘先省. 基于粒子优化的多模型粒子滤波算法[J]. 电子学报,2010,38(2):302-307
- [10] 牛长锋. 复杂背景下视频运动目标跟踪的研究[D]. 北京:北京理工大学,2010