

文章编号: 1001-0920(2011)12-1900-04

一种新的基于相似度的目标跟踪算法

张杨¹, 郭丽², 高立群¹

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 天津医学院园林系, 天津 300203)

摘要: 研究了视频序列中的目标跟踪问题, 提出一种新的基于Chebyshev距离的相似度目标跟踪算法. 在跟踪过程中, 首先计算参考区域与目标区域间的相似度; 然后确定在序列中与跟踪区域相匹配的区域; 最后利用统计检验的方法确定跟踪判断的正确性. 该方法可以避免估计概率分布密度函数的不足. 运用该算法在运动方式已知和未知的情况下分别与卡尔曼滤波和Camshift算法进行了对比实验, 结果表明, 所提出算法的跟踪效果有所提高.

关键词: 目标跟踪; 相似度; Chebyshev距离; 统计检验

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

New method for object tracking based on similar and hypothesis testing

ZHANG Yang¹, GUO Li², GAO Li-qun¹

(1. College of Information Science and Technology, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. College of Gardening, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300203, China. Correspondent: ZHANG Yang, E-mail: cat.zhangyang@163.com)

Abstract: This paper studies regional tracking in the video sequences. A new method for tracking based on similar measure about Chebyshev distance is presented. The similar measure between the reference object and candidate object can be distinguished in the tracking. Then, the method of hypothesis testing is used for test, and the method of statistical test is used to judge right tracking or not. Finally, the result of the experiment shows that the method can avoid the probability distribution of the estimated density function, and comparative experiments are carried out to Kalman filtering in moving-known and to Camshift in moving-unknown respectively. The results show that the presented algorithm gets better tracking results.

Key words: regional tracking; similar measure; Chebyshev distance; statistical test

1 引言

近十几年来, 随着图像工程和计算机视觉的兴起, 运动目标跟踪开始备受关注. Ryuzo等人^[1]基于光流和深度信息进行了目标跟踪的研究. Asaad等人^[2]在机器人视觉中运用边缘信息对目标物体进行了有效的跟踪. Zhong等人^[3]针对运动物体跟踪提出了基于可变模板的跟踪方法^[4], 但该方法易导致匹配搜索范围出现盲目性, 增加处理时间. CamShift算法^[5]是近年来提出的一种运动跟踪算法, 通过视频图像中运动物体的颜色信息进行跟踪. 利用相似度距离^[6-7]进行图像处理也是一种较好的方法, 通过相似度的计算进行跟踪对于颜色、光照等因素具有更好的鲁棒性, 在图片、文字和数据等分类中得到了广泛应用.

鉴于上述研究, 本文提出了一种基于Chebyshev距离相似度的跟踪算法, 研究建立了基于Chebyshev

距离的相似度度量体系. 首先计算参考区域与目标区域间的相似度; 然后利用数理统计中假设检验的方法进行检验, 并根据检验结果决定跟踪的策略和判断跟踪正确性. 通过仿真实验结果可以看出, 本文方法可以避免估计概率分布密度函数的不足, 减少计算时间, 降低误差.

2 相似度概念

设 I_{ref} 为视频初始帧中的参考框架, 内部包含感兴趣区域; I_{tgt} 为被搜索帧中的目标框架. 跟踪目的是要在被搜索帧中找出与 I_{ref} 相匹配的区域 I_{tgt}^* , 几何变换 $\hat{\varphi}$ 为

$$\hat{\varphi} = \arg \min_{\varphi} D(I_{\text{ref}}(\Omega), I_{\text{tgt}}(\Omega)). \quad (1)$$

其中: D 为定义的某种相似度, $\Omega \subset R^2$. 将 I_{ref} 和 I_{tgt} 记为 R 和 T , 即 $R(x)$ 和 $T(x)$, $x \in \Omega$ 分别代表各自区

收稿日期: 2010-09-08; 修回日期: 2010-12-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(81000639).

作者简介: 张杨(1985-), 女, 博士生, 从事模式识别、图像处理的研究; 高立群(1949-), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与控制工程、模式识别与智能系统等研究.

域的样本. 目前, 关于相似度的描述可以分为根据色彩和亮度^[8-9]来描述和根据几何特征^[9-10]来描述两大类.

文献[9]基于 Kullback-Leibler 距离给出相似性定义

$$D_{KL}(T, R) = \int_{R^d} f_T(s) \log \frac{f_T(s)}{f_R(s)} ds. \quad (2)$$

注意到该距离是非对称的, 但隐含着熵的概念, 因此也受到较为广泛的应用.

文献[10]基于 Bhattacharya 距离给出相似性定义

$$D_{BHA}(T, R) = \int_{R^d} \sqrt{f_R(s)f_T(s)} ds. \quad (3)$$

其中: f_R 为 $R(T)$ 的概率密度函数, d 为维数.

式(2)和(3)分别度量了两个概率分布之间的差异, 在目标匹配和跟踪问题中可以通过此距离函数寻找目标匹配的区域. 上述两种相似度的概念均与被跟踪物体的几何性质无关, 这是两者共同的优点. 借助于变换 φ , 通过计算对应点间的色彩、亮度可以引入几何概念. 利用 $R(x)$ 和 $T(x)$ ($x \in \Omega$) 中对应点色彩残差的某个函数来描述相似度, 有

$$D_{SSD}(T, R) = \sum_{x \in \Omega} (T(x) - R(x))^2, \quad (4)$$

$$D_{SAD}(T, R) = \sum_{x \in \Omega} \phi(T(x) - R(x)), \quad (5)$$

其中 ϕ 为绝对值函数的一个光滑的近似函数, $\phi(x) = \sqrt{x^2 + \varepsilon^2} - \varepsilon$, ε 为一个充分小正数^[12]. 相似度定义(4)和(5)的不足之处在于如果运动模型 φ 与实际运动不一致则会导致跟踪失败.

本文基于 Chebyshev 距离提出一种新的相似度概念

$$D_{\text{Chebyshev}}(G^{(k)}, s) = 1 - \max \left| \frac{\lambda_G^{(k)} - \lambda_s^{(k)}}{\lambda_G^{(k)} + \lambda_s^{(k)}} \right|. \quad (6)$$

其中: $G^{(k)}$ 为候选区域图像, S 为模板图像, λ 为提取图像特征值, M 为候选区域图像个数. 将 Chebyshev 距离相似度进行归一化处理, 候选区域图像和模板图像之间相似度越高表示图像越匹配. 在目标物体跟踪算法的设计中, 采用 chebyshev 距离相似度作为度量体系, 其目的是综合考虑图像的各类不同特征值, 在最大的特征差异中寻找最小值, 以实现整体特征变化值的范围控制, 达到精确跟踪的效果.

3 一种新的跟踪算法

定义含有被跟踪物体的参考框架 I_{ref} 和相应的目标框架 I_{tgt} , 下面分两种情况讨论.

3.1 运动模式已知

当运动模式 ϕ 完全已知时, 跟踪问题变得非常简单, 可直接计算 $T(x')$ ($x' \in I_{\text{tgt}}$) 加以跟踪. 当 ϕ 的形

式已知而其中参数未知时, 采用参数假设的图像搜索策略, 将模板和候选区域图像进行相似度匹配, 并对跟踪结果进行假设检验, 具体方法如下:

Step 1: 给定 ϕ 中参数值 θ 集, θ 取值步长为 m , 不超出跟踪图像范围.

Step 2: 按参数 θ 确定候选区域图像 $x' = \phi(x)$, $x \in I_{\text{ref}}$, 提取图像特征, 计算相似度, 寻找与模板图像最匹配的候选区域图像, 反馈位置信息.

Step 3: 设计容量为 N 的数据样本, 将图像匹配的 Chebyshev 距离相似度组成集合

$$S = D_{\text{chebyshev}}(x, x') | x \in I_{\text{ref}}, x' \in I_{\text{tgt}}, \quad (7)$$

其中 S 为元素个数为 N 的有限集合, 简记为

$$S = D(i), i = 1, 2, \dots, N. \quad (8)$$

Step 4: 利用假设检验判断跟踪是否有效. 设定 $N > 100$, 根据概率论中的中心极限定理可知

$$D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D(i) \rightarrow N(\mu, \sigma^2). \quad (9)$$

若正确跟踪目标物体, 则有 $\mu = \mu_{\text{right}}$, $\sigma^2 = \sigma_{\text{right}}^2$, 给定显著水平 α , 取假设 $H_0: \mu > \mu_{\text{right}}; H_1: \mu < \mu_{\text{right}}$, 进行单侧均值检验. 同理进行单侧方差检验, 若均值和方差的假设检验结果均在接受域, 则跟踪成功, 输出结果, 否则转至 Step 5.

Step 5: 调整 ϑ 取步长为 m , 返回 Step 1.

3.2 运动模式未知

Step 1: 设定步长 n , 按给定步长的正交网格搜索法确定图像 I_{ref} 中待匹配候选区域.

Step 2: 提取图像特征, 对模板图像和待匹配候选区域进行 Chebyshev 距离相似度计算, 确定与模板图像具有最大相似度的候选区域图像以及其所在的搜索子区域.

Step 3: 将步长降低 1/2, 若步长大于像素点距离, 则转至 Step 1; 否则转至 Step 4.

Step 4: 按第 3.1 节方法进行假设检验, 若跟踪结果在拒绝域中, 则转至 Step 1, 并将步长 n 降低 1/2; 若跟踪结果在接受域中, 则转至 Step 5.

Step 5: 跟踪成功, 反馈图像位置信息.

3.3 附加说明

在运动模式 ϕ 已知或未知的情况下, 若按基于 Chebyshev 距离相似度匹配和假设检验的跟踪算法均不能得到有效的跟踪结果, 则有可能是出现目标物体较大变形和局部遮挡的情况. 为了实现有效跟踪, 在算法出现跟踪失败的情况下, 添加目标窗口自动调整的机制, 利用缩小的参考框架和目标框架重新进行跟踪计算.

4 跟踪算法的流程

基于 Chebyshev 距离相似度和假设检验的目标物体跟踪算法流程如图 1 所示. 在运动模式未知的情况下, 算法思想类似于运动模式已知, 不同之处在于需要采用正交网格法对候选区域进行搜寻以实现寻优.

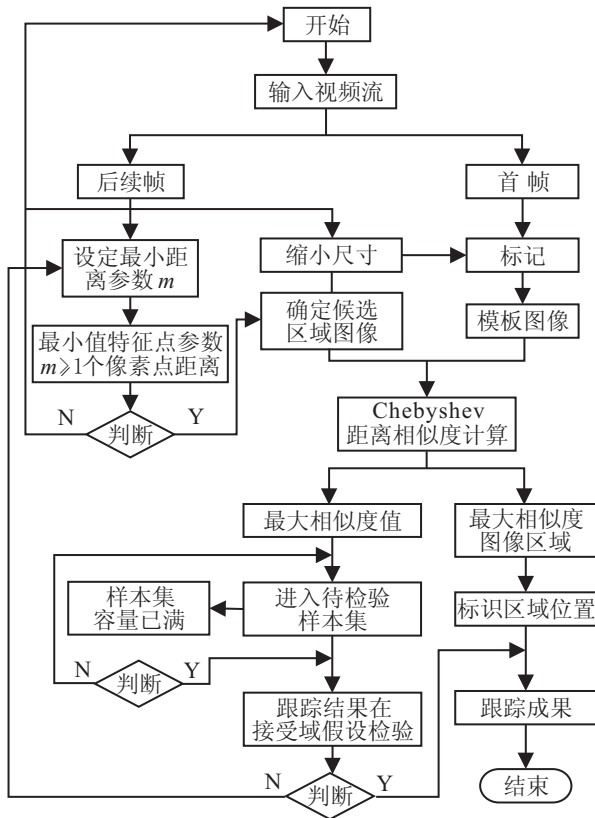


图 1 运动模式已知的流程

5 仿真实验

5.1 运动模式已知, 参数未知

利用本文算法和卡尔曼滤波算法通过 Matlab 仿真对模型飞机的运动轨迹进行跟踪(图 2 和图 3). 卡尔曼滤波器给出的应用状态变量表示为

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + w(k), \quad (10)$$

$$y(k) = Cx(k) + v(k). \quad (11)$$

其中: $w(k)$ 为过程中不确定性所产生的模型噪音, $v(k)$ 为测量噪声. 本文忽略噪声 $w(k)$.

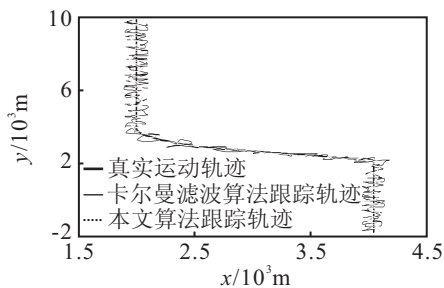
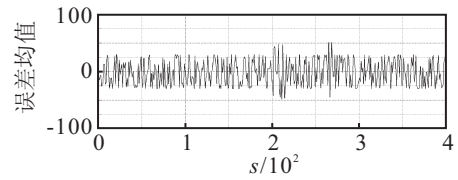
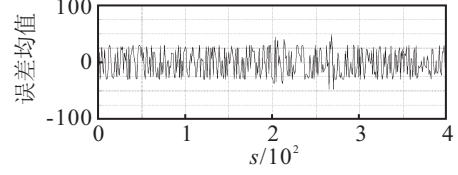


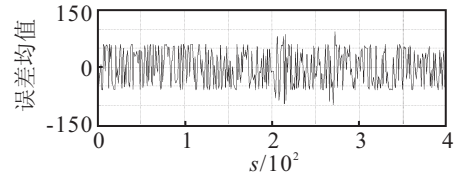
图 2 物体运动和跟踪轨迹



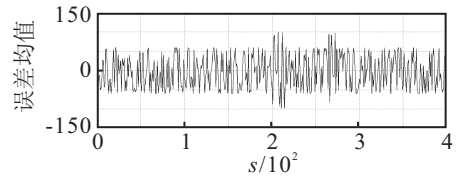
(a) 本文算法 x 轴误差均值



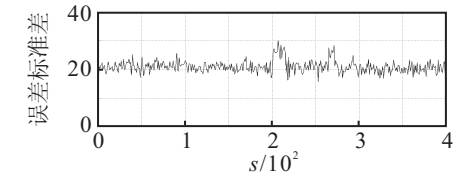
(b) 本文算法 y 轴误差均值



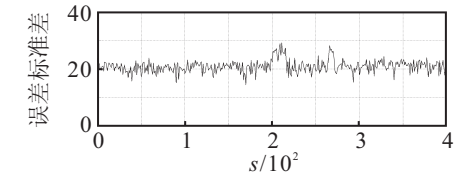
(c) 卡尔曼滤波算法 x 轴误差均值



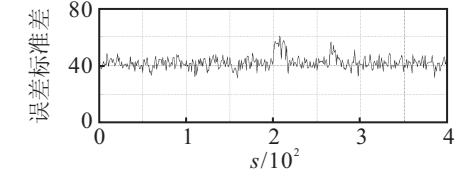
(d) 卡尔曼滤波算法 y 轴误差均值



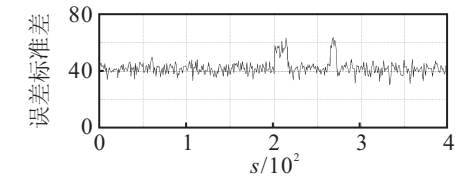
(e) 本文算法 x 轴误差标准差



(f) 本文算法 y 轴误差标准差



(g) 卡尔曼滤波算法 x 轴误差标准差



(h) 卡尔曼滤波算法 y 轴误差标准差

图 3 跟踪误差均值及其标准差曲线

目标沿 x 轴运动的状态方程为

$$X(k+1) = \Phi X(k) + \Gamma W(k). \quad (12)$$

其中

$$X(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} \theta & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\Gamma = [T^2/2 \ T], W(k) = u_x,$$

θ 为未知参数, 且 $\theta \in [0.5, 1.5]$. 观测方程为

$$Z(k) = C(k)X(k) + V(k). \quad (13)$$

其中: $C(k) = [1 \ 0]$; $V(k)$ 为零均值的噪声序列, 方差已知.

跟踪的关键是对目标进行准确预测, 由卡尔曼滤波理论可以得到

$$\begin{aligned} Z(k) &= C(k)X(k) + V(k), \\ \hat{X}(k/k-1) &= \Phi x(k-1/k-1). \end{aligned} \quad (14)$$

其中: $\hat{X}(k/k-1) = \Phi x(k-1/k-1)$ 为第 k 步状态预报值, $x(k-1/k-1)$ 为 $k-1$ 时刻状态滤波值.

运动真实路径、本文算法跟踪轨迹和卡尔曼滤波算法跟踪轨迹如图 2 所示. 运用本文算法与卡尔曼滤波算法跟踪的误差均值和误差标准差曲线如图 3 所示. 由图 2 和图 3 可见, 本文算法的跟踪精度高于卡尔曼滤波算法.

5.2 运动模式未知

运用本文算法对连续视频流中的人脸进行跟踪, 并将跟踪效果与 Camshift 跟踪方法^[10]进行比较. 在实验中, 对视频流分别截取第 35, 65, 100, 135 帧图像, 如图 4 所示. 图 4 中, 白框和黑框分别表示本文方法和 Camshift 算法的跟踪结果.



图 4 在连续的视频流中跟踪人脸

运用 Camshift 算法对人脸跟踪不必计算每帧图像所有像素点的颜色分布概率, 只计算比当前搜索窗大些的区域内像素点的颜色概率分布即可, 进而可以节省时间. 但当运动物体变化明显、超出搜索窗, 或出现类肤色干扰时, 本文算法的跟踪精度优于 Camshift 算法. 2 种算法性能比较如表 1 所示.

表 1 2 种算法的性能比较

参 数	跟踪算法	
	本文算法	Camshift 算法
单帧时间/ms	16	7
X 向误差峰值/Pixels	89	140
Y 向误差峰值/Pixels	136	197
X 向均值误差	332	511
Y 向均值误差	4314	5762

由表 1 可见, 虽然本文算法耗时高于 Camshift 算法, 但跟踪精度优于后者.

6 结 论

根据本文的研究, 可以得出以下几点结论:

- 1) 研究建立基于 Chebyshev 距离的相似度量体系, 可以避免估计概率分布密度函数的不足, 减少计算时间, 且通过统计检验能够增加跟踪精度.
- 2) 不论是否了解运动模式都可以运用 Chebyshev 距离进行相似度量, 达到目标物体跟踪的目的.
- 3) 将本文算法与卡尔曼滤波算法和 Camshift 算法进行比较可以看出, 本文算法的跟踪效果要优于卡尔曼滤波算法和 Camshift 算法.

参考文献(References)

- [1] Ryuzo O, Yoshiaki S. Object tracking based on optical flow and depth[J]. Proc of IEEE/SICE/RSJ Int Conf, 1998, 1: 565-571.
- [2] Asaad S, Bishay M, Wilkes D M, et al. A low-cost, dsp-based, intelligent vision system for robotic applications[C]. Proc of the 1996 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Minneapolis, 1996, 4: 1651-1661.
- [3] Zhong Y, Jain A K, Dubuisson J M P. Object tracking using deformable templates[J]. IEEE Int Conf on Computer Vision, 1998, 5: 440-445.
- [4] Munteanu C, Rosa A. Gray-scale image enhancement as an automatic process driven by evolution[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34(2): 1292-1298.
- [5] Sanjeev M, Maskell S. A tutorial on particle filters for online nonlinear-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [6] Dorin C, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]. Int Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, 2000, 6: 1063-1069.
- [7] Yang C, Duraiswami R, Gumerov N A, et al. Improved fast gauss transform and efficient kernel density estimation[C]. IEEE Int Conf on Computer Vision. Nice, 2003, 1: 664-671.

(下转第 1908 页)