

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 100816-8961(2011)10-1832-09

论文索引信息: 袁广林, 薛模根, 谢恺, 姚翎. 多颜色直方图自适应组合 Mean Shift 跟踪 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1832-1840

多颜色直方图自适应组合 Mean Shift 跟踪

袁广林^{1),2)}, 薛模根^{1),3)}, 谢恺³⁾, 姚翎³⁾

¹⁾(合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009)

²⁾(解放军炮兵学院二系, 合肥 230031) ³⁾(解放军炮兵学院四系, 合肥 230031)

摘要: 经典 Mean Shift 跟踪算法使用单一颜色直方图跟踪目标, 导致其对目标外观的变化鲁棒性较差。为了解决该问题, 提出一种多颜色直方图自适应组合 Mean Shift 跟踪算法。该算法利用多个视图的颜色核函数直方图的加权组合作为目标模型进行 Mean Shift 跟踪; 为了适应目标外观的变化, 利用目标区域对每一颜色直方图的概率图均值和方差的比值评价每一颜色直方图的可靠性, 并自适应地计算其组合权值。实验结果表明, 与现有 Mean Shift 跟踪算法相比, 提出的跟踪算法对目标的外观变化具有更强的鲁棒性。

关键词: 目标跟踪; 均值漂移; 多颜色直方图; 核函数直方图

Mean Shift tracking with multiple color histograms adaptive integration

Yuan Guanglin^{1),2)}, Xue Mogen^{1),3)}, Xie Kai³⁾, Yao ling³⁾

¹⁾(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009 China)

²⁾(Second Department, Artillery Academy of PLA, Hefei 230031 China)

³⁾(Forth Department, Artillery Academy of PLA, Hefei 230031 China)

Abstract: The traditional Mean Shift tracker with single color histogram result in aborting under changes of appearance of object. To deal with this problem, a Mean Shift tracking algorithm using multiple color histograms adaptive integration is proposed. The proposed algorithm enhances the Mean Shift tracker with multiple reference color histograms obtained from different target views, and takes the weighted integration of these histograms as the target model. To adapt to changes of appearance of objects, the proposed algorithm dynamically assesses the reliability of each color histogram and adaptively computes the color's fusion weight by the ratios of the mean and variance of the probability image of the object. Experimental results show that the proposed Mean Shift tracking algorithm is superior over the existing Mean Shift tracking algorithm of appearance of an object is changing.

Key words: object tracking; Mean Shift; multiple color histograms; kernel function histogram

0 引言

视觉跟踪是视频监控、辅助导航、人机交互和基于目标的视频压缩等计算机视觉应用的重要步骤,

其目的是根据目标初始信息, 估计目标在当前图像中的状态。目前人们已经提出许多视觉跟踪算法, 其中, 文献[1]提出 Mean Shift 视觉跟踪算法, 并在文献[2]中对该算法进行了拓展。该算法用颜色核函数加权直方图作为目标模型; 用 Bhattacharyya(巴

收稿日期: 2010-09-14; 修回日期: 2011-01-06

基金项目: 中国博士后科学基金项目(200801493, 20080430223); 安徽省自然科学基金项目(090412043)。

第一作者简介: 袁广林(1973—), 男, 讲师。合肥工业大学信号与信息专业博士研究生, 主要研究方向为图像处理与计算机视觉等。E-mail: ygl6904@sina.com。

氏)距离度量颜色模型之间的相似度;通过一阶梯度下降算法将该距离最小化,从而在搜索范围内得到目标的位置。该算法能够通过较少的几次迭代收敛到目标的真实位置,具有速度快、跟踪效果好等优点。但是,当场景中目标外观变化较大时,会由于目标模型的漂移而导致跟踪失败,所以在较长时间的跟踪中,目标模型的更新是必须解决的问题。然而,基本 Mean Shift 跟踪算法^[1-2]以目标模型在跟踪过程中基本不变为前提,在跟踪过程中一直使用初始目标模型。

为了解决目标外观的变化,已提出一些方法。一些 Mean Shift 跟踪及其改进算法,采用对目标整体模型进行简单线性加权的机制^[3-4]。为了克服整体模型更新策略的不足,文献[5]提出一种选择性子模型更新方法用于 Mean Shift 跟踪,该方法将模型中的每个分量作为单独个体,根据每个分量的匹配贡献度,选择当前时刻需要更新的子模型分量并计算其更新权值。文献[6]对 RGB 色彩空间中的 3 个分量赋予不同的权重进行组合来描述目标,从而根据背景的变化,依据目标模型可区分度,从 49 种特征中选择区分度较大的特征进行 Mean Shift 跟踪。文献[7]利用 AdaBoost 组合弱分类器实现特征自适应融合,并产生置信图,在置信图上利用 Mean Shift 跟踪目标,该方法虽然提高了 Mean Shift 跟踪的鲁棒性,但是它的实时性较差。文献[8]提出一种基于多特征自适应融合的 Mean Shift 跟踪方法,该方法将多个特征通过线性加权的方式集成于 Mean Shift 跟踪中,在各个特征的似然图特征空间中利用 Fisher 准则度量每一特征对目标与背景的可分性,进而在跟踪中建立基于可分性的多特征的权值自适应机制,实现目标在变化场景下的特征自适应综合。文献[9]提出一种基于概率图的颜色与运动线索融合 Mean Shift 跟踪方法,该方法利用每一线索概率图中目标与背景区域中非零像素数的比值评价线索的可靠性。与本文思想最接近的文献[10-11],为了适应成像视角变化引起的目标外观特征的变化,文献[10-11]对多视图 Mean Shift 跟踪进行了研究,他们提出利用从多个视角得到的多个颜色分布对目标建模,通过优化目标函数,从多个模型的凸组合中得到最优模型跟踪目标,该类算法一定程度上解决了模型漂移问题,但是其最优模型并不唯一,使得最优模型的求解规模过大。本文与文献[10-11]的主要区别是融合权值的计算方法不同,

为了克服文献[10-11]中方法的不足,本文提出利用目标区域对每一颜色直方图的概率图均值和方差的比值评价每一颜色直方图的可靠性,并自适应地计算其组合权值。

本文针对经典 Mean Shift 跟踪算法对目标外观的变化鲁棒性差等问题,对经典 Mean Shift 跟踪算法进行改进,提出一种多颜色直方图 Mean Shift 跟踪算法。该算法将多个颜色核函数直方图进行加权组合得到目标颜色模型,利用组合颜色模型进行 Mean Shift 跟踪。为了适应目标外观的变化,提出一种基于目标概率图均值和方差的颜色直方图质量评价方法,动态评价颜色直方图的可靠性,并自适应地计算其融合权值。

1 多直方图组合

基本 Mean Shift 跟踪利用第 1 帧图像中目标表观的颜色特征建立目标模型,这样在多数情况下取得了较好跟踪效果。但是视觉跟踪中成像视角的变化往往会引起目标表观特征的变化,由于单一视图颜色模型对目标外观特征的描述是不完备的,不能表达目标外观特征的全部,因此利用单一视图颜色直方图跟踪目标不能适应目标表观特征的变化。更严重的是随着跟踪的进行,目标的表观颜色特征与初始目标模型完全不同,这种情况往往会导致跟踪失败。典型的例子是魔方目标,魔方的每一表面具有不同的颜色,任意一个视图方向最多只能观测到 3 个表面。图 1 给出了魔方目标的基本 Mean Shift 跟踪结果,实验中目标模型颜色直方图根据魔方在第 1 帧图像中的图像区域建立,该图像区域包括橘色、红色和绿色 3 种颜色。由于魔方的旋转,不同于第一帧图像中魔方的颜色出现,引起了跟踪偏差。在第 36 帧图像目标的表观颜色均有别于第 1 帧图像中魔方的颜色,导致了跟踪的失败。

利用目标的多个视图颜色直方图可以解决上述问题。假设目标的 M 个视图的颜色核函数直方图为 $\mathbf{q} = \{\mathbf{q}_i\}_{i=1, \dots, M}$, 其中, $\mathbf{q}_i = [q_{i,1}, q_{i,2}, \dots, q_{i,m}]$ 是第 i 个目标模型的 m 维颜色核函数直方图,则目标模型 $\hat{\mathbf{q}}$ 定义为这 M 个颜色核函数直方图的加权组合,如下式所示:

$$\hat{\mathbf{q}} = \sum_{i=1}^M \alpha_i \mathbf{q}_i \quad \forall i \quad \alpha_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1 \quad (1)$$

式中, $\alpha = \{\alpha_i\}_{i=1, \dots, M}$ 为最优组合权值。



图 1 魔方目标基本 Mean Shift 跟踪结果

Fig. 1 Results of traditional Mean Shift tracker for rubik cube

图 2 给出了魔方目标的直方图组合 Mean Shift 算法(本文算法)的跟踪结果,实验中目标模型直方图根据魔方的两个视图图像建立。虽然由于魔方的旋转,导致目标的表观特征均有别于第 1 帧图像中魔方的表观特征(如图 2(c)),但是直方图组合 Mean Shift 算法仍能准确跟踪。

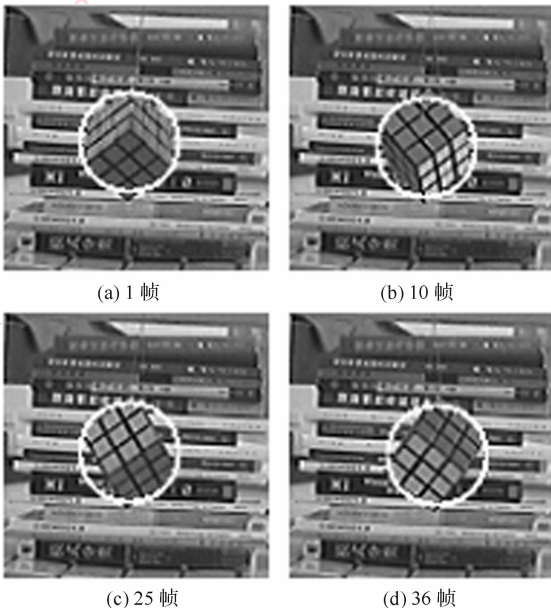


图 2 魔方目标直方图组合 Mean Shift 跟踪结果

Fig. 2 Results of Mean Shift tracker using multi-histograms integration for rubik cube

2 概率图^[10]

假设 $q = \{q(u)\}_{u=1, \dots, m}$ 为图像区域 A 的某一图像特征的归一化直方图,满足 $\sum_{u=1}^m q(u) = 1$,其中, m 是直方图的箱格数目, u 为箱格的索引, $q(u)$ 的计算方法如下

$$q(u) = \frac{1}{n_A} \sum_{(x,y) \in A} \delta[b(f_A(x,y)) - u] \quad (2)$$

式中, $f_A(x,y)$ 是图像区域 A 的图像函数, $b(\cdot) : \mathbf{R}^n \rightarrow \{1, 2, \dots, b\}$ 是特征空间的量化函数, $\delta(\cdot)$ 是 Kronecker Delta 函数, n_A 为 A 中的像素个数。

基于上述假设,图像区域 A 对某一图像特征分布直方图 $q = \{q(u)\}_{u=1, \dots, m}$ 的概率图 I 定义如下

$$I(x,y) = \sum_{u=1}^m q(u) \delta[b(f_A(x,y)) - u] \quad (3)$$

式中的符号定义与式(2)相同。利用式(3)得到的概率图是值在区间 $[0, 1]$ 中的单通道图像。为了显示的需要,需将概率图线性映射到 $[0, 255]$ 范围内并取整。图 3(a)中椭圆区域内的表观特征的归一化直方图为 q ,将 q 向原图像反向投影计算得到的概率图如图 3(b)所示。



(a) 原始图像 (b) 概率图

图 3 一帧图像及其对应的概率图

Fig. 3 Image and its probability image

3 自适应组合权值计算与跟踪算法

为了适应目标的变化,多模型直方图组合(式(1))应引入组合权值的自适应计算机制。文献[10-11]通过优化目标函数把式(1)中最优组合权值的计算等价于最优化问题进行求解。该方法的本质是利用目标区域和背景区域概率图灰度均值之差进行模型的评价,并计算模型的组合权值,其主要问题是最优组合权值的解不唯一,求解规模过大。与文献[10-11]不同,本文根据 Mean Shift 跟踪,通过

迭代求解概率图的“质心”来跟踪目标,以及概率图的性质,利用目标区域的概率图均值和方差的比值评价每一颜色模型的可靠性,进而计算每一颜色模型的组合权值。Mean Shift 跟踪^[1-2]以颜色直方图为目标模型,其本质是通过迭代求解加权图的“质心”来跟踪目标,这种加权图又称为概率图,由直方图的反向投影计算得到^[10]。由概率图的定义可知,在概率图中,与模型相似度较大的像素其灰度值较大,与模型相似性较小的像素其灰度值较小;目标与某颜色直方图越相似,则其概率图灰度均值越大,而其概率图灰度方差越小,所以可以根据目标区域的概率图灰度均值与概率图灰度方差的比值来评价目标与颜色直方图的相似度。另外,考虑到目标中心区域的像素比周围区域的像素对目标跟踪的贡献大,因此在计算目标区域概率图均值与方差时,采用核函数加权的方法。

假设 \mathbf{x}_0 、 N_F 和 $\{\mathbf{x}_j\}_{j=1, \dots, N_F}$ 分别是目标的中心位置、目标的像素数和目标像素的位置向量集合,则本文提出的颜色直方图组合权值计算方法如下:

1) 计算目标区域对每一颜色直方图 \mathbf{q}_i 的概率图 $I_i^F(\mathbf{x})$, 以及每一概率图 $I_i^F(\mathbf{x})$ 的灰度加权均值 \bar{I}_i^F 和灰度加权方差 S_i^F :

$$\bar{I}_i^F = \sum_{j=1}^{N_F} w(\mathbf{x}_j) I_i^F(\mathbf{x}_j) \quad (4)$$

$$S_i^F = \sum_{j=1}^{N_F} w(\mathbf{x}_j) (I_i^F(\mathbf{x}_j) - \bar{I}_i^F)^2 \quad (5)$$

式中, $w(\mathbf{x}_j)$ 是像素 \mathbf{x}_j 的权值,其计算方法如下

$$w(\mathbf{x}_j) = \frac{k\left(\left\|\frac{\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_j}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{k=1}^{N_F} k\left(\left\|\frac{\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_k}{h}\right\|^2\right)} \quad (6)$$

式中, $k(\cdot)$ 为核函数(本文使用的是 Epanechnikov 核), h 为核函数的带宽。

2) 计算每一颜色直方图 \mathbf{q}_i 的评价指标

$$D_i = \frac{\bar{I}_i^F}{S_i^F} \quad (7)$$

3) 计算每一颜色直方图 \mathbf{q}_i 的组合权值

$$\alpha_i = \frac{D_i}{\sum_{i=1}^M D_i} \quad (8)$$

在自适应组合权值计算的基础上,建立多颜色直方图自适应组合 Mean Shift 跟踪算法,该算法描述如下:

输入: n 帧序列图像 I_1, I_2, \dots, I_n , 目标在第 1 帧图像中的位置 \mathbf{y}_0 和多颜色直方图 $\{\mathbf{q}_i\}_{i=1, \dots, M}$ 。

输出: 目标中心坐标向量 $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n$ 。

1) 利用式(8)计算直方图自适应组合权值 $\{\alpha_i\}_{i=1, \dots, M}$ 。

2) 利用式(1)计算目标模型 $\hat{\mathbf{q}}$ 。

3) 以 $\hat{\mathbf{q}}$ 为目标模型,进行基本 Mean Shift 迭代^[2]得到目标当前时刻的位置 \mathbf{y}_1 。

4) 返回目标当前时刻的位置 \mathbf{y}_1 , 并转至 1) 步进行下一帧图像的跟踪。

4 实验结果与分析

计算以 Visual C++6.0 为开发工具实现了提出的跟踪算法,并在 P4 2.0 GHz CPU, 256 MB 内存的台式计算机上调试通过。采用人头图像序列和魔方图像序列对提出的跟踪算法进行了实验验证,并与文献[11]提出的 Mean Shift 跟踪算法进行了比较。跟踪过程中尺度的观测不是本文重点研究的内容,采用了文献[2]提出的处理方法。实验中通过人机交互进行目标初始化,目标真实状态通过手工标定得到。

4.1 人头目标跟踪实验

该组实验采用人头图像序列进行实验,其目的是验证本文算法对视觉表面特征变化和相似背景干扰的鲁棒性,并与文献[11]提出的 Mean Shift 跟踪算法进行比较。该序列中人体的运动引起头部图像在做无规律的平移运动,同时随着人体躯干的转动,头部图像时而处于人脸正面,时而处于人脸侧面,时而处于人脸背面,导致目标特征变化较大,这给跟踪带来了较大的困难。该图像序列共 200 帧,图像大小为 352×288 , 目标初始化大小为 40×52 。两种算法的特征核函数直方图在 RGB 空间中构建,使用的 RGB 特征值区间数为 $16 \times 16 \times 16$, 核函数为 Epanechnikov 核。本文算法与文献[11]中算法使用的直方图个数均为 3(编号为 I、II、III), 用图 4(a)~(c) 3 个图像分别计算得到。

图 5(a)是文献[11]中算法的跟踪结果,由图 5(a)可以看出,第 48 帧图像人脸处于侧面,第 142 帧图像人脸处于背面,在这些图像上文献[11]中算法受到目标旋转的影响较大,跟踪结果有较大偏差,在第 180 帧图像中虽然目标处于人脸正面(与目标初始状态相同),但是由于受到相似表现箱子的干扰,

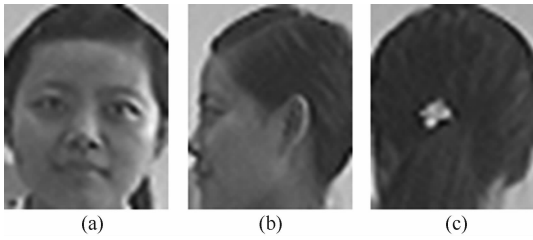


图 4 模型图像
Fig. 4 Model image

导致文献[11]中算法的跟踪结果有较大偏差。图 5 (b)是本文算法的跟踪结果,由图 5(b)可以看出,虽然在第 48 帧和第 142 帧图像人脸发生了较大旋

转,在第 180 帧图像受到相似表观箱子的干扰,但本文算法仍能较稳定地跟踪目标。图 6 为两种算法在该图像序列上的跟踪误差曲线。由图 6 可以看出,几乎在每一帧图像中本文算法的误差都较小。本组实验两种算法的性能参数如表 1 所示。由表 1 可以看出,本文算法的 X 坐标误差方差和 Y 坐标误差方差分别为 9.98 和 6.05,小于文献[11]中算法的坐标误差方差(分别为 480.67 和 61.63);本文算法的 X 坐标误差均值和 Y 坐标误差均值分别为 2.92 和 3.81,也小于文献[11]中算法的坐标误差均值(分别为 16.34 和 13.02);本文算法的平均单帧跟踪时间为 55.60 ms,小于文献[11]中算法的平均单帧跟踪时间(77.36 ms)。



(a) 文献[11]中算法跟踪结果



(b) 本文算法跟踪结果

图 5 第 1 组实验跟踪结果

Fig. 5 Tracking results of the first experiment

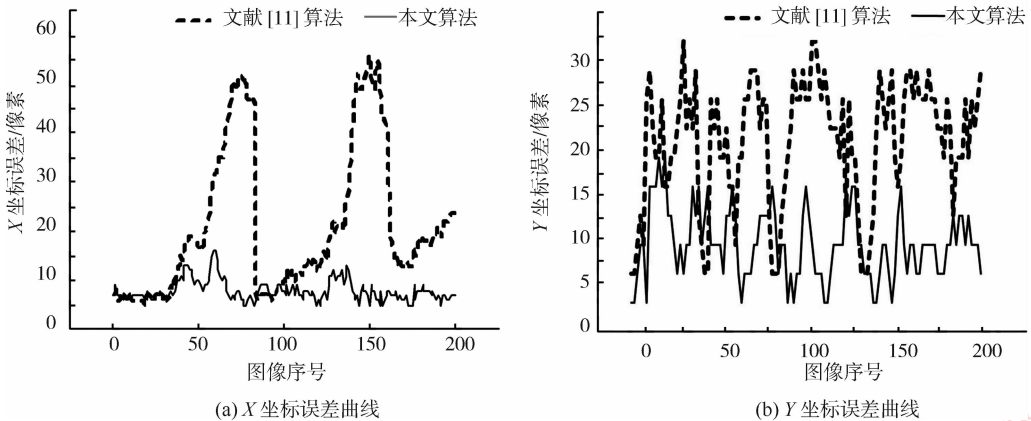


图 6 第 1 组实验跟踪误差曲线

Fig. 6 Tracking error curve of the first experiment

表 1 第 1 组实验跟踪误差 (均值 ± 标准差) 和平均每帧跟踪时间

Tab. 1 Tracking errors (mean ± std) and average tracking time of the first experiment

算法	X 误差/像素	Y 误差/像素	跟踪时间/ms
文献[11]	16.34 ± 480.67	13.02 ± 61.63	77.36
本文	2.92 ± 9.98	3.81 ± 6.05	55.60

图 7 是本组实验中,由式(8)计算的直方图组合权值曲线。图 8 为该图像序列中第 115 帧、第 128 帧和第 138 帧图像及其概率图,对比图 7 和图 8 可以看出,利用本文提出的直方图组合权值计算方法,可以较好地解决目标视觉表面的变化。第 115 帧图像目标处于人脸正面,目标与模型 I 最相似,这时模型 I 的权值大于模型 II 和模型 III 的权值;第 128 帧图像目标处于人脸侧面,目标与模型 II 最相

似,这时模型 II 的权值大于模型 I 和模型 III 的权值;第 138 帧图像目标处于人脸背面,目标与模型 III 最相似,这时模型 III 的权值大于模型 I 和模型 II 的权值。

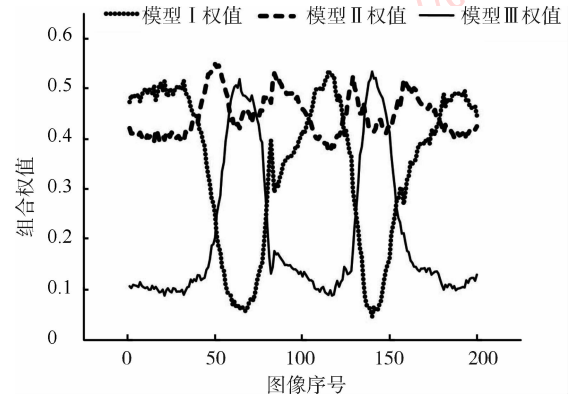


图 7 直方图组合权值曲线

Fig. 7 Weight curve for histogram integration



图 8 目标图像与概率图

Fig. 8 Image of object and its probability image

4.2 立方体目标跟踪实验

该组实验采用魔方图像序列进行实验,其目的是验证本文算法对目标视觉表面特征变化的鲁棒

性,并与文献[11]提出算法进行比较。该序列中魔方在做旋转运动,其视觉表面特征一直处于不断的变化中,这给跟踪带来了较大困难。该图像序列共

115 帧,图像大小为 100×100 ,目标初始化目标大小为 25×25 。两种算法的特征核函数直方图在 RGB 空间中构建,使用的 RGB 特征值区间数为 $16 \times 16 \times 16$,核函数为 Epanechnikov 核。本文算法和文献[11]中算法使用的模型个数均为 4(编号为 I、II、III、IV),用图 9(a)~(d) 4 个图像分别计算得到。

图 10 是该组实验的跟踪结果,由图 10 可以看出,在第 22 帧、53 帧、92 帧和 103 帧图像中魔方分别处于不同的特征表面,文献[11]中跟踪算法在这些图像上的跟踪结果有较大偏差,虽然在这些图像中目标处于不同的特征表面,但本文算法仍能较准

确地跟踪目标。图 11 为两种算法在该图像序列上的跟踪误差,由图 11 可以看出,几乎在每一帧图像中本文算法的误差都较小。本组实验两种算法的性能参数如表 2 所示,由表 2 可以看出,本文跟踪算法的 X 坐标误差方差和 Y 坐标误差方差分别为 10.80 和 1.45,小于文献[11]中算法的坐标误差方差(分别为 41.03 和 4.72);本文算法的 X 坐标误差均值和 Y 坐标误差均值分别为 7.56 和 2.02,也小于文献[11]中算法的坐标误差均值(分别为 21.39 和 5.54);本文跟踪算法的平均单帧跟踪时间为 45.15 ms,小于文献[11]中算法的平均单帧跟踪时间(62.26 ms)。

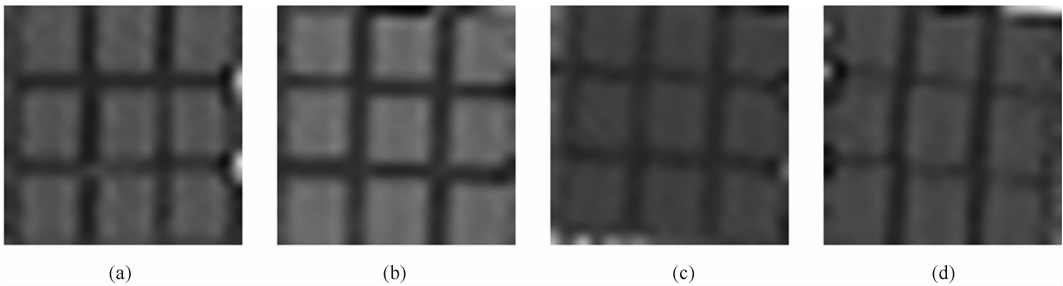


图 9 模型图像

Fig. 9 Model image

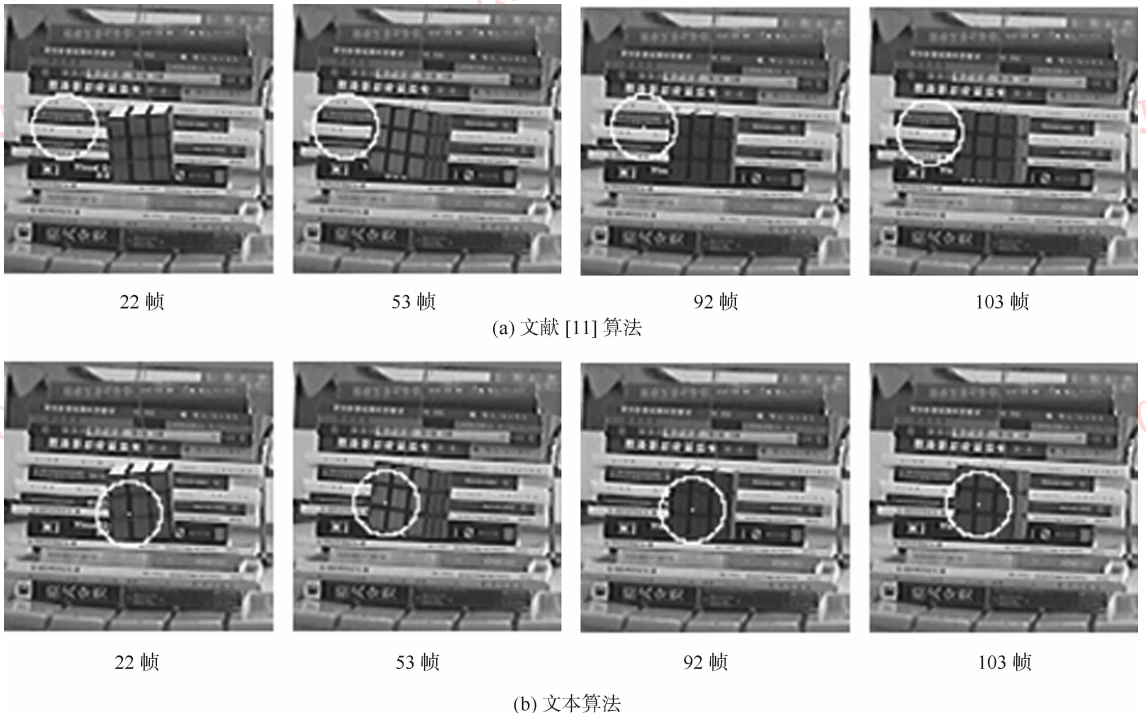


图 10 第 2 组实验跟踪结果

Fig. 10 Tracking results of the second experiment

表 2 第 2 组实验跟踪误差 (均值 ± 标准差) 和平均每帧跟踪时间

Tab.2 Tracking errors (mean ± std) and average tracking time of the second experiment

算法	X 误差/像素	Y 误差/像素	跟踪时间/ms
文献[11]	21.39 ± 41.03	5.54 ± 4.72	62.26
本文	7.56 ± 10.80	2.02 ± 1.45	45.15

图 12 是本组实验中,由式(8)计算的直方图组合权值曲线。该组实验中目标一直在做旋转运动,其视觉表面以黄、绿、红和蓝的次序发生周期性变化。由图 12 可以看出,利用本文提出的直方图组合权值计算方法,较好地解决了目标视觉表面变化,各个模型的权值随着目标视觉表面周期性变化,而呈现出周期性变化。

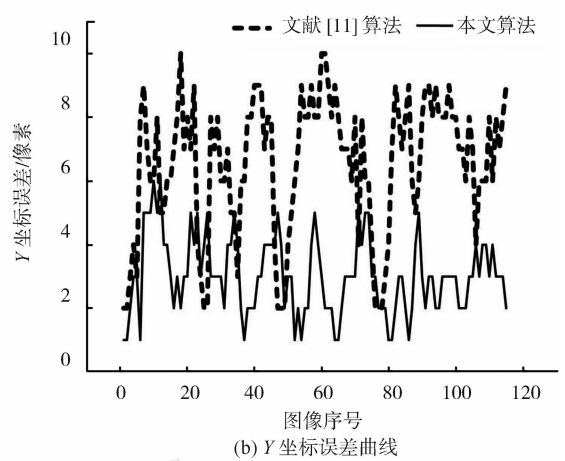
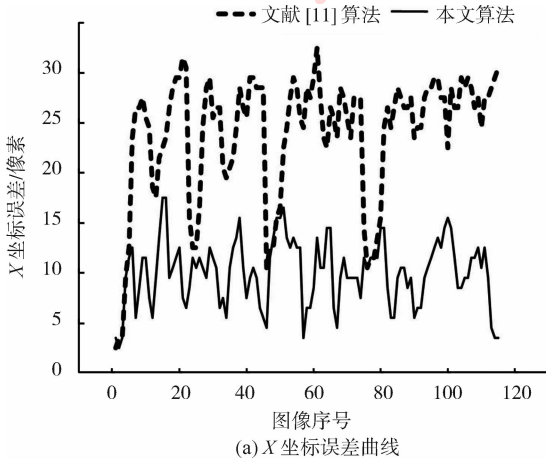


图 11 第 2 组实验跟踪误差比较

Fig. 11 Tracking error curve of the second experiment

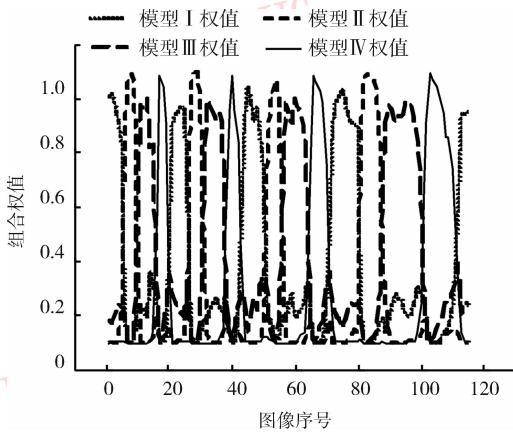


图 12 直方图组合权值

Fig. 12 Weight curve for histogram integration

直方图质量评价函数,并利用该函数自适应地计算各个颜色直方图的组合权值,在此基础上构建了一种多颜色直方图自适应组合 Mean Shift 跟踪算法。对提出的 Mean Shift 跟踪算法进行了实验验证,实验结果表明,在目标视觉表面存在较大变化时,提出的 Mean Shift 跟踪算法比现有 Mean Shift 跟踪算法具有更强的鲁棒性和较高的跟踪精度。与文献 [11]一样,本文提出的跟踪算法,其多颜色直方图是根据先验知识预先确定的,如何自动地建立多颜色直方图模型是需要进一步研究的内容。

参考文献 (References)

[1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head, SC, USA: IEEE Computer Society, 2000, 2:142-149.

[2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-575.

[3] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance tracking using model update

5 结论

为了提高 Mean Shift 跟踪对目标视觉表面特征变化的鲁棒性,对经典 Mean Shift 跟踪算法进行了改进,提出一种基于目标概率图均值和方差的颜色

- based on lie algebra [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, NY, USA: IEEE Computer Society, 2006, 1:728-735.
- [4] Babu R V, Pérez P, Bouthemy P. Robust tracking with motion estimation and local kernel-based color modeling [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1205-1216.
- [5] Shen Zhixi, Yang Xin, Huang Xiyue. Study on target model update method in mean shift algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 35(4): 393-399. [沈志熙, 杨欣, 黄席樾. 均值漂移算法中的目标模型更新方法研究[J]. 自动化学报, 2008, 35(5): 478-483]
- [6] Robert T Collins, Liu Yanxi, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [7] Avidan S. Ensemble tracking [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 261-271.
- [8] Wang Yongzhong, Liang Yan, Zhao Chunhui, et al. Kernel-based tracking based on adaptive fusion of multiple cues [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(4): 393-399. [王永忠, 梁彦, 赵春晖, 等. 基于多特征自适应融合的核跟踪方法[J]. 自动化学报, 2008, 34(4): 393-399.]
- [9] Liu Hong, Yu Ze, Zha Hongbin, et al. Robust human tracking based on multi-cue integration and mean-shift [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(9): 827-837.
- [10] Zuo Junyi, Liang Yan, Pan Quan, et al. Camshift tracker based on multiple color distribution, odels [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(7): 736-742. [左军毅, 梁彦, 潘泉, 等. 基于多个颜色分布模型的 Camshift 跟踪算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(7): 736-742.]
- [11] Ido Leichter, Michael Lindenbaum, Ehud Rivlin. Mean shift tracking with multiple reference color histograms [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(3): 400-408.