

doi: 10.7690/bgzdh.2015.08.009

## 基于特征贡献度的 Mean Shift 目标跟踪

赵齐月, 毛征, 孟凡刚, 刘金

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘要:** 为有效提高 Mean Shift 算法的模板匹配精确度, 采用基于特征贡献度的 Mean Shift 目标跟踪方法, 对不同贡献度的特征向量赋予不同的权重, 以彰显目标特征、抑制背景因素。分别介绍传统 Mean Shift 目标跟踪算法和基于特征贡献度的 Mean Shift 算法, 并针对多组视频进行实验验证与分析。结果表明: 改进后的 Mean Shift 算法不仅能提高跟踪精度、提升系统的鲁棒性, 而且对 640 pixel×480 pixel 大小的视频处理平均帧速度为 22 frames/s, 满足实时跟踪要求。

**关键词:** Mean Shift; 特征贡献度; 模板匹配; 核直方图; 特征提取

**中图分类号:** TP391.9    **文献标志码:** A

## Mean Shift Target Tracking Based on Feature Contribution

Zhao Qiyue, Mao Zheng, Meng Fangang, Liu Jin

(College of Electronic &amp; Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** To improve template matching accuracy of the Mean Shift framework, we proposed Mean Shift target tracking based on feature contribution. The feature vectors of different contributions are endowed with different weights to highlight the target feature and the background factor. Mean Shift target tracking algorithm and Mean Shift algorithm based on feature contribution are introduced, and the experimental verification and analysis for multi group video are presented. Result shows that the improved Mean Shift algorithm not only improve tracking accuracy, enhanced system robustness, but also maintained an average processing speed as 22 frames/s for a video sized as 640 pixel×480pixel, meet the requirements of real-time tracking.

**Keywords:** Mean Shift; feature contribution; template matching; kernel histogram; feature extraction

### 0 引言

均值漂移算法 (Mean Shift algorithm) 是一种模板匹配跟踪算法, 特点是模式匹配速度较快且无参数<sup>[1]</sup>。该算法的核心思想: 首先计算出当前样本点的目标平均偏移量, 然后将这一点作为起点, 开始移动, 直至满足预定的迭代条件才结束, 完成跟踪过程。Mean Shift 算法也存在不足之处, 主要表现在当目标和背景的灰度分布较相似时, 难以将目标从背景中有效分离出来<sup>[2]</sup>, 算法效果欠佳。笔者提出了基于特征贡献度的 Mean Shift 目标跟踪算法, 有效地增强了显著特征, 削弱了次要特征, 滤除了背景因素, 提高了模板匹配效率以及目标跟踪精度, 提升了系统鲁棒性。

### 1 传统 Mean Shift 目标跟踪算法

Mean Shift 目标跟踪算法的基本思想<sup>[3]</sup>: 在视觉跟踪的初始帧, 首先由手动选取一个目标区域, 将灰度空间量化作为特征空间, 通过核函数构建目标核直方图<sup>[4]</sup>来描述目标模型。在下一帧图像中同样利用核函数来描述目标区域候选模型, 并且在后

续帧计算候选模型与目标模型的相似度, 通过最大化相似度函数<sup>[5]</sup>来求取目标 Mean Shift 向量。由于均值漂移算法的收敛性, 迭代计算 Mean Shift 向量后, 最终实现视频图像序列中目标的定位和跟踪。

#### 1.1 目标模型及候选模型描述

在首帧图像中通过手工选取方式来确定目标区域<sup>[6]</sup>, 目标模板的核直方图特征模型为

$$\{\hat{q}_u\}(u=1, \dots, m) \\ \hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i - x_0}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (1)$$

其中:  $x_0$  为目标区域中心位置;  $x_i (i=1, \dots, n)$  为像素在目标模板中的位置;  $\delta$  为克罗内克 delta 函数;  $h$  为带宽参数;  $k(x)$  为非负、递减、分段连续的核函数原型;  $b$  为像素  $x_i$  的模糊隶属度映函数<sup>[7]</sup>;  $C$  为归一化常数。

候选目标特征模型同理可得:

$$\{\hat{p}_u(y_0)\}(u=1, \dots, m) \\ \hat{p}_u(y_0) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i - y_0}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

收稿日期: 2015-03-12; 修回日期: 2015-04-24

作者简介: 赵齐月(1991—), 女, 在读工学硕士, 从事光电跟踪技术研究和图像处理与识别研究。

其中  $y_0$  为候选区域的中心位置。

## 1.2 相似性度量

在视频序列中利用 Mean Shift 算法对目标进行跟踪时,首先在第一帧视频图像中初始化目标模型,随后在相邻视频序列中搜索目标模型所在位置的周边区域,使相似度函数最大化的候选区就是当前帧中的目标位置。常采用巴氏距离<sup>[8]</sup>  $\rho$  表示候选区域与目标模板之间的匹配程度:

$$\rho(\hat{p}_u(y_0), \hat{q}_u) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u \hat{q}_u} \quad (3)$$

$\rho$  值越大,匹配程度越高,说明候选区域与目标模板越相似,候选区域包含真实目标的可能性越大;因此,为了在跟踪过程中找到最佳匹配点,就要使相似度系数  $\rho$  值最大,将前一帧的目标位置作为当前帧的起始搜索位置,在窗口中心附近区域内寻求目标局部最优位置。最后经过反复迭代得到当前帧中目标的最优位置。

## 2 基于特征贡献度的 Mean Shift 算法

### 2.1 特征贡献度分析

视觉跟踪中模板匹配的主要目的就是从复杂背景中识别出真实目标。特征采样<sup>[9]</sup>的关键是提取出有代表性的特征。对目标模板进行分析,可知特征信息主要有 4 种类型:1) 显著性特征,能精确地表征真实目标,在目标区域中贡献度最大,跟踪过程中基本保持不变;2) 弱目标类特征,是目标区域内的微量特征,对目标识别贡献度较小;3) 背景类特征,是背景的主要描述因素,大量存在于背景中,对目标识别的贡献度基本为零,甚至会产生干扰作用;4) 相交类特征,是图像中背景和目标元素交织在一起的特征,往往随着光照、目标形态的变化而变化,不仅贡献度甚小,有时甚至会影响目标的有效表征。

### 2.2 显著性特征提取

通过显著性特征提取来突出表征目标的显著性特征、削弱相交类特征的干扰、抑制背景因素的影响,从根本上提高目标识别能力。

统计特征时,除目标特征统计框以外,在外围设置一个搜索框来更多的统计背景特征<sup>[10]</sup>。搜索区域统计特征表示为

$$\{\hat{s}_u\} (u = 1, \dots, m) \quad (4)$$

由于搜索区域统计特征  $\hat{s}_u$  中显然存在大量背景类

特征,而目标区域内存在大量对目标有强代表性的显著性特征。因此首要工作就是对这 2 个区域的特征元素分别进行排序。排名靠前的则分别认为是背景类特征以及显著性特征。那么滤除背景特征可通过去除搜索区域排名靠前的统计特征元素来实现:

$$\hat{p}_u \leftarrow \hat{p}_u - \text{rank}(\hat{s}_u, T_1) \quad (5)$$

同样地,从目标区域中提取数量排名靠前的元素即为显著性特征元素:

$$\hat{I}_u = \text{rank}(\hat{p}_u, T_2) \quad (6)$$

其中:  $\text{rank}(x, n)$  表示将  $x$  降序排序并提取前  $n$  个元素;  $T_1$  为背景特征元素抑制阈值;  $T_2$  为显著性特征提取阈值。 $T_1$  取值过大可能会将一些目标特征元素误判为背景特征元素被剔除; 取值过小则达不到抑制背景特征的效果。 $T_2$  取值过大可能会将一些并不稳定的目标特征元素选定为显著性目标特征, 这会影响到目标跟踪精度; 取值过小则导致目标显著性特征元素不够丰富, 鲁棒性降低。通过多次实验与分析,一般  $T_1$  取值为 2~8,  $T_2$  取值为 5~10。

所谓相交类特征,是指目标和背景之间相互交织的特征。当光照发生变化或者目标姿态明显变化时,这一类特征也会随之变化,不太稳定。因此,可以从显著性特征的周围小邻域入手来提取相交类特征:

$$\hat{J}_u = \hat{P}_{(i-T_3, i+T_3) | \hat{p}_i \in \hat{I}_u} \quad (7)$$

其中  $T_3$  是小邻域半径阈值。 $T_3$  取值过大可能会将一些稳定的目标类特征或背景类特征误判为相交类特征; 取值过小则可能将一些相交类特征误判为稳定的特征元素,从而降低算法稳定性。一般  $T_3$  取值为 3~5。

弱目标类特征是对目标描述贡献较小的一类特征,其提取方法为

$$\hat{L}_u = \hat{P}_u - \hat{I}_u - \hat{J}_u \quad (8)$$

最后,本着突出显著性特征、削弱其他类特征的原则,融合上述 4 类模板特征信息:

$$\hat{p}_u = \alpha \hat{I}_u + \beta \hat{L}_u + \gamma \hat{J}_u \quad (9)$$

其中  $\alpha, \beta, \gamma$  是特征融合权重系数,取值范围为 [0,1]。可以根据实际情况及经验取值,往往  $\alpha$  值最大,  $\beta$  值次之,  $\gamma$  值最小。

在构建候选区域特征模型  $\hat{q}_u$  时,由于显著性特征是真实目标的有效描述量,在视觉跟踪过程中基本保持不变,因此显著性特性向量  $\hat{I}_u$  可以直接采用

目标特征模型中的  $\hat{I}_u$ 。其余特征量获取计算方法与上述相同。随后利用式(3)来计算候选目标与模板目标之间的匹配程度  $\rho$ 。

### 3 算法流程

基于特征贡献度的 Mean Shift 目标跟踪算法流程如图 1 所示。首先对视频图像进行预处理：差分、二值化、形态学滤波等。根据滤波图像中连通区域的位置及大小来选取目标模板，统计目标模板与候选模板的核直方图。通过分析特征贡献度来更新模板直方图，迭代寻找使得候选模板与目标模板之间匹配程度最大的点，即为目标中心位置。

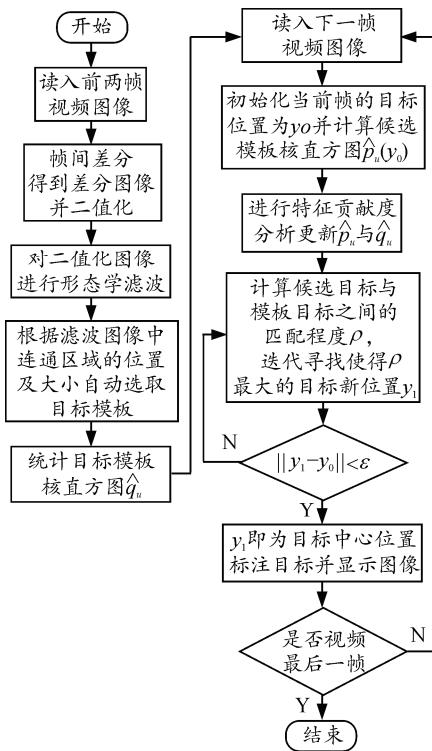


图 1 算法流程

### 4 实验验证与分析

笔者针对多组视频进行了实验，图 2 与图 3 是其中 2 组视频序列的跟踪算法效果比较。第 1 组实验采用视频 boy ( $308 \times 256$ )，第 2 组实验采用视频 tank ( $640 \times 480$ )。分别使用传统 Mean Shift 算法以及文中改进算法实现跟踪并比较算法运行性能。视频 boy 中目标在行进中姿势不断发生变化；而视频 tank 中不仅光照发生了变化，而且在第 220 帧还出现了类似目标的干扰物。这些变化都会导致候选模板内目标有效内容及背景因素的变化，对传统 Mean Shift 算法的跟踪精度必将造成影响。

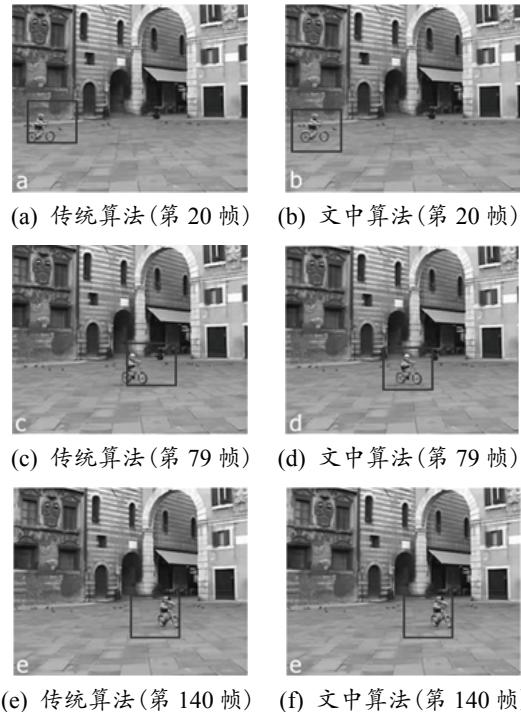


图 2 boy 视频序列的文中跟踪算法结果与传统 Mean Shift 目标跟踪算法比较

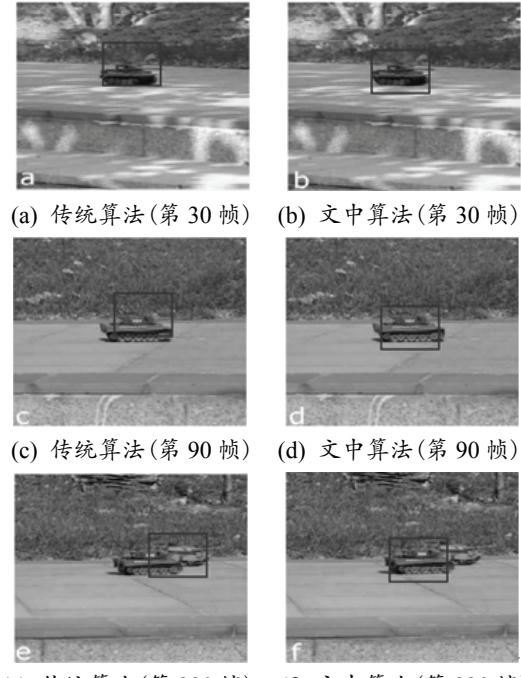


图 3 tank 视频序列的文中跟踪算法结果与传统 Mean Shift 目标跟踪算法比较

由于文中改进算法考虑了候选模板内的特征贡献度，尤其是显著性特征的不变性克服了跟踪过程中的模型偏移问题，基本每一帧都能精准地定位于目标的中心位置。不仅提高了跟踪匹配精度，鲁棒性和可靠性也有了明显的提升。

文中算法提出了特征贡献度的概念，保证了跟踪的收敛性及精度，但是并没有增加算法的时间复杂度。表 1 所示为帧运行时间。

表 1 算法处理速度比较

算法	boy	tank
传统算法	23.8	22.5
文中算法	25.6	21.9

## 5 结论

笔者提出基于特征贡献度的 Mean Shift 跟踪算法，突显了目标显著性特征，抑制了背景因素的影响、削弱了相交类特征的干扰，从而全面地提升跟踪算法的性能。无论目标行进姿态、光照以及背景如何变化，该算法都能够精确地捕捉并跟踪目标。实验结果表明：该算法不仅提高了匹配效率、跟踪精度，具有良好的鲁棒性，而且仍然保持 22 frames/s 的平均帧处理速度，保证了实时性，相比传统算法具有一定的优越性。由于笔者假定目标显著性特征保持不变，但在少数情况下这一类特征也会发生改变，此时需要进行目标模板更新来保证目标跟踪精度。鉴于篇幅限制，目标模板更新问题择篇另述。

## 参考文献：

- [1] Fukunage K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function with application in pattern

(上接第 10 页)

取显著性水平  $\alpha=0.05$ ，则  $z_{0.025}=1.96$ ，由式 (9) 得

$$\sqrt{12.5} \left( \frac{19000}{55040} - \frac{1}{2} \right) \approx 1.98 > 1.96$$

故拒绝  $H_0$ 。

下面应用非时齐泊松过程模型，由式 (10)，

$$\hat{\beta} = \frac{n}{\sum_{i=1}^{n-1} \ln \frac{T_n}{T_i}} = \frac{6}{\ln \frac{T_6^5}{T_1 T_2 T_3 T_4 T_5}} \approx 1.15 > 1$$

由韦布尔过程的定义， $\beta > 1$  时，故障间隔时间呈变小的趋势，据此，可以做出合理的决策，如是否尽快对该光电经纬仪进行停机检查、更换故障模块或进行大修等。

## 4 结束语

根据可修系统故障数据特点，利用系统故障数据，结合时齐泊松过程和非时齐泊松过程，可以判

- recognition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1): 32–40.
- [2] Cheng Y. Mean shift, mode seeking, at all[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790–799.
- [3] 傅德彬, 王吉文. 运动目标高速实时数字图像测量系[J]. 兵工自动化, 2004, 23(3): 64–66.
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2002, 24(5): 603–619.
- [5] 田瑞娟, 杨帆. 基于空中目标识别的特征提取与选择[J]. 兵工自动化, 2014, 33(3): 80–83.
- [6] Mai Z Y, Tan K Y, Xu A T, et al. The Improvement of Mean-Shift Algorithm in the Video of Global Visual Robotic Fish in Tracking Moving Targets[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 475: 947–951.
- [7] 田瑞娟, 彭定明. 实时图像序列的空中微小目标检测和跟踪[J]. 兵工自动化, 2006, 25(5): 63–64.
- [8] 夏瑜, 吴小俊, 冯振华. 基于特征贡献度的 mean shift 视频跟踪算法[J]. 控制与决策, 2012(7): 1021–1026.
- [9] 赵齐月, 毛征, 张庆龙, 等. 基于局域熵值分布图的目标分割及质心计算[J]. 国外电子测量技术, 2014(2): 33–36.
- [10] Fouad Bousetouane, Lynda Dib, Hichem Snoussi. Improved mean shift integrating texture and color features for robust real time object tracking[J]. The Visual Computer, 2013, 29(3): 97–101.
- 断科研试验装备在使用过程中，其运行随着使用时间的变化是劣化趋势还是有改善的趋势，并据此采取适当的预防性维修或更换策略。该方法在一定程度上克服了主观臆断，使维修决策更加科学合理。
- 参考文献：**
- [1] 张福兴. 军事装备总论[M]. 北京: 中国大百科全书出版社, 2007: 144–145.
- [2] 陈学楚. 现代维修理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003: 35–41.
- [3] 李雄伟, 李忠升, 张孟辉, 等. 高密度试验任务装备维修保障方法研究[J]. 科研试验后勤 2011(3): 18–20.
- [4] 曹晋华, 程侃. 可靠性数学引论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 430–442.
- [5] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2002: 328–340.
- [6] 方兆本, 缪柏其. 随机过程[M]. 合肥: 中国科技大学出版社, 1996: 21–30.
- [7] 傅建中. 智能制造装备的发展现状与趋势[J]. 机电工程, 2014, 31(8): 959–962.