

质心迭代图像跟踪算法

吕娜, 冯祖仁

(西安交通大学系统工程研究所, 710049, 西安)

摘要: 针对均值漂移跟踪算法对图像进行核函数加权处理的不合理性, 且在图像跟踪中存在偏差的问题, 提出了一种基于最大后验概率指标的质心迭代跟踪算法. 首先分析了最大后验概率指标的计算特性, 并指出该指标可以计算出每个像素对相似度的贡献值. 以此为基础, 提出了一种非参数非核的质心迭代图像跟踪算法, 即将每个像素的相似度贡献作为密度, 候选区域的相似度作为区域质量, 通过计算初始候选区域的质心并经反复迭代, 从而获得目标位置. 理论分析和实验表明, 所提算法无需核函数, 迭代计算无需指数运算, 降低了计算复杂度, 同时利用了最大后验概率指标对背景的抑制作用, 可大大提高跟踪的准确性.

关键词: 均值漂移; 图像跟踪; 相似度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)12-1396-05

Centroid Iteration Image Tracking Algorithm

Lü Na, Feng Zuren

(Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In order to avoid the unreasonable kernel weight imposed on images by mean-shift tracking algorithm and the tracking bias, a maximum posterior probability measure based centroid iteration tracking algorithm is developed. The computation property of maximum posterior probability similarity measure is first analyzed, based on which it is indicated that the contribution of each pixel to the similarity value can be calculated by this measure. On the basis of it, a non-kernel and non-parametric centroid iteration image tracking algorithm is proposed, which takes the similarity contribution of each pixel as density and the similarity value of the candidate as mass, and obtains the target region by moving iteratively to the next centroid from the initial target region centroid. Theoretical analysis and experimental results show that the new algorithm is non-kernel and needs no extraction computation, which reduces the computational complexity. Meanwhile, utilizing the depressing capability of maximum posterior probability measure on the background, the tracking precision can be greatly improved.

Keywords: mean-shift; image tracking; similarity measure

图像跟踪算法已广泛应用于安防、人机界面、驾驶辅助等领域, 主要分为基于模板匹配^[1-13]、运动信息^[14-15]、滤波^[16]等3类算法. 基于模板匹配的算法, 其最直观的搜索方法是穷举法, 但也最耗时. 基于运动信息的算法以光流法^[14-15]为代表, 采用迭代近似求解, 所以时间开销比较大. 基于滤波的算法包括粒

子滤波^[16]、卡尔曼滤波等, 这类算法的计算量比较大. 近年来, 研究者又提出了一些基于梯度信息的搜索算法, 包括 Mean-Shift 算法^[1-11]和 Trust-Region 算法^[12-13].

Mean-Shift 算法和 Trust-Region 算法都是通过对图像的颜色特征进行位置加权而引入位置信

息,进而得到含有位置信息的相似度函数,从而能够运用梯度类方法求解图像跟踪问题.二者的共同点是对位于候选目标区域中心的像素赋予更高的权值,离中心越远则权值越小,但当跟踪目标的横向尺寸与纵向尺寸差别较大时,这种加权就不合适了.如果跟踪目标呈环形,则更是如此.

本文分析了文献[17]中提出的最大后验概率指标的计算特性,得出该指标可以按照像素来计算,从而得到候选区域中每个像素对该区域相似度的贡献,提出了质心迭代跟踪算法,并证明了其收敛性.

1 最大后验概率指标及其计算特性分析

1.1 最大后验概率指标

最大后验概率指标是一种新近提出的图像匹配相似性判别指标^[17],它应用搜索区域的统计特征来抑制背景特征对相似度函数的贡献.以 $\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ 表示候选目标区域与目标模板之间的相似度,其中 $\mathbf{p}$ 和 $\mathbf{q}$ 分别表示候选区域和目标模板的特征向量,以 $\mathbf{s}$ 表示搜索区域的特征向量,若采用直方图作为图像的统计特征,则最大后验概率指标的形式为

$$\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \frac{1}{m} \sum_{u=1}^{m_u} \frac{p_u q_u}{s_u} \quad (1)$$

式中: m 是目标模板像素数; m_u 是特征维数; q_u 、 p_u 和 s_u 分别是模板、候选区域和搜索区域的第 u 维的值.

1.2 最大后验概率指标的计算特性分析

式(1)是按照维数的计算式,该指标也能够按照像素来计算,下面将分析之.设要统计第 u 个特征的值,即 $\frac{p_u q_u}{s_u}$,若以像素的形式来求解,就是对候选区域中所有特征为 u 的像素对应的 $\frac{q_u}{s_u}$ 求和.如果有 n 个这样的像素,则有

$$\rho = \frac{q_u}{s_u} + \frac{q_u}{s_u} + \dots + \frac{q_u}{s_u} = n \times \frac{q_u}{s_u} \quad (2)$$

显然, n 正是候选区域第 u 个特征的统计值,也就是说 $p_u = n$ (此处所用的直方图特征是未归一化的).

对每一维特征,其对应的 $\frac{p_u q_u}{s_u}$ 值都可以通过像素对应的 $\frac{q_u}{s_u}$ 值求和得到,从而式(1)可以改写为

$$\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{q_u(j)}{s_u(j)} \quad (3)$$

式中: m 是候选区域的像素数.又设像素 j 对应的颜色特征是第 u 维的, $q_u(j)$ 和 $s_u(j)$ 则表示目标模板和搜索区域直方图向量的第 u 维的值.这样,可以通过每个像素的相似度贡献值计算相似度.根据后验概率指标的特性,本文将每个像素对其候选区域的相似度的贡献作为密度,从而提出了质心迭代图像跟踪算法.

2 质心迭代算法及其收敛性分析

2.1 目标搜索问题描述

根据上述分析可知,在候选区域内,每个像素对其所在候选目标区域的相似度的贡献值可以分别求出.如图1所示,图中黑点的大小表示像素对相似度的贡献,2个方框分别为2个候选目标区域,那么目标搜索的目的是寻找一个候选目标区域,该区域中所有像素点的相似度贡献值之和最大.

设位于 x_i 处的像素的相似度贡献值为 $g(x_i) = \frac{q_u(x_i)}{s_u(x_i)}$ (为了便于推导,应用像素的位置 x_i 来标识对应像素,而不是式(3)所示的用像素的标号来表示),以 y_j 表示位于位置 y_j 的候选目标区域,则该目标区域与目标模板之间的相似度为

$$\phi_{y_j} = \sum_{x_i \in \Omega_{y_j}} g(x_i) = \sum_{x_i \in \Omega_{y_j}} \frac{q_u(x_i)}{s_u(x_i)} \quad (4)$$

式中: ϕ_{y_j} 为 $\phi(\mathbf{p}(y_j), \mathbf{q})$ 的简记, $\mathbf{p}(y_j)$ 是位于位置 y_j 的候选目标区域的直方图向量; Ω_{y_j} 表示位置 y_j 处的候选目标区域.因此,以 Ω 表示搜索区域,目标搜索问题可以用 $\max_{y_j \in \Omega} \phi_{y_j}$ 描述.

2.2 质心迭代算法

候选目标区域距离真实目标越近,其相似度越大,这是理想相似度指标的情况,如图2所示.在背景复杂的情况下,大多数相似度指标很难达到理想情况.最大后验概率指标具有出色的匹配特性^[17],一般情况下都会得到满意的峰值形态.基于此,本文给出如下假设.

假设1 相似性度量指标能够有效衡量各个候选区域与目标区域之间的相似程度,越是接近目标位置,相似度越大,在真实目标区域相似度取得极大值.

当然,该假设不可能在整幅图像中都成立.在远离真实目标的位置,其像素多不包含于目标模板之中,在这些位置的候选区域的相似度显然非常小.下面给出了质心迭代算法成立的另一个条件.

假设2 前帧的目标区域的中心位置被上一帧图像

中的目标区域所覆盖。

假设2限定了连续2帧图像中目标位置的相对关系。当前帧图像的目标区域及前一帧图像中目标

所处区域的限制如图3所示。从中看出,只有当连续2帧图像中的目标区域满足该约束时,才可以通过爬山的质心迭代方式进行求解。

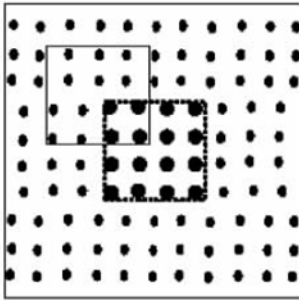


图1 目标区域搜索示意图

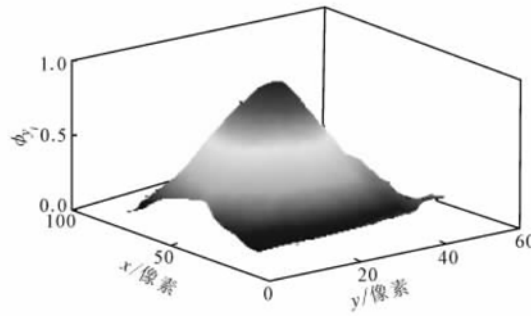


图2 相似性度量指标的理想形式

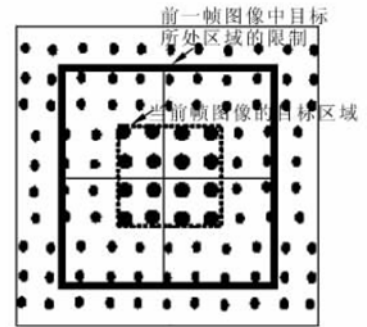


图3 连续2帧图像的目标位置约束

在2个假设的前提下,受图1启发,可将每个像素的相似度贡献看作密度,候选区域的相似度看作该区域的质量,从而可将目标搜索问题看作是求解具有最大质量的候选目标区域的问题。通过计算初始位置处候选目标区域的质心,可将候选目标区域的中心移动到质心位置,如此反复迭代,最后达到目标位置。设上一帧图像的目标位置为 y_j , $\{x_i\}_{i=1,\dots,m}$ 是以 y_j 为中心的当前帧所在候选区域中的各像素的位置,那么根据质心的计算公式可得下一步迭代的位置

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{x_i \in \Omega_{y_j}} x_i g(x_i)}{\sum_{x_i \in \Omega_{y_j}} g(x_i)} \quad (5)$$

基于最大后验概率指标的质心迭代跟踪算法的主要步骤如下。

步骤1: 以上一帧图像的目标位置为搜索的初始位置,根据式(4)计算初始候选目标区域的 ϕ_{y_j} 。

步骤2: 根据 $g(x_i) = \frac{q_u(x_i)}{s_u(x_i)}$ 计算当前候选目标区域内各个像素的相似度贡献值。

步骤3: 根据式(5)计算下一个候选目标区域的位置。

步骤4: 在新的候选目标区域中计算 $\phi_{y_{j+1}}$ 。

步骤5: 当 $\phi_{y_{j+1}} < \phi_{y_j}$, 则 $y_{j+1} \leftarrow \frac{1}{2}(y_j + y_{j+1})$, 计算 $\phi_{y_{j+1}}$ 。

步骤6: 如果 $\|y_{j+1} - y_j\| < \epsilon$, 运算结束, 否则转步骤2。

步骤5的设置是为了避免算法出现问题,在实际的应用中一般无需计算,因而步骤1和步骤4中

的相似度也就无需计算。在迭代过程中,只需对步骤2、步骤3和步骤6进行迭代。

2.3 质心迭代算法收敛性分析

假设经质心迭代所得出的一系列位置为 $\{y_0, y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 而以各个位置为中心的候选目标区域的相似度计算值为 $\{\phi_{y_0}, \phi_{y_1}, \phi_{y_2}, \dots, \phi_{y_n}\}$, 要证明本算法的收敛性即要证明: ①序列 $\{\phi_{y_0}, \phi_{y_1}, \phi_{y_2}, \dots, \phi_{y_n}\}$ 单调增且收敛; ②迭代点序列 $\{y_0, y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 收敛。

证明① 因为 $\phi_{y_i}, i=0, 1, \dots, n$ 是各个候选目标区域中像素的相似度贡献之和, 由其物理意义可知 $\phi_{y_i}, i=0, 1, \dots, n$ 是有界的, 因而只需证明 $\phi_{y_i}, i=0, 1, \dots, n$ 单调增即可证明 $\{\phi_{y_0}, \phi_{y_1}, \phi_{y_2}, \dots, \phi_{y_n}\}$ 的收敛性。假定目标的真实位置为 y^* , 则当 $y_{i+1} = y_i$ 时, 显然满足 $\phi_{y_i} \leq \phi_{y_{i+1}}$, 此时序列 $\{\phi_{y_0}, \phi_{y_1}, \phi_{y_2}, \dots, \phi_{y_n}\}$ 单调增; 当 $y_{i+1} \neq y_i$ 时, 由假设1可知, 必然有 $|y_{i+1} - y^*| < |y_i - y^*|$, 因而有 $\phi_{y_i} < \phi_{y_{i+1}}$, 序列 $\{\phi_{y_0}, \phi_{y_1}, \phi_{y_2}, \dots, \phi_{y_n}\}$ 单调增。综上所述, 序列 $\{\phi_{y_0}, \phi_{y_1}, \phi_{y_2}, \dots, \phi_{y_n}\}$ 单调增且收敛。

证明② 由假设1可知, $\dots > |y_{i-1} - y^*| > |y_i - y^*| > |y_{i+1} - y^*| \dots$, 所以当 $n \rightarrow \infty$ 时, 存在 $|y_n - y^*| \rightarrow 0$, 因而 $y_n \rightarrow y^*$, 所以迭代点序列 $\{y_0, y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 收敛。

3 实验结果与分析

首先, 验证最大后验质心迭代算法的有效性。冰球序列和拍球序列的跟踪结果如图4、图5所示, 其中的2个序列各包括186帧和184帧图像。从中可以看出, 每帧图像都获得了很准确的定位结果(这里只给出部分跟踪结果), 同时也验证了本文算法具有

很高的跟踪精度.

其次,比较算法复杂度,结果如图6所示.从中看出,Mean-Shift算法的平均迭代次数为3.672 2,本文算法为3.583 3.就算法时间而言,Mean-Shift算法的计算耗时是2.018 s,本文算法的计算耗时是0.718 s,本文算法在时间效率上是优于Mean-Shift

算法的.

最后,比较了跟踪精度,结果如图7、图8所示.从中看出,Mean-Shift算法在跟踪中获得了很好的效果,仅在部分帧中存在定位偏差,而本文算法的跟踪精度得到了明显改善,定位更加准确.



图4 质心迭代算法的冰球序列跟踪结果



小框为跟踪结果;大框为搜索区域

图5 质心迭代算法的拍球序列跟踪结果

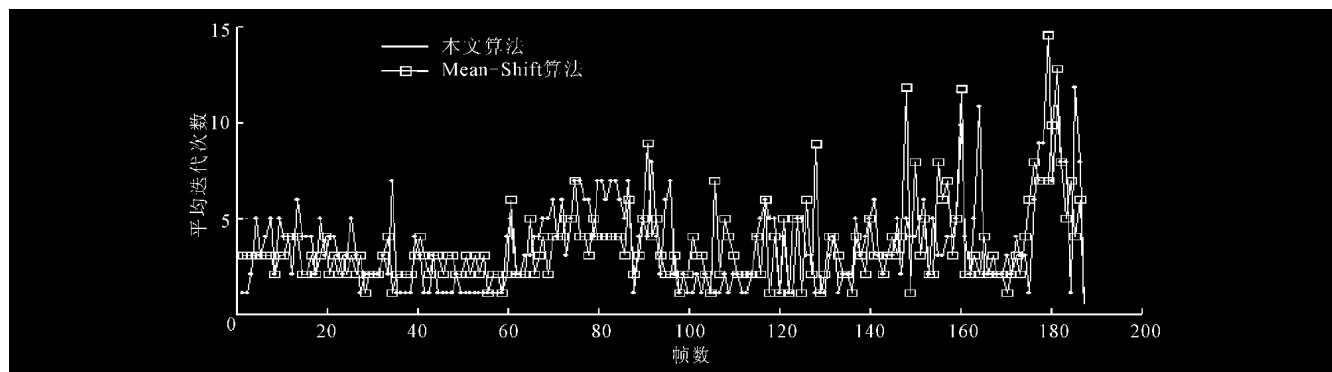


图6 本文算法与Mean-Shift算法的迭代次数比较



图7 传统Mean-Shift算法的跟踪结果



图8 最大后验质心迭代算法的跟踪结果

4 结 论

针对 Mean-Shift 等跟踪算法对图像进行核函数等加权处理的不合理性,且在图像跟踪中存在偏差的问题,提出了一种最大后验概率质心迭代跟踪算法,并证明了算法的收敛性.最大后验指标能够降低背景像素对跟踪性能的影响,因此本文算法在复杂背景及发生遮挡情况下的跟踪效果要优于 Mean-Shift 算法.此外,本文算法无需对图像进行核函数加权,降低了算法的复杂度,改善了计算效率,提高了图像跟踪的准确性.视频跟踪实验结果进一步验证了所提算法是有效的.

参考文献:

- [1] Cheng Yizong. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8):790-799.
- [2] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5):603-619.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-577.
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2000: 142-149.
- [5] Comaniciu D. An algorithm for data-driven bandwidth selection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(2):281-288.
- [6] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection[C]//International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2001:438-445.
- [7] Collins R T. Mean-shift blob tracking through scale space[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2003:234-240.
- [8] Comaniciu D, Ramesh V. Mean shift and optimal prediction for efficient object tracking[C]//International Conference on Image Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2000:70-73.
- [9] 彭宁嵩, 杨杰. Mean-Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取 [J]. 软件学报, 2005, 16(9): 1542-1550.
Peng Ningsong, Yang Jie. Automatic selection of kernel-bandwidth for mean-shift object tracking [J]. Journal of Software, 2005, 16(9):1542-1550.
- [10] 李乡儒, 吴福朝, 胡占义. 均值漂移算法的收敛性 [J]. 软件学报, 2005, 16(3):365-374.
Li Xiangru, Wu Fuchao, Hu Zhanyi. Convergence of a mean shift algorithm [J]. Journal of Software, 2005, 16(3):365-374.
- [11] 彭宁嵩, 杨杰. Mean-Shift 跟踪算法中目标模型的自适应更新 [J]. 数据采集与处理, 2005, 20(2):125-129.
Peng Ningsong, Yang Jie. Mean-shift tracking with adaptive model update mechanism [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2005, 20(2):125-129.
- [12] Liu Tyng-Luh, Chen Hwann-Tzong. Real-time tracking using trust-region methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(3):397-402.
- [13] Liu Tyng-Luh, Chen Hwann-Tzong. Trust-region methods for real-time tracking [C]//International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2001:717-722.
- [14] Horn B K, Schunk B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1/3):185-203.
- [15] Smith S M, Brady J M. ASSET-2: real-time motion segmentation and shape tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8):814-820.
- [16] Isard M, Blake A. Contour tracking by stochastic propagation of conditional density[C]//European Conference on Computer Vision. Cambridge, UK: Springer, 1996:343-356.
- [17] 冯祖仁, 吕娜, 李良福. 基于最大后验概率的图像匹配相似性指标研究 [J]. 自动化学报, 2007, 33(1):1-8.
Feng Zuren, Lü Na, Li Liangfu. Research on image similarity criterion based on maximum posterior probability [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(1):1-8.

(编辑 苗凌)