

基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法

李杰^{1,2}, 周浩^{1,2*}, 张晋², 高贇¹

(1. 云南大学, 信息学院, 昆明, 650091;

2. 昆明物理研究所, 昆明, 650223)

(zhouhao@ynu.edu.cn)

摘要: 针对基于模版匹配的跟踪算法运行速度较慢、成功率较低的问题, 提出了一种基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法。该算法采用粒子群优化算法作为模版匹配算法候选模版的搜索策略, 并采用自适应的更新目标模版。首先, 在设定的搜索区域内随机采集 30 个候选模版, 计算出个体最优候选模版和全局最优候选模版; 其次, 根据粒子群优化算法进行迭代求出匹配值最佳的候选模版即为目标; 最后, 根据最佳候选模版的匹配值大小来自适应的更新目标模版。经过理论分析和实验仿真表明, 与基于模版匹配的跟踪算法和基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法相比, 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法的计算量平均要少 11.2 倍和 3.31 倍, 且成功率为原算法的 2.02 倍和 1.94 倍。实验结果表明, 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法能产生很好的实时跟踪, 并且提高了跟踪的鲁棒性。

关键词: 机器视觉; 目标跟踪; 模版匹配; 粒子群优化; 模版更新

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

The template matching tracking algorithm based on particle swarm optimization

LI Jie^{1,2}, ZHOU Hao^{1,2*}, ZHANG Jin², GAO Yun¹

(1. college of information, Yunnan University, Kunming Yunnan 650091, China;

2. Kunming Institute of Physics 650223, China.)

(zhouhao@ynu.edu.cn)

Abstract: Focused on the issue that the tracking algorithm based on template matching has poor performance in running speed and success rate. A template matching tracking algorithm based on particle swarm optimization was proposed. The algorithm takes the particle swarm optimization as the search strategy of the candidate template of template matching algorithm, and self-adaption update the target template. Firstly, 30 candidate templates are selected in a search scope and then the personal and global best candidate template are selected; Secondly, the best candidate template is worked out through the particle swarm optimization and the target is the best one; Finally, the target template is updated self-adaption based on the matching rate of the best candidate template. After the theoretical analysis and simulation experiments, in the comparison experiments with the tracking algorithm based on template matching and the template matching tracking algorithm based on the rough search and the accurate search. The computation of the template matching tracking algorithm based on particle swarm optimization is greatly reduced about 11.2 times and 3.31 times, and the success rate increase 2.02 times and 1.94 times of primary algorithm. The experiment show that the new algorithm can produce a well real-time tracking and the robustness and accuracy of tracking has been greatly improved.

Keywords: machine vision; target tracking; template matching; particle swarm optimization; template update

0 引言

目标跟踪是指在视频序列的每帧中都找到指定目标所处的位置, 它是计算机视觉系统的重要组成部分, 具有非常重要的作用。近年来各种各样的跟踪算法层出不穷, 其中, 基

于模版匹配跟踪算法是一种理论简单明了、容易实现的一种跟踪算法。模版匹配算法本身是数字图像处理的重要组成部分, 首先选定目标模版, 然后在待测图像上进行逐像素全方位搜索候选模版, 最后通过进行相关性匹配运算找到匹配度最佳的候选模版的一种算法, 由于该算法拥有理论简单明了、

收稿日期: 2015-00-00; 修回日期: 2015-00-00。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61163024); 国家自然科学基金资助项目(61262067)。

作者简介: 李杰(1989-), 男, 江西南昌人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、目标跟踪、计算机视觉; 周浩(1972-), 男, 云南昆明人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 图像处理、目标跟踪、计算机视觉。张晋(1986-), 男, 云南保山人, 工程师, 硕士, 主要研究方向: 红外技术应用; 高贇(1986-), 女, 山西临汾人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 图像处理、目标跟踪、计算机视觉。

容易实现等特点,因此被广泛的应用于各种图像技术领域。诸如人脸检测^[1],车牌字符分割^[2],三维面形测量中的变形条纹修复^[3]及运动目标跟踪^[4]等。基于模版匹配的跟踪算法大多数情况下能准确的跟踪上目标,但如果图中存在与目标类似的背景,有干扰比较大的区域时,将有可能出现跟踪偏差的问题,积累到一定数量的帧后会容易跟丢目标,并且该目标跟踪算法的计算量相当庞大,因而阻碍其进一步的发展及应用,为此,在过去的这些年,许多人提出了各种类型的基于模版匹配的跟踪算法的改进,这其中有不少优秀的改进方法。总结起来,为了提高基于模版匹配的跟踪算法的效率,可以从以下三个方面进行改进,首先,减少相关性匹配计算的复杂度;其次,减少相关性匹配计算的次数,最后还可以从硬件应用上改进。减少相关性匹配计算的复杂度,也就可能改变了相关性匹配的方法,那么相关性匹配的精度就难以保证。为了减少相关性匹配计算的次数,费俊琳等人^[5]提出了在相关性匹配计算的过程中采用粗定位及细定位来减少相关性匹配的计算次数,但这种方式提高的速度仅为 3 倍左右,移植到部分 DSP 上仍然无法实现实时跟踪。为此,游培寒等人^[6]提出了结合 DSP 和 FPGA 的模版匹配跟踪算法,其中 DSP 主要用来作为图像数据的传输和控制部分,并预处理相关性匹配的模版和相关性匹配的数据;而 FPGA 主要用来完成模版相关性匹配的计算并将最终求得的最优匹配的候选模版位置信息传递给 DSP。这样的做法确实能够在移动较慢的目标的完成实时跟踪,但当目标移动较快时,实时跟踪仍然比较困难,并且这样做成本相对过高,不适合实际的工程应用。

通过综合理解并分析相似背景产生干扰的特点以及造成计算量庞大的原因,对基于模版匹配的跟踪算法进行了进一步的改进,使其能够在有干扰的背景下仍能能够准确的跟踪,并且又能达到实时跟踪的要求。基于模版匹配的跟踪算法导致跟踪误差的直接的原因,在于其搜索候选模版的策略不恰当,为解决此问题,提出了粒子群优化的方法来代替原先的逐像素全方位的搜索候选模版的策略。而同时粒子群优化的搜索策略很好的优化了算法的复杂度,大大的减少了算法的计算次数,使其能在很短的时间内准确的跟踪到目标,并且满足了实时跟踪的条件。

1 基于模版匹配的跟踪算法

模版匹配算法是数字图像处理的重要组成部分之一。把同一探测器或不同探测器在不同时刻、不同光照条件下对同一物体采集的两张或多张图像进行匹配,或者根据确认的目标模版到另一张图像中搜索对应的候选模版的处理过程就叫做模版匹配。在视频的每一帧都通过模版匹配算法的方法寻找目标的算法称为基于模版匹配的跟踪算法。

1.1 基本原理

模版匹配算法是通过图像的灰度值信息来运算的,本文采用的是归一化相关系数的模版匹配算法^[7],通过建立归一化的相关函数的方法进行相似度量的计算。相似度量 $Y(x,y)$,即描述目标模版 $T(s,t)$ 与候选模版 $G(x+s,y+t)$ 的相似程度的一个值。

根据柯西-施瓦兹不等式可得出 $0 < Y(x,y) < 1$,只有当目标模版和候选模版完全相同时, $Y(x,y)$ 取得最大值 1。这里(1)式采用的是去均值的归一化相关函数,这样做使得两个模版中对对应像素的相似部分被减去,它们的相关性随即放大一些。

$$Y(x,y) = \frac{\sum_{s=0}^S \sum_{t=0}^T [T(s,t) - \bar{T}] [G(x+s,y+t) - \bar{G}_{xy}]}{\left\{ \sum_{s=0}^S \sum_{t=0}^T [T(s,t) - \bar{T}]^2 \sum_{s=0}^S \sum_{t=0}^T [G(x+s,y+t) - \bar{G}_{xy}]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

当环境光照强度发生变化时,目标整体的灰度信息也跟着发生了变化,直接应用没有减均值的归一化相关系数进行匹配运算时,可能得到的匹配值都非常低,减去均值后就可以消除一些环境光照发生变化的影响。总之,要在视频的中搜索到目标在下一帧中的准确位置就是在搜索区域内找出使得取最大值的候选模版的位置。

1.2 模版更新

视频目标跟踪过程中,由于环境光照强度时常发生变化、目标的大小随着时间的推移也不断发生变化,所以在实际运动目标跟踪过程中,根据实际视频中目标的变化对目标模版进行适当的更新是准确跟踪的重要步骤。而选择合适的模版更新方法,可以明显的增大跟踪的准确率。在进行运动目标跟踪过程中,假如在当前相关性匹配运算中,选取匹配值最大的候选模版直接作为新的目标模版进行下一帧图像的相关性匹配运算,这时如果某一帧图像搜索到的匹配值最大的候选模版依然有跟踪偏移的情况发生,如果此时仍然用这个候选模版直接作为新的目标模版,那么再下一帧跟踪结果将会延续这种跟踪偏移情况,累积到一定帧数后最终将会丢失目标。又或者按照固定的权重对当前帧图像最佳匹配的候选模版和之前的目标模版加权得到新的目标模版,那么加权系数的选择将直接影响到跟踪的效果,并且有可能将有跟踪偏移的候选模版给出了较大的权重,那么再下一帧必然出现跟踪偏移,并且当跟踪偏移累积到一定程度时,最终还是丢失目标。

本算法采用一种新的模版更新方法,采用动态加权系数对当前帧图像最佳匹配位置的候选模版和之前的目标模版加权得到新的目标模版,加权系数的变化随着相关性匹配运算得出的匹配度的变化而变化,当匹配度低于阈值 0.5 时,就不进行模版的更新。

$$T(x,y) = a * T_0(x_0,y_0) + b * T_1(x_1,y_1) \quad (2)$$

其中, $T_0(x_0, y_0)$ 为旧模版, $T_l(x_l, y_l)$ 为匹配度 Υ_l 大于 0.5 的候选模版, $a+b=1$, 当 $\Upsilon \times 10$ 的四舍五入为 6 时, 则 $b=0.1$ 。依此类推, 当 $\Upsilon_1 \times 10$ 的四舍五入为 10 时, 则 $b=0.5$ 。

2 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法

基于模版匹配的跟踪算法具有算法简单、容易实现等优点, 能适应各种复杂场景下的目标检测和跟踪, 具有较强的抗干扰能力。但是该算法计算量相当的庞大, 难以达到实时跟踪的目的, 从而影响该算法进一步的推广应用, 如果模版匹配算法的计算量能够大大减少, 但又不影响该算法的跟踪准确率, 那么该目标跟踪算法将大大提高适应性, 满足实际的工程应用的需要。

本文在基于模版匹配的跟踪算法的基础上, 采用了粒子群优化的方法通过优化模版匹配算法中候选模版的搜索策略来达到减少计算量的目的, 同时基于粒子群优化的模版匹配算法也很好的提高了跟踪的准确率。

2.1 粒子群优化算法

在受到人工生命研究成果的影响下, 通过模拟鸟群觅食过程中的迁徙以及群聚行为, Kennedy 和 Eberhart^[8]提出了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO), 它是一种基于群体智能的全局随机搜索算法。因为拥有良好的生物社会背景, 使得粒子群优化算法很容易理解、参数比较少并且容易实现, 而且就具有很强的全局搜索能力, 尤其在处理非线性、多峰问题上应用效果非常好, 在学术研究和工程应用中也有广泛的关注。

假设在 D 维搜索区域中, 存在一个粒子群 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 由 m 个粒子构成, 迭代到第 t 步时, $x_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T$ 指的是粒子 i 的位置信息, $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})^T$ 指的是粒子 i 的移动速度, $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})^T$ 为当前在搜索的过程中粒子的个体最优值, $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gm})^T$ 为当前在整个粒子群中的全局最优值。其中粒子的移动速度和位置信息^[9]由以下公式(3)(4)在每次迭代中更新, t 代表第 t 次迭代:

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (3)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (4)$$

其中 $d=1, 2, \dots, n$, $i=1, 2, \dots, m$, t 为时间, 表示优化的次数, w 为惯性权值^[10], 用来表示上次迭代的移动速度对当前的移动速度的影响, r_1 和 r_2 为范围在 $[0, 1]$ 内的均匀随机数, 表示上次迭代的个体最优和全局最优对当前的移动速度的影响的随机性。 c_1 和 c_2 为加速常数, 也称为学习因子, 表示上次迭代的个体最优和全局最优对当前的移动速度的影响的权重大小, 由于粒子在经历每次迭代之后都更加接近全局最优粒子, 那么粒子移动的距离将会越来越小, 所以加速常数和惯性权值的选取将采用随着迭代次数的增加而减小的办法。

此外, 为使粒子速度不至于过大而超出了搜索的区域。设置速度的上线 v_{\max} , 当 $v_{id}(t+1) > v_{\max}$ 时有 $v_{id}(t+1) = v_{\max}$, 以及速度的下限, 当 $v_{id}(t+1) < -v_{\max}$ 时有 $v_{id}(t+1) = -v_{\max}$, 速度上线的选取是跟随跟踪框的大小和视频帧的大小综合决定的。

2.2 算法步骤

(1) 在首帧图像中确定目标模版 $T(s, t)$, 计算目标模版中所有像素的平均值 $\bar{T}(s, t)$, 进而求出所有像素与平均值 $\bar{T}(s, t)$ 的差。

(2) 在第二帧中, 搜索区域 S 内随机的采集 30 个样本(粒子) $G(x+s, y+t)$, 根据公式(1)计算每个样本 $G(x+s, y+t)$ 与目标模版 $T(s, t)$ 的匹配度, 并找出匹配度最大的样本作为首次全局最优样本 p_g , 其余 29 个样本作为各自的首次个体最优样本 p_b 。

(3) 开始迭代, 根据公式(3)和(4)更新每个个体最优样本的速度和位置, 得到新的 29 个样本, 全局最优在其周围随机游动 6 次, 获得 7 个样本。再求出这 36 个样本与目标模版的匹配度, 并找出匹配度最大的样本作为新的全局最优样本 p_g 。并通过比较这次计算的匹配度与上一次计算的匹配度, 得到本次迭代的每个个体最优样本 p_b 。

(4) 当满足相邻两次全局最优样本对应的匹配度之差小于 0.1, 并且距离相差小于 2 个像素时, 迭代结束。最后一次迭代的全局最优样本即为当前帧中的目标。

(5) 根据在第(4)步中目标对应的匹配度和公式(2)进行目标模版的更新。

(6) 重复(1)~(5)进行视频的实时跟踪。

3 实验结果与分析

为了验证提出的基于粒子群优化的模版匹配算法的准确性与实时性, 选择了与经典的基于模版匹配的跟踪算法^[11]和基于粗精搜索策略的模版匹配跟踪算法^[5]进行比较, 三种算法都使用统一的视频序列和初始跟踪位置。采用了 3 种常用的视频序列分别是 football 视频序列、basketball 视频序列和 twinnings 视频序列。这些视频序列的目标准确位置都采用人工画出。用于比较的两种模版匹配的算法都是按照原作者的参数设置方法设置参数, 所有实验结果数据都采用运行 10 次取平均值的结果。实验环境为 MATLAB R2010a 酷睿 i7-4510U 3.0GHz CPU 和 8GB RAM。

3.1 实验数据

为了有效地比较本算法与另外两种模版匹配的跟踪算法的跟踪效果, 选择 3 个经典常用的视频序列进行测试, 这 3 个视频序列都来自于各大经典的算法提供的视频序列。这些视频序列各有跟踪特点, football 视频序列的相似目标多, 目标干扰大, 并且在 400 帧后有一次遮挡情况; Basketball 视频

序列目标的目标移动快, 相似目标多, 有部分遮挡及光照变化情况; twinnings 视频序列目标旋转, 有变大变小的情况。

3.2 参数设置

用来做比较的两种模版匹配的跟踪算法中, 由于目标帧间移动距离不大, 候选模版的选取区域设定为 $1.5w \times 1.5h$, 其中心坐标为上一帧目标的中心坐标。为了更好的进行跟踪效果比较, 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法中, 随机采集的样本范围设定在以 $r=(1.5w+1.5h)/4$ 为半径, 以上一帧目标的中心坐标为圆心的圆中。定义粒子群优化中, 经过多次实验得出, 随机采集的粒子 30 个, 全局最优样本随机游动 6 次, 可以产生最佳的跟踪效果。惯性权值 w 为 $0.5/n$, 粒子朝向个体最优粒子的加速常数 c_1 为 $1/n$, 粒子朝向全局最优粒子的加速常数 c_2 为 $2/n$, 其中 n 为迭代次数。为了使粒子更快的移向全局最优粒子, 所以 c_2 取值较大, 为了提高跟踪的精度, 两种加速常数以及惯性权值都随迭代的增加而减小。

为使所有移动的粒子都在搜索区域中移动, x 速度上限 vx_{max} 为 $0.3 \times h$, y 速度上限 vy_{max} 为 $0.3 \times w$ 。

3.3 结果及分析

图 1(a) 为在 football 序列上三个算法的部分实验结果, 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法要明显的优于另外两种模版匹配的跟踪算法, 在第 8 帧中, 三个算法跟踪效果接近, 其中基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法要略好于另外两种模版匹配的跟踪算法, 到了第 66 帧后, 基于粒子群优化的模版匹配算法优势明显增加, 再到第 113 帧时, 由于目标突然移动加快, 基于模版匹配的跟踪算法由于跟踪运行时间长, 而出现跟踪偏差情况, 累积一定帧数后, 最终基于模版匹配的跟踪算法丢失目标。由于本算法采用了自适应的模版更新策略, 本算法在 66 帧到 113 帧中都能很好的跟踪上目标, 另外两种算法都发生明显的跟踪偏移。到第 285 帧、299 帧时, 目标出现了遮挡情况, 但基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法仍然可以稳健的跟踪上目标。

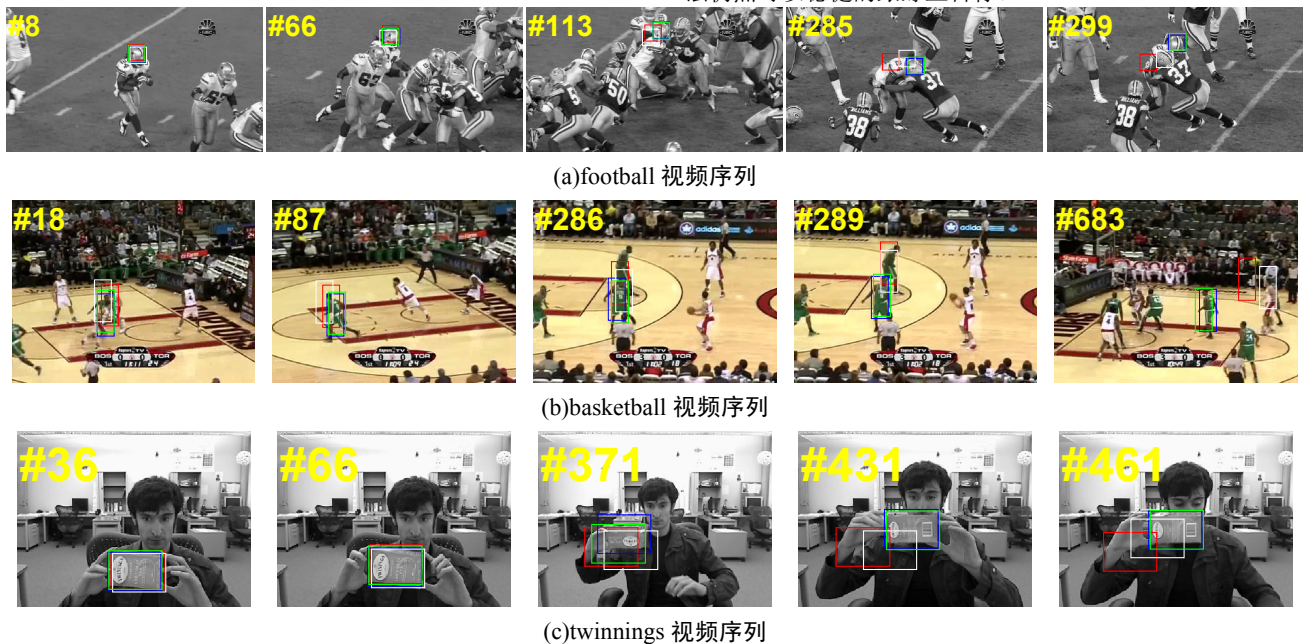


图 1 尺度、姿态变化、遮挡及背景干扰对跟踪结果的影响
(图像左上角的黄色数字是帧数)

—— 基于模版匹配的跟踪算法 —— 基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法 —— 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法 —— 真实目标

在 basketball 序列上的实验结果如图 1(b)所示, 本序列经常出现目标旋转情况, 当干扰不严重时, 三种算法都能较好的跟踪。在第 18 帧时出现了一次半遮挡情况, 基于粒子群优化的模版匹配算法能较好的跟踪到目标, 基于模版匹配的跟踪算法误差就比较大了, 而基于粗精搜索的模版匹配算法就有跟丢的趋势。在第 286 帧是出现了一次背景干扰的情况, 这时基于模版匹配的跟踪算法开始发生偏移, 累加几帧之后, 彻底的丢失了目标, 但基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法由于采用了自适应的模版更新策略使其能稳健的跟踪上目

标。基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法在 286 帧之后就一直跟上一个类似的错误目标。

在尺度和姿态都发生变化的 twinnings 序列中 (如图 1(c)所示), 基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法跟踪结果稳定, 而基于模版匹配的跟踪算法和基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法在第 370 帧目标发生转向时, 都出现了明显的跟踪误差直至丢失目标。但在 461 帧时基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法要略好于基于模版匹配的跟踪算法。

为评价目标跟踪算法的跟踪性能,以跟踪成功率 $v^{[12]}$ 来评价跟踪的准确率。首先,计算每一帧跟踪目标位置与真实目标位置的重合率

$$score = \frac{area(ROI_T \cap ROI_G)}{area(ROI_T \cup ROI_G)} \quad (5)$$

其中, ROI_T 表示跟踪算法得出的目标位置的矩形框; ROI_G 表示真实的目标所在位置的矩形框; $area$ 表示求面积运算。公式(5)表示的是: ROI_T 与 ROI_G 相交部分的面积除以相并部分的面积即为当前帧的重合率 $score$, 其值表示跟踪目标位置的准确度的高低。这里规定重合率 $score$ 大于或等于 0.5 则当前帧跟踪成功, 否则跟踪失败。最后将跟踪成功的帧数除以总的帧数得出各算法的跟踪某一视频序列的成功率。

将三种跟踪算法在 3 个视频序列上跟踪成功率绘制成表 1。从表 1 中的实验结果可以看出, 本文提出的算法在 3 个序列上都获得了非常好的效果, 平均成功率为 87%。而基于模版匹配的跟踪算法由于在 3 个视频序列中都有丢失目标的情况, 最终使得跟踪效果比较差, 平均成功率仅为 42.7%。基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法由于采用了较好的搜索候选模版的策略, 使其成功率为 44.9%, 实验结果表明, 结合了粒子群优化的模版匹配跟踪算法很好的改进了基于模版匹配的跟踪算法效果。

表 1 三种跟踪算法跟踪成功率

跟踪算法	football 序列	basketball 序列	twinnings 序列	平均值
基于模版匹配的跟踪算法	0.2956	0.3366	0.6489	0.4270
基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法	0.3412	0.4176	0.5879	0.4489
基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法	0.9121	0.8767	0.8218	0.8702

最后, 为了分析三种跟踪算法实现实时跟踪的可能性, 采用的运行完每一帧所耗的时间作为评价的标准, 将三种算法在 3 个视频序列上的平均运行时间(秒/帧)绘制成表 2。

表 2 三种跟踪算法平均每帧运行时间

跟踪算法	football 序列	basketball 序列	twinnings 序列	平均值
基于模版匹配的跟踪算法	0.0516	0.0940	0.0896	0.0784
基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法	0.0173	0.0303	0.0221	0.0232
基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法	0.0056	0.0081	0.0075	0.0070

跟踪算法				
------	--	--	--	--

通过表 2 可以得出, 基于粗精搜索的模版匹配跟踪算法由于采用了较好的粗精搜索策略, 使得最终的匹配运算次数大大的减少了, 其跟踪耗时平均比基于模版匹配的跟踪算法要快 3.37 倍。在 football 序列中, 基于粒子群优化的模版匹配算法比基于模版匹配的跟踪算法的平均每帧运行时间要快 9.21 倍, basketball 序列中, 要快 11.60 倍, 在 twinnings 序列中, 本文提出的算法比基于模版匹配的跟踪算法要快 11.95 倍。这主要是由于本文提出的跟踪算法采用了粒子群优化的方法优化了搜索策略。

以 basketball 视频序列为例, basketball 视频序列目标大小为 40*100, 两种算法在搜索候选目标的范围, 都采用宽 1.5*40 和高 1.5*100 的区域, 即 60*150 的区域。基于模版匹配的跟踪算法的搜索策略是, 在 60*150 的区域内, 没隔一个像素采集一个样本与目标模版进行匹配, 最终在这 60*150 的区域中将要采集 2000 个样本, 进行 2000 次匹配运算。而基于粒子群优化的模版匹配算法的搜索策略采用的是粒子群优化算法的方法, 首选在 60*150 的搜索区域中随机的采集 30 个样本进行匹配, 找出全局最优样本和个体最优样本, 之后进行粒子群的迭代运算, 其中全局最优随机游动 6 次, 根据实验可以得出, 平均每次迭代 2.5 次可以找到目标。即每帧需要运行 (30+36*2.5), 即仅 120 次匹配运算。匹配运算的运算量仅为基于模版匹配跟踪算法的 0.06 倍。加上粒子群优化算法本身所需要的运算量, 所以本文提出的算法比基于模版匹配的跟踪算法在跟踪 basketball 序列上要快 11.6 倍。

近期还有类似的模版匹配跟踪算法的改进, 如多步长模版匹配算法和基于淘汰机制的模版匹配算法^[13]。根据原文数据, 这两种算法平均运行时间接近, 都比传统的模版匹配算法要快 8.5 倍左右, 且准确率比传统的模版匹配算法低 4%。根据本次实验结果, 同时用于目标跟踪中, 本算法比传统的模版匹配算法平均运行时间要快 11.2 倍。并且在不同干扰下的视频序列中, 本算法的跟踪的成功率都要比采用传统的模版匹配的跟踪算法要高 1 倍。

4 结语

在基于模版匹配跟踪算法的基础下, 提出了一种基于粒子群优化的模版匹配跟踪算法。在样本的搜索阶段, 采用粒子群优化算法进行采集, 大大的减少了样本的数量, 使得匹配值的运算量大幅度减少, 由于结合了粒子群优化算法, 也使得跟踪的成功率大大的提高。同时采用自适应的模版更新策略, 使得本算法能很好的在目标发生形变、旋转等情况下仍能稳定的跟踪上目标, 实验结果表明本文提出的算法, 在目标跟踪难点如遮挡、光照变化、姿态变化等方面跟踪效果表现很好。并且由于算法的计算量小, 所以在保证跟踪的准确

率的同时,能很快的跟踪上每一帧的目标,能实现稳定且鲁棒的实时跟踪。对工程上的应用也有重要的意义。

参考文献

- [1] LU XUJUN, ZHAO XUNJIE. A method using skin-color and template for automatic face detection [J]. Computer Application and Software, 2011, 28(7): 112-114. (卢绪军, 赵勋杰. 一种基于肤色和模版匹配的人脸检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(7): 112-114.)
- [2] ZHOU LU, WANG XINHUA, YE TAOTAO et al. License plate character segmentation algorithm based on improved template matching [J]. Information Technology, 2014, 9: 81-85. (周 律, 王新华, 叶涛涛, 周煜明, 朱金龙. 基于改进模版匹配的车牌字符分割[J]. 信息技术, 2014, 09: 81-85.)
- [3] BAI LE YUAN, ZHANG QI CAN. Exemplar-Based Deformed Fringe Inpainting in Optical Three-Dimensional Measurement [J]. Optics & Optoelectronic technology, 2014, 12(3): 24-30. (白乐源, 张启灿. 三维面形测量中基于模版匹配的变形条纹修复[J]. 光学与光电技术, 2014, 12(3): 24-30.)
- [4] CHEN XIANG, CHEN PENG. Object tracking algorithm based on improved template matching [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(2): 127-128. (陈 翔, 陈 鹏. 基于改进模版匹配的目标跟踪算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(2): 127-128.)
- [5] FEI JUN LIN, YU WANG XIN, WANG ZHI ZHONG. Modified template matching based algorithm for eye location [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(32): 207-209. (费俊琳, 俞王新, 王志中. 一种改进的基于模版匹配眼睛特征点定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(32): 207-213.)
- [6] YOU PEI HAN, HU YU, SHENG PING et al. A Self-adjust Image Matching Tracking System Design Based on DSP and FPGA [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2013, 33(5): 16-22. (游培寒, 胡瑜, 盛 平, 王志民. 一种基于 DSP 和 FPGA 的自适应模版匹配跟踪系统设计[J]. 火箭与制导学报, 2013, 33(5): 16-22.)
- [7] CHEN JIN LING, MIAO DONG, KANG BO et al. Research of Target Tracking Based on Kalman Filtering and Template Matching [J]. Optics & Optoelectronic technology, 2014, 12(6): 9-12. (陈金令, 苗 东, 康 博, 沈家瑞, 陈 闹等. 基于 Kalman 滤波和模版匹配的目标跟踪技术研究[J]. 光学与光电技术, 2014, 12(6): 9-12.)
- [8] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Neural Networks. Perth: IEEE Press, 1995. 1942-1948. [doi:10.1109/ICNN.1995.488968].
- [9] BRATTON D, KENNEDY J. Defining a standard for particle swarm optimization // Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium. Hawaii, 2007: 120-127.
- [10] RATNAWEERA A, HALGAMUGE SK, WATSON HC. Self-Organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. IEEE Trans. On Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.
- [11] J.P. LEWIS, Fast Template Matching, Vision Interface 95, Canadian Image Processing and Pattern Recognition Society, Quebec City, Canada, May 15-19, 1995, p. 120-123.
- [12] M. EVERINGHAM, L. GOOL, C. WILLIAMS, J. WINN, and A. ZISSERMAN, "The pascal visual object class (voc) challenge," International Journal of Computer Vision, vol. 88, no. 2, pp. 303-338, 2010.
- [13] TANG JIN, LI QING. Fast template matching algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(6): 1559-1561. (唐 璁, 李 青. 一种快速的模版匹配算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(6): 1559-1561.)