

基于量子遗传算法的视觉目标跟踪

金泽芬^{1,2}, 侯志强¹, 余旺盛¹, 王 鑫^{1,3}, 寇人可⁴

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077; 2. 中国人民解放军 95959 部队, 北京 100195;
3. 中国人民解放军 93665 部队, 山西忻州 036200; 4. 中国人民解放军 95084 部队, 广东佛山 528226)

摘 要: 针对视觉目标跟踪中传统搜索方法效率不高、难以求取全局最优等问题, 利用量子遗传算法的全局寻优能力, 提出了一种采用量子遗传算法作为搜索策略的视觉跟踪方法. 在量子遗传算法的框架下, 将像素点位置作为种群中的个体, 提取颜色直方图作为特征, 以相似性度量作为目标函数计算个体适应度值, 找出相似度最大的像素点位置输出, 最终完成跟踪. 实验结果表明, 本文方法在目标速度快、遮挡和非刚性形变等情况下具有明显优势, 且算法运算量小, 跟踪速度快.

关键词: 视觉跟踪; 量子遗传算法; 颜色特征

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2020)08-1493-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.08.006

An Object Tracking Approach Based on Quantum Genetic Algorithm

JIN Ze-fen-fen^{1,2}, HOU Zhi-qiang¹, YU Wang-sheng¹, WANG Xin^{1,3}, KOU Ren-ke⁴

(1. Institute of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China;

2. Unit 95959 of Chinese People's Liberation Army, Beijing 100195, China;

3. Unit 93665 of Chinese People's Liberation Army, Xinzhou, Shanxi 036200, China;

4. Unit 95084 of Chinese People's Liberation Army, Foshan, Guangdong 528226, China)

Abstract: Aiming at the problem that traditional search method in visual tracking is not efficient and the global optimization is hard to be solved, as the global optimization ability of quantum genetic algorithm, we put forward a visual tracking method by using quantum genetic algorithm as the search strategy. In the framework of quantum genetic algorithm, regard the pixel positions as the individuals in the population, and extract the color histogram as characteristics. The individual fitness are calculated by taking similarity measure as the objective function. We find out the maximum similarity and output its homologous position, to finish the tracking. The experimental results show that the algorithm has obvious advantages in fast speed, occlusion and non-rigid deformation, and the tracking speed is fast.

Key words: visual tracking; quantum genetic algorithm; color feature

1 引言

视觉跟踪是计算机视觉领域的一个热点和难点问题, 并具有广泛的应用^[1]. 近年来, 已有许多跟踪方法^[2-4]被提出, 但在光照、姿态、尺度、视角变化以及部分遮挡、背景干扰等复杂的动态场景下, 要实现鲁棒跟踪仍需面对许多挑战^[5]. 视觉跟踪的主要模块包括目标表示、搜索策略和模型更新, 其中搜索策略主要决定跟踪的实时性, 同时影响算法精度. 粒子滤

波^[6]、Mean Shift^[7]和滑动窗口^[8]是在视觉跟踪中具有良好特性并被广泛应用的三种搜索策略. 粒子滤波的计算开销较大, 且粒子退化问题不易解决. Mean Shift与一般搜索策略相比计算量较小, 但该算法是局部最优的优化算法, 当出现多个局部峰值时, 算法可能会收敛于局部最优值而造成跟踪算法失效^[9]. 滑动窗口也被称为密集采样, 该算法遍历搜索范围内的所有潜在位置, 故而计算代价很大, 难以保证跟踪算法的实时性.

量子遗传算法 (Quantum Genetic Algorithm, QGA) 是一种结合了量子力学和遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 的新兴智能算法^[10]. QGA 在染色体编码中引入了量子力学理论中量子态的表述,并在进化机制中采用量子旋转门来实现染色体的进化.由于引入了量子特性,相较于 GA, QGA 具有更好的种群多样性、更快的收敛速度和更强的全局搜索能力,是对遗传算法的全新改进,其性能也大大优于 CGA^[11].近年来, QGA 在飞机、车辆、机器人、巡航导弹航路等路径规划问题^[12],网络调度分配和覆盖^[13],优化神经网络^[14]等领域有了进一步的研究.

综合考虑以上论述的情况,本文提出了一种采用量子遗传算法作为搜索策略的视觉目标跟踪方法.由于颜色特征对目标旋转、非刚体变换及遮挡都比较鲁棒,因此被广泛应用在视觉目标跟踪的目标建模中.采用颜色特征对目标进行表示和匹配,通过量子遗传算法搜索出与模板匹配相似度最高的目标位置,从而完成跟踪.实验结果表明,该方法能够实现快速、准确地跟踪.

2 量子遗传算法基本原理

量子遗传算法的提出基于量子力学中量子位和量子叠加态的概念^[15],量子比特或量子位是一个二态的 (two-state) 量子计算机中信息存储的最小单位.一个量子位可以处于 1 态 (表示为 $|1\rangle$), 0 态 (表示为 $|0\rangle$), 或二者的叠加态.量子位的状态可以表达为:

$$|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

其中 α 和 β 分别表示量子态被观测为“0”和“1”的概率幅,并满足归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (2)$$

QGA 采用了一种基于量子位的组成的新型表示法.一个量子位定义为一对复数,如 $\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$,其特性由式 (1) 和式 (2) 给出.一个 m 量子位的表示可定义为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i = 1, 2, \dots, m$.这种表示的优势在于能够体现出任何状态的叠加.以一个 3 量子位的系统为例:

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

系统状态可以被表达为:

$$\begin{aligned} & \frac{\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}|000\rangle + \frac{3}{4\sqrt{2}}|001\rangle + \frac{1}{4\sqrt{2}}|010\rangle + \frac{\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}|011\rangle \\ & + \frac{\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}|100\rangle + \frac{3}{4\sqrt{2}}|101\rangle + \frac{1}{4\sqrt{2}}|110\rangle + \frac{\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}|111\rangle \end{aligned} \quad (5)$$

式 (5) 表示状态 $|000\rangle, |001\rangle, |010\rangle, |011\rangle, |100\rangle, |101\rangle, |110\rangle$ 和 $|111\rangle$ 的出现概率分别为 $\frac{3}{32}, \frac{9}{32}, \frac{1}{32}, \frac{3}{32}, \frac{3}{32}, \frac{9}{32}, \frac{1}{32}$ 和 $\frac{3}{32}$.所以,式 (4) 表示的 3 个量子位的系统能够同时表示 8 个状态的信息.

因此,采用量子位表示的进化计算相较传统方式而言具有更好的多样性.只用一条如式 (4) 的量子染色体就能够表示 8 个状态,这在传统表示中,至少需要八条染色体.而随着 $|\alpha_i|^2$ 或 $|\beta_i|^2$ 不断接近 1 或 0,量子染色体也不断收敛至某个状态,多样性逐渐消失.

QGA 包含一个由量子染色体组成的量子种群 $Q(t) = \{q_1^t, q_2^t, \dots, q_n^t\}$,其中 n 表示种群的大小, t 为进化代数, q_j^t 为一条量子染色体,定义为:

$$q_j^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \cdots & \alpha_m^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \cdots & \beta_m^t \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 m 是量子位数,表示量子染色体的长度, $j = 1, 2, \dots, n$.

算法通过种群更新来选取适应度更好的个体.该过程是利用量子旋转门来完成的.量子旋转门是种群更新的主要算子,一种常用的量子门为:

$$U(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中 θ 为旋转角.种群更新过程可表示为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^t \\ \beta_i^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (8)$$

总体而言,量子遗传算法的关键就在量子编解码和量子门及其旋转角的确定^[16].

3 本文跟踪算法

考虑量子遗传算法收敛速度快、全局优化能力强的特点,为提高目标搜索速度及精度,本文采用该算法作为搜索策略.

主要过程为,在每一帧图像的定位中,以上一帧目标的中心位置 y_0 为中心,上下左右各 16 个像素点为距离,得到的正方形区域为搜索范围.搜索范围内的每一个像素点位置 y 都用一个染色体编码,具体过程如图 1 所示.计算中心位于 y 的候选目标与目标模板的相似度作为该染色体的适应度,通过不断演化,找出适应度最高的染色体并输出该染色体的解码值,作为这一帧中的目标中心位置.

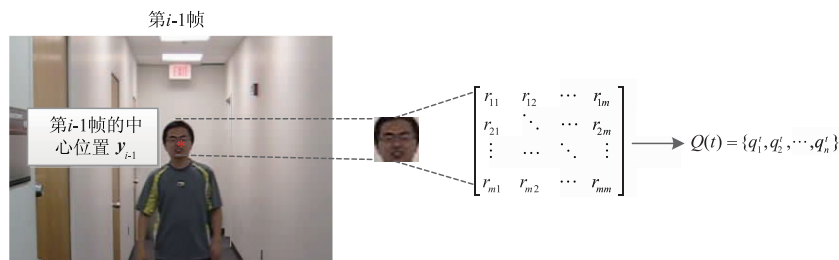


图1 第*i*帧的初始种群设置方式

3.1 算法设置

搜索范围中的像素点位置与种群中的染色体一一对应. 遗传参数影响最优解的求解结果和求解效率,但至今没有设置参数的理论判断依据,主要依靠多次运行和调试. 在本文实验中,通过反复测试,设定初始种群数为 30,繁衍代数为 10,染色体位数为 5,能够获得较好的跟踪效果和较快的跟踪速度.

前文中提到,染色体的适应度是通过计算候选目标与目标模板的相似度得到的. 在本文算法中,相似度计算采用直方图匹配中效果最好的 Bhattacharyya 系数,具体表示如下:

$$\rho(\mathbf{y}) \equiv \rho(\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}) = \sum_{u=1}^h \sqrt{p_u(\mathbf{y})q_u} \quad (9)$$

其中, \mathbf{q} 为目标模板,即初始帧中目标的颜色直方图. $\mathbf{p}(\mathbf{y})$ 为中心位于 \mathbf{y} 的候选目标的直方图. h 表示直方图的量化区间数.

搜索匹配环节中,在对量子染色体进行观测后,对

二进制结果解码得到十进制个体变量(对应像素点位置),通过计算相似度得到的数值作为个体的适应度值. 选取最优的适应度值进行记录并连同它所对应的个体共同提供进化的方向.

3.2 最佳匹配点搜索

最佳匹配点搜索的过程实际上就是量子遗传算法中个体进化的过程. 而个体进化也是种群更新的过程. 在第二节中提到,种群更新是通过量子旋转门 $U(t)$ 实现的, $U(t)$ 受二进制观测解和所记录的最优解两个因素影响.

量子旋转门的调整策略如表 1^[15]. 其中, $f(x)$ 为计算适应度的函数; θ_i 为染色体第 i 个量子位的旋转角, $s(\alpha_i\beta_i)$ 是 θ_i 的符号 (α_i, β_i 为第 i 个量子位的概率幅); b_i 和 x_i 分别是最优解和当前解中的第 i 位基因. θ_i 取值过大时容易导致算法陷入局部收敛,取值过小时容易导致收敛速度过慢. 全局最优解的收敛方向由 $s(\alpha_i\beta_i)$ 的符号决定.

表 1 量子门旋转角确定规则

x_i	b_i	$f(x) \geq f(b)$	$\Delta\theta_i$	$s(\alpha_i\beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	False	0	0	0	0	0
0	0	True	0	0	0	0	0
0	1	False	0	0	0	0	0
0	1	True	0.05π	-1	+1	± 1	0
1	0	False	0.01π	-1	+1	± 1	0
1	0	True	0.025π	+1	-1	0	± 1
1	1	False	0.005π	+1	-1	0	± 1
1	1	True	0.025π	+1	-1	0	± 1

3.3 算法流程

算法流程如图 2 所示,实现步骤如下:

Step1 读入视频序列,选定目标窗口得到初始位置 \mathbf{y}_0 ,计算目标颜色直方图 \mathbf{q} 作为目标模板;

Step2 初始化种群 $Q(t_0)$,测量得到对应解 $P(t_0)$;

Step3 根据式(9)计算适应度值,保留最优的适应度值和相应解 \mathbf{y} ;

Step4 判断是否满足结束条件,若满足则输出 \mathbf{y} 并退出,否则进入下一步;

Step5 再次测量种群 $Q(t)$ 中的个体,得到对应解 $P(t)$;

Step6 根据式(9)计算适应度值进行解评估;

Step7 根据表 1 给出的规则产生量子旋转门 $U(t)$,对个体进行调整得到新种群 $Q(t+1)$;

Step8 记录最优的适应度值和相应解 \mathbf{y} ;

Step9 迭代次数加 1,并返回步骤 4.

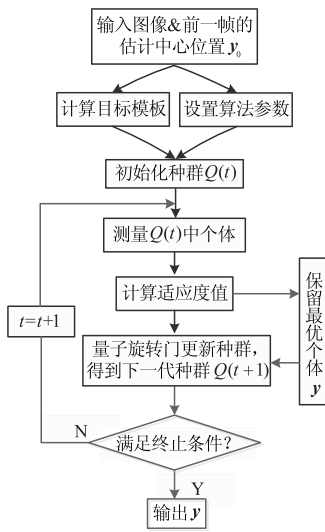


图2 跟踪方法流程

4 实验

为验证本文方法的有效性,通过 MATLAB2009a 将算法编程实现,在配置为 CPU Intel (R) Core (TM) i3-4170 3.70GHz、内存 4GB 的计算机上进行了 51 组视频序列的跟踪测试(由文献[17]所提供的数据平台给出),并展示实验结果.

4.1 搜索策略对比

4.1.1 实验结果分析

为突出检验采用量子遗传算法作为搜索策略的方法成效,选取同一目标模型,即颜色直方图,在其余设置条件一致的情况下,进行了与 Mean Shift、粒子滤波和滑动窗口这三种搜索策略相比较的对照实验. 4 种算法的精度曲线和成功率曲线如图 3 所示. 从图中可以看出,在特征模型一致的情况下,采用量子遗传算法作为搜索策略,能够得到最接近于滑动窗口的搜索结果,跟踪精度高于 Mean Shift 和粒子滤波.

4.1.2 运算速度比较

通过在同一运算平台上对 4 种算法进行了运行时间的纪录,得到 51 组视频的平均时间开支,如表 2 所示. 从运行速度上看,量子遗传算法的跟踪速度最快,时间开支不仅远小于滑动窗口,且小于粒子滤波和 Mean Shift 这两种搜索策略.

表 2 算法运行速度比较(秒/帧)

名称	Mean Shift	Particle Filter	Slide Window	Ours
平均运行速度	0.21	0.43	0.56	0.12

4.2 主流跟踪算法对比

4.2.1 定性分析

本文采用的对比算法是 ASLA^[18]、DFT^[19]、MTT^[16]、

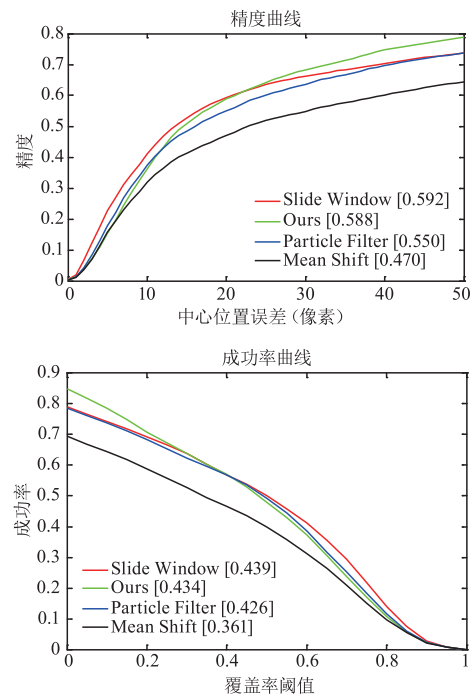


图3 对照实验结果

MIL^[10]、CT^[20]、VR^[21]、ORIA^[22], 均是目前适用性较广的主流跟踪算法. 其中 ASLA、MTT 算法采用粒子滤波搜索策略, DFT、VR、ORIA 采用局部最优搜索策略, MIL、CT 采用密集采样搜索策略. 各算法在目标表示上,分别采用了不同方法. 主要包括稀疏表达、颜色特征、Haar 特征等等. 图 4 是跟踪实验的部分结果,不同算法的跟踪结果分别采用不同颜色的实线矩形框表示,左上角为图像帧数.

图 4 展示了不同场景下算法的部分跟踪结果,下面从以下七个角度进行具体分析:

相似物干扰 在 Basketball 和 Liquor 序列中,目标周围不断出现相似物的干扰. Basketball 序列中穿着相同颜色球服的球员,对跟踪目标造成了干扰. Liquor 序列中相似包装的瓶子,也形成了干扰项. 从 Basketball 序列的第 627 和 702 帧中可以看出,本文算法的跟踪结果最为准确.

尺度变化 在 Matrix 和 MotorRolling 序列中,目标发生了明显的尺度变化. 在 Matrix 序列的第 36 帧和第 94 帧中可以看出,只有 MIL 算法和本文算法能够跟上目标,但本文算法的跟踪结果更为精确. 在 MotorRolling 序列,第 103 帧中,只有本文算法能够跟上,第 128 帧中,只有 MIL 算法、VR 算法和本文算法能够跟上,且本文算法的结果更准确.

亮度变化 Ironman 序列中,目标附近有不规则的亮度变化,增大了跟踪难度. 从第 51 帧可以看出,本文算法和 MTT 算法能够跟上目标且本文算法结果更准确. 从第 133 帧可以看出,仅本文算法能够跟上目标.

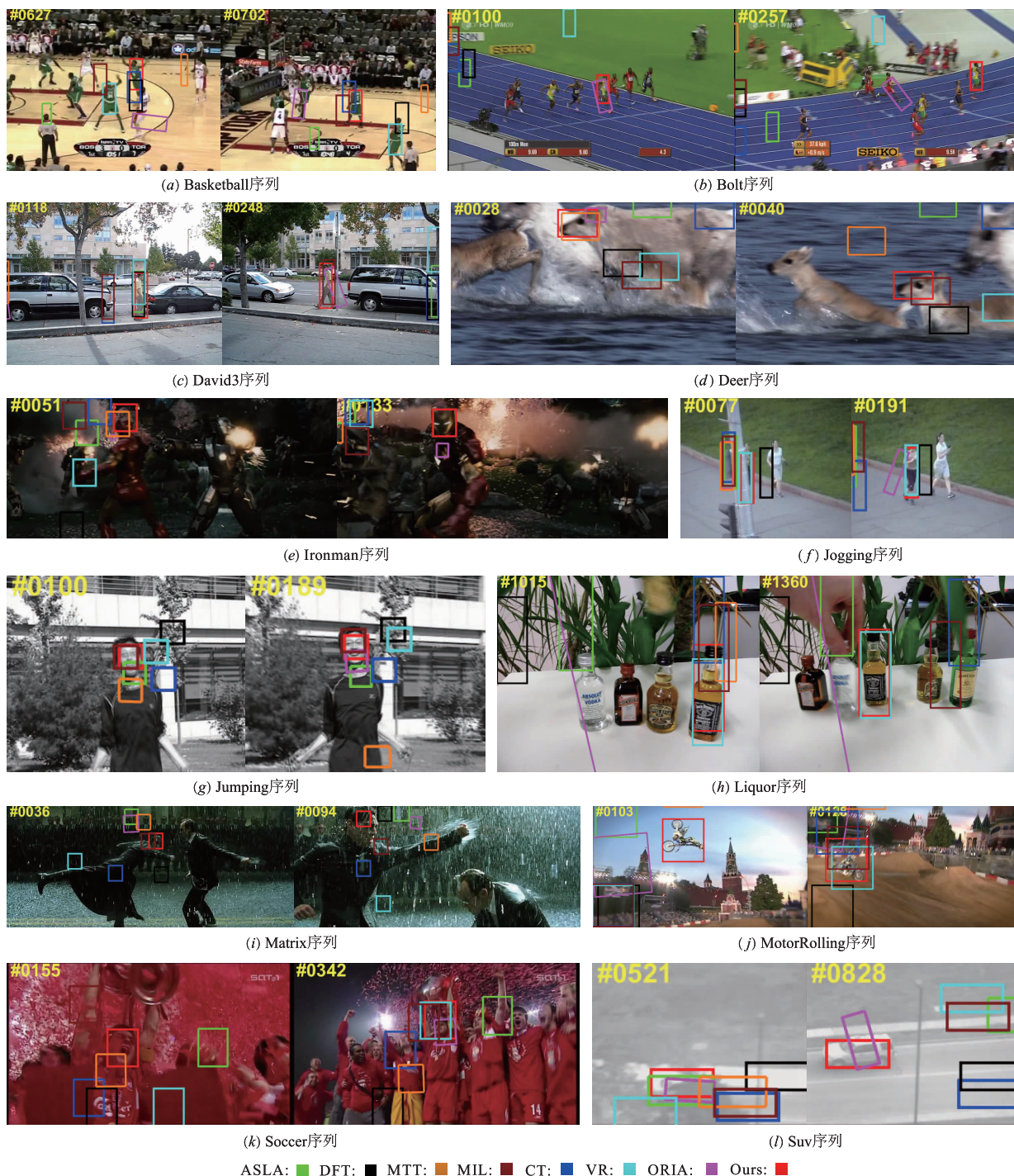


图4 跟踪算法性能的定性比较

遮挡 在 Jogging、David3 和 Suv 序列中,目标经历了至少一次范围较大的遮挡。Jogging 序列中的目标经历了一次全遮挡,本文算法在目标出现时最先准确跟上目标。David3 序列中的目标先后经历了两次遮挡,本文算法能够全程跟上目标。Suv 序列中,目标也经历了两次覆盖范围较大的遮挡,本文算法体现出良好的跟踪效果。

运动模糊 在 Deer 和 Jumping 序列中,目标由于快

速运动出现模糊。在 Deer 序列的第 28 帧中,只有 MTT 和本文算法跟上目标,第 40 帧中,只有 MIL 和本文算法能够跟上目标,仅本文算法能够全程跟上目标。在 Jumping 序列的第 100 和 189 帧中可以看出,仅 MTT、CT 和本文算法能够跟上目标,且本文算法跟踪结果最准确。

局部非刚性形变 Bolt 序列中,目标在移动过程中不断发生局部非刚性形变。从该序列的第 100 帧中可以

看出,本文算法和 ORIA 算法能够跟上目标. 从第 257 帧中可以看出,仅本文算法能够跟上目标. 且所有算法中,仅本文算法能够全程准确跟踪目标.

复杂背景 Soccer 序列中,背景环境十分复杂,先后出现干扰、光照影响和全遮挡等情况. 从该序列的第 155 和 342 帧中可以看出,整体而言,本文算法能够较为准确地跟踪目标.

4.2.2 定量分析

为对跟踪结果进行定量分析,引入中心位置误差

(Center Location Error)、精度(Precision)和成功率(Success Rate)^[23]作为评价指标来对算法进行对比分析. 中心位置误差通过计算跟踪结果的中心位置坐标与目标中心的真实中心位置坐标(groundtruth,由数据平台给出)之间的欧氏距离来度量算法性能,跟踪精度的好坏取决于跟踪结果的平均中心位置误差. 成功率的大小取决于跟踪结果对真实目标区域的覆盖率.

图 4 所展示视频的中心位置误差曲线和平均中心位置误差比较如图 5 和表 3 所示.

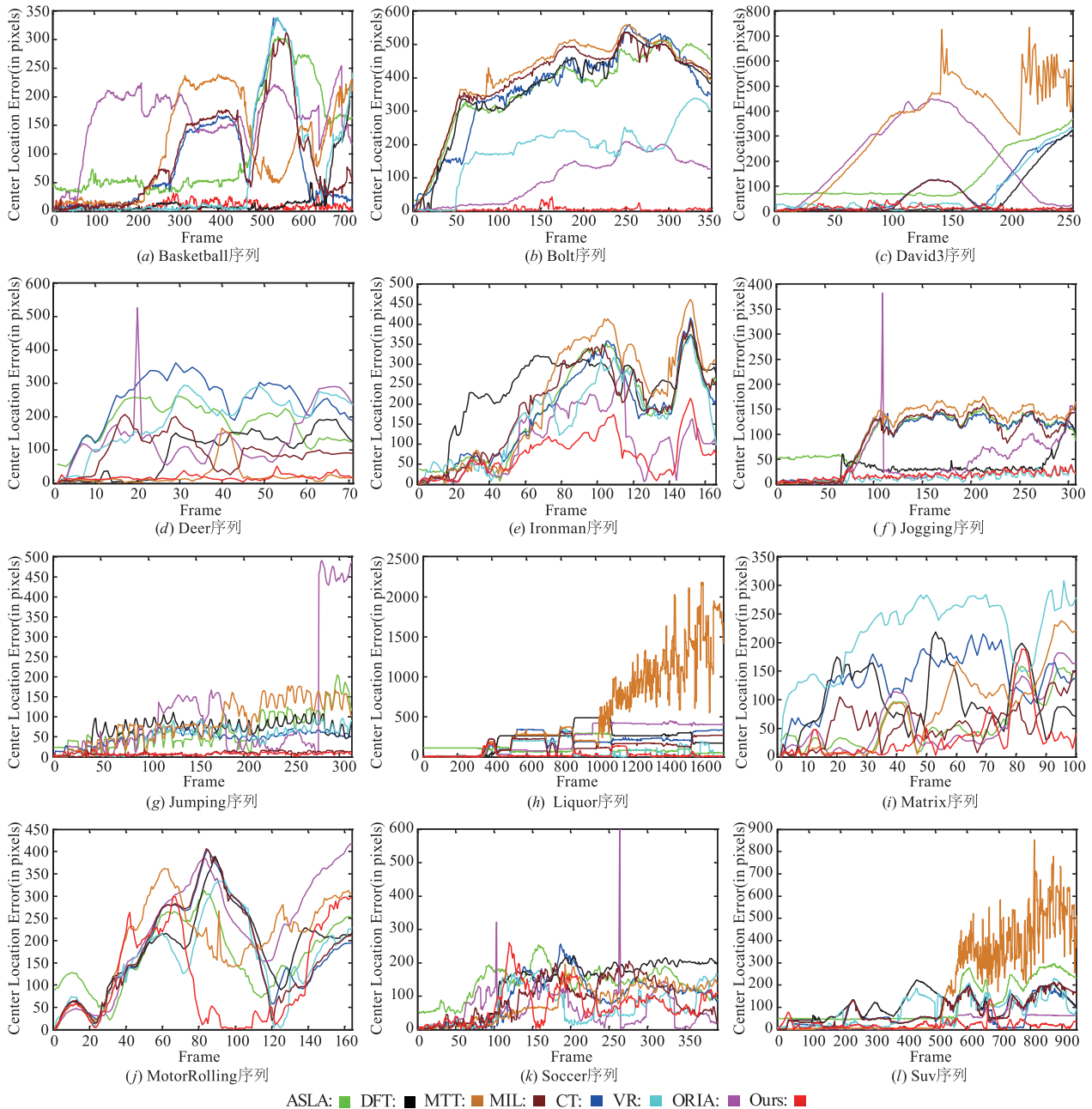


图5 中心位置误差比较

表 3 部分跟踪结果平均中心误差比较

名称	ASLA	DFT	MTT	MIL	CT	VR	ORIA	Ours
Basketball	108.76	18.03	109.07	91.92	89.11	67.63	159.30	9.58
Bolt	365.71	367.28	409.59	393.54	363.80	184.14	97.67	5.65
David3	135.14	51.10	341.19	28.43	89.63	73.56	216.91	13.57
Deer	180.11	93.47	22.18	94.83	243.08	191.08	138.21	17.74
Ironman	186.35	238.13	215.40	194.03	180.88	167.95	104.67	75.52
Jogging	104.58	31.43	106.57	93.03	93.22	13.79	45.32	17.79
Jumping	66.06	67.73	86.85	8.56	49.73	47.59	102.02	7.79
Liquor	110.1721	223.03	545.11	140.33	185.68	79.5	225.07	27.03
Matrix	60.86	101.59	81.28	58.25	134.85	215.22	59.03	34.63
MotorRolling	165.76	179.14	199.44	175.12	175.70	156.02	221.06	114.96
Soccer	139.02	136.46	82.79	91.45	98.41	68.70	60.23	73.78
Suv	117.01	111.80	179.90	82.57	72.33	84.85	30.57	21.05

注:每个图像序列对应的最优算法标为红色,次优算法标为绿色。

从表中可以看出,本文算法的平均中心位置误差始终保持在较低水平. Jogging 序列中本文算法的平均中心位置误差为次优,主要由于镜头视角变化和背景引入的像素误差造成影响; Soccer 序列中本文算法的平均位置误差大于 ORIA 算法和 VR 算法,体现出本文所选取特征的局限性,难以适应该视频的复杂背景变化. 但整体而言,本文算法呈现出良好的跟踪性能.

51 组实验结果的精度曲线和成功率曲线如图 6

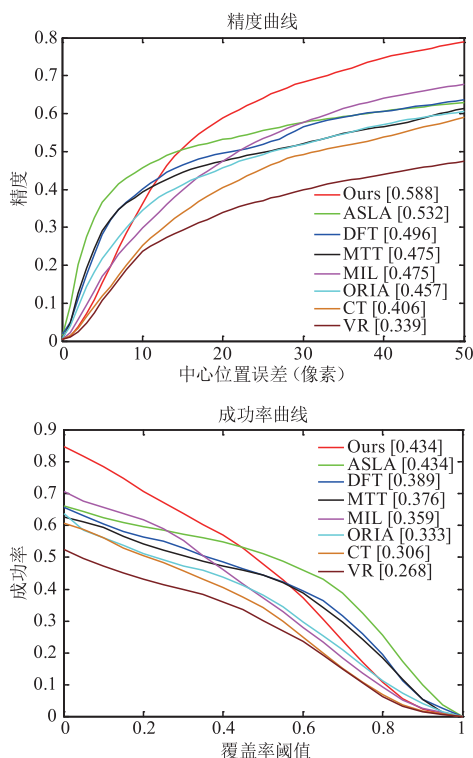


图6 精度曲线和成功率曲线

所示.

本文算法与其他对比算法相比,成功率和覆盖率都保持在较高的水平. 从对实验数据的分析上看,采用粒子滤波的算法容易出现跟踪结果漂移、不稳定的情况;采用局部最优的算法容易导致对于干扰项的误跟踪和跟踪不准确的情况;密集采样算法通常运用在特征计算十分简单的情况,否则容易导致算法实时性较差,跟踪速度慢的问题. 总的来说,相较对比算法,本文算法对大部分复杂场景和目标变换均呈现良好的鲁棒性,能够提供最准确的跟踪结果,且算法运算复杂度低,整体运算速度较快,在实现平台上能够达到每秒 8~9 帧的跟踪速度. 但存在的不足是,在面对具有较大光照变化的场景,算法的跟踪效果不如对比算法中的 ALSA 算法.

5 结论

本文提出了一种基于量子遗传算法的视觉目标跟踪方法,该方法利用了量子遗传算法收敛速度快、全局优化能力强的优势,体现出跟踪精度高、跟踪速度快的特点. 在该算法中,采用了颜色直方图作为特征对目标进行表示,并以量子遗传算法作为搜索策略,寻找每一帧中与目标模板匹配度最高的区域作为跟踪结果. 本文共进行 51 组实验. 实验的对照实验分析、定量分析和定性分析能够验证,本文算法在旋转变换、遮挡、形变、快速运动及模糊等方面,相较于近年来的代表性算法体现出优越性.

算法未考虑模型更新的问题. 另外,鉴于多特征融合算法对比单一特征算法的优势,在今后的研究中,将考虑在模型构建时结合特征融合的方法,并加入模型

更新的部分,以进一步提高算法的鲁棒性。

参考文献

- [1] 薛模根,朱虹,袁广林. 在线鲁棒判别式字典学习视觉跟踪[J]. 电子学报,2016,44(4):838-845.
XUE Mo-gen,ZHU Hong,YUAN Guang-lin. Online robust discrimination dictionary learning for visual tracking[J]. Acta Electronica Sinica,2016,44(4):838-845. (in Chinese)
- [2] KRISTAN M,MATAS J,LEONARDIS A, et al. The visual object tracking VOT2015 challenge results[J]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops,2016,6(3):564-586.
- [3] 范舜奕,管桦,侯志强,等. 基于多表观特征子模型更新的鲁棒视觉跟踪[J]. 电子学报,2018,46(2):440-446.
FAN Shun-yi,GUAN Hua,HOU Zhi-qiang, et al. Robust visual tracking based on sub-model updating of multiple apparent features [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2):440-446. (in Chinese)
- [4] WU Y,LIM J,YANG M H. Online object tracking: a benchmark[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition,2013,9(4):2411-2418.
- [5] 宋涛,李鸥,刘广怡,等. 基于改进协作目标外观模型的在线视觉跟踪[J]. 电子学报,2017,45(2):384-393.
SONG Tao,LI Ou,LIU Guang-yi, et al. Online visual tracking based on improved collaborative appearance model [J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(2):384-393. (in Chinese)
- [6] ISARD M,BLAKE A. CONDENSATION-conditional density propagation for visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision,1998,29(1):5-28.
- [7] COMANICIU D,RAMESH V,MEER P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2003,25(5):564-575.
- [8] KALAL Z,MATAS J,MIKOLAJCZYK K. P-N Learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2010,238(6):49-56.
- [9] 焦建彬,叶齐祥,韩振军,等. 视觉目标检测与跟踪[M]. 北京:科学出版社,2015.
JIAO Jianbin, YE Qixiang, HAN Zhenjun, et al. Visual Target Detection and Tracking [M]. Beijing: Science Press, 2015. (in Chinese)
- [10] BABENKO B,YANG M H,BELONGIE S. Visual tracking with online multiple instance learning[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009,33(8):983-990.
- [11] HAN K H,KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithms with a new termination criterion, the gate, and two-phase scheme [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2004,8(2):156-169.
- [12] 张磊,方洋旺,柴栋,等. 基于改进量子进化算法的巡航导弹航路规划方法[J]. 兵工学报,2015,35(11):1820-1827.
ZHANG Lei,FANG Yangwang,CHAI Dong, et al. Cruise missile path planning based on improved quantum evolutionary algorithm[J]. Acta Armamentarii,2015,35(11):1820-1827. (in Chinese)
- [13] 樊富有,杨国武,乐千杞,等. 基于量子遗传算法的无线视频传感网络优化覆盖算法[J]. 通信学报,2015,(6):94-104.
FAN Fuyou,YANG Guowu,LE Qianqi, et al. Optimized coverage algorithm of wireless video sensor network based on quantum genetic algorithm [J]. Journal on Communications,2015,(6):94-104. (in Chinese)
- [14] 王涛,王洋洋,郭长娜,等. QGA-RBF神经网络在矿井瓦斯涌出量预测中的应用[J]. 传感技术学报,2012,25(1):119-123.
WANG Tao,WANG Yangyang,GUO Changna, et al. Application of QGA-RBF for predicting the amount of mine gas emission[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators,2012,25(1):119-123. (in Chinese)
- [15] HAN K H,KIM J H. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem [J]. Congress on Evolutionary Computation,2003,2(2):1354-1360.
- [16] ZHANG T,GHANEM B,Liu S, et al. Robust visual tracking via multi-task sparse learning [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, 157(10):2042-2049.
- [17] KRISTAN M,PFLUGFELDER R,LEONARDIS A, et al. The visual object tracking VOT2013 challenge results [A]. International Conference on Computer Vision Workshops[C]. Sydney, Australia: IEEE,2015,8926:98-111.
- [18] JIA X,LU H,YANG M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012,157(10):1822-1829.
- [19] LAURA S L,ERIK L M. Distribution fields for tracking [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2012,157(10):1910-1917.
- [20] ZHANG K,ZHANG L,YANG M H. Real-time compressive tracking[A]. European Conference on Computer Vision[C]. Florence, Italy,2012. 864-877.
- [21] COLLINS R T,LIU Y,Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2005,27(10):1631-1643.

- [22] WU Y, SHEN B, LING H. Online robust image alignment via iterative convex optimization[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, 157(10): 1808 – 1814.
- [23] KALAL Z, MATAS J, MIKOLAJCZYK K. P-N learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints [J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2010, 238(6): 49 – 56.

作者简介



金泽芬芬(通信作者) 女,1993年出生于湖南娄底,2017年获空军工程大学信息与导航学院信息与通信工程专业硕士学位,现工作于95959部队,主要研究方向为图像处理、计算机视觉与模式识别等。
E-mail: christine123456@163.com



侯志强 男,1973年出生于陕西眉县,2005年获西安交通大学工学博士学位,现西安邮电大学计算机学院教授,主要研究方向为图像处理、计算机视觉、无人机应用以及信息融合等。
E-mail: hou-zhq@sohu.com