

引用格式:曹洁,王振莹,李伟. 抗遮挡的鸡群优化粒子滤波目标跟踪方法[J]. 微电子学与计算机,2019,36(6):40-44. [CAO J,WANG Z Y,LI W. Anti-occlusion particle filter target tracking method based on chicken swarm optimization [J]. Micro-electronics & Computer,2019,36(6):40-44.]

抗遮挡的鸡群优化粒子滤波目标跟踪方法

曹 洁^{1,2},王振莹²,李 伟²

(1 兰州理工大学 计算机与通信学院,甘肃 兰州 730050;

2 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院,甘肃 兰州 730050)

摘 要: 针对遮挡情况下粒子滤波算法因粒子贫化而导致目标跟踪精度下降的问题,提出一种抗遮挡的鸡群优化粒子滤波跟踪方法. 首先将粒子权值作为适应度来确定粒子的种类及关系,通过不同类型粒子的移动机制来完成位置更新;然后引入线性递减权重策略和向种群中最优个体学习部分来克服鸡群优化局部最优问题,并选择似然函数值最大的区域作为目标;最后,采用模板更新来继续遮挡情况下的跟踪. 理论分析和实验结果表明,该算法相比于基本鸡群优化粒子滤波和粒子滤波跟踪方法,对遮挡目标具有良好的鲁棒性且跟踪精度较高.

关键词: 目标跟踪;粒子滤波;鸡群优化算法;抗遮挡

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2019)06—0040—05

Anti-occlusion particle filter target tracking method based on chicken swarm optimization

CAO Jie^{1,2}, WANG Zhen-ying², LI Wei²

(1 College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2 College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In order to solve the poor target tracking accuracy problem caused by particle impoverishment in particle filter (PF) algorithm under the occlusion condition, an Anti-occlusion Chicken Swarm Optimization-based particle filter target tracking method is proposed. Firstly, the weight of particles is as the fitness and the type of each particle in the population and interrelation among particles is determined, and various movement mechanism of different types of particles are introduced to update the position. Then individual learning for food are adjusted through linear decrementing weight strategy and guided by the optimal individual of the population to overcome local optimal problems, and we define the area which has the biggest likelihood function value as the target. Finally, the tracking is continued by the updating templates under the occlusion condition. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed algorithm has better robustness and higher tracking accuracy for occlusion targets than the chicken swarm optimization-based particle filter (CSO-PF) and the particle filter tracking methods.

Key words: target tracking; particle filter; chicken swarm optimization; anti-occlusion

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的一个重要研究内

容^[1],在很多潜在的领域都有重要的应用.

粒子滤波(Particle Filter, PF)算法由于在处理非线性非高斯系统的优势,被广泛地应用到目标跟

踪领域^[2-4].但粒子滤波算法容易因粒子贫化问题而导致目标在遮挡情况下跟踪精度下降,为此研究人员对粒子滤波算法进行优化研究,来解决以上问题.文献[5]提出交互式多模型粒子滤波优化重采样方法,利用线性优化理论改善小权值的粒子精度.文献[6]提出基于采样粒子集的空间分布引入时间序列分析,选取相关度最高粒子进行传递从而能够削弱粒子匮乏来提高精度.但基于传统重采样机制改进的粒子滤波方法,均未从根本上解决粒子贫化问题.近年来,在粒子滤波中引入群智能优化算法是一个较新的研究方向,将粒子作为群中个体,借助生物群体的更新机制对粒子进行迭代寻优,可彻底解决粒子贫化问题. Jing Zhao 等^[7]提出一种粒子群优化粒子滤波重采样的目标跟踪方法,通过搜索采样区域可以使粒子分布在高似然区域,对遮挡情况下的跟踪具有一定的鲁棒性. Yufei Tang 等^[8]在粒子群优化粒子滤波跟踪框架下进行改进,但仍然存在遮挡情况下跟踪不理想的情况. 鸡群算法(CSO)是由 MENG 提出的一种基于鸡群搜索行为的群体智能优化算法,已被证明与粒子群等群智能算法相比,具有更好的收敛精度和鲁棒性^[9].关于鸡群算法与粒子滤波结合的相关研究^[10],国内外的相关研究较少.这是由于鸡群算法自身运行机制的特点,直接与粒子滤波融合会陷入局部最优值,从而导致遮挡情况下目标跟踪精度下降问题.

基于上述分析,本文提出一种抗遮挡的鸡群优化粒子滤波目标跟踪方法.

2 粒子滤波算法

粒子滤波是一种通过蒙特卡罗思想实现递推贝叶斯滤波的方法,其核心是利用状态空间中的样本来近似概率密度函数,当式(3)随着观测值递推更新时用样本均值代替原来需要依据后验概率密度函数进行的积分运算.设非线性系统的状态方程和量测方程为:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

式中, x_k 为 k 时刻的状态; y_k 为 k 时刻的量测值; $f(\cdot)$ 为状态转移函数; $h(\cdot)$ 为量测函数; u_k 和 v_k 为相互独立的噪声.

后验概率为:

$$p(x_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1}}{p(y_k | y_{1:k-1})}$$

(3)

预测方程为:

$$p(x_k | y_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (4)$$

更新方程为:

$$p(x_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \quad (5)$$

从后验概率分布中采样 N 个粒子 $\{x_{k-1}^i, i = 1, \dots, N\}$, 则概率密度近似表示为:

$$p(x_k | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta(x_k - x_k^{(i)}) \quad (6)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数.

权值更新公式为:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) \quad (7)$$

式中, $p(y_k | x_k^i)$ 为似然函数. 似然函数是度量候选目标和参考目标之间的相似程度,即

$$p(y_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{s^2(m, n)}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中, m, n 分别表示候选目标和参考目标的颜色直方图特征, $s(\cdot, \cdot)$ 为相似度量函数.

3 鸡群优化算法

鸡群优化算法是通过模拟鸡群觅食行为发展而来的一种群智能优化算法. 鸡群的等级关系和不同等级关系的学习规则是鸡群活动的重要因素. 按照适应度值可将鸡群划分为若干子群, 每一个子群包含公鸡、雌鸡和小鸡三类. 适应度值最好的若干个体作为公鸡, 适应度值最差的若干个体作为小鸡, 其余个体均为雌鸡, 适应度值一般. 在鸡群中随机分组建立雄鸡和雌鸡的伙伴关系和雌鸡与小鸡建立的母子关系. 适应度值好的雄鸡个体在子群中具有支配地位, 可以在空间中更广泛的寻觅食物, 雌鸡一般都伴随在公鸡的附近, 而适应度最差的小鸡会跟随母鸡寻找食物. 鸡群的等级关系并不是固定不变的, 在寻优几代后会重新根据适应度值来建立等级关系.

在解决优化问题时, 鸡群中的每个个体都对应优化问题的一个解. 假设 RN, HN, CN 和 MN 分别为公鸡、雌鸡、小鸡和妈妈母鸡的个数. 在整个鸡群中, 所有个体数假设为 N , 个体位置 $x_{i,j}(t)$ 表示第 i 个体 j 维在第 t 次迭代的值.

公鸡的搜索能力最强, 对应的位置更新公式如下:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) \times [1 + \text{Randn}(0, \sigma^2)]$$

$$\sigma^2 = \begin{cases} 1, & f_i \leq f_k \\ \exp\left(\frac{(f_k - f_i)}{|f_i| + \epsilon}\right), & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$k \in [1, RN], k \neq i$

式中, $Randn(0, \sigma^2)$ 表示均值为 0, 标准差为 σ^2 的一个高斯分布; ϵ 是一个很小的常数, 防止发生零除错误; f 为与 x 对应的适应值, k 为所有公鸡中除去 i 后的任一个体。

母鸡的位置更新公式如下:

$$\begin{aligned} x_{i,j}(t+1) &= x_{i,j}(t) + c_1 \times Rand \times (x_{r_1,j}(t) - x_{i,j}(t)) + c_2 \times Rand \times (x_{r_2,j}(t) - x_{i,j}(t)) \\ c_1 &= \exp((f_i - f_m) / (|f_i| + \epsilon)) \\ c_2 &= \exp(f_n - f_i) \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $Rand$ 表示服从 $[0, 1]$ 的均匀分布; r_1 为第 i 只雌鸡所在子群的雄鸡; r_2 为整个鸡群中公鸡和母鸡中随意选取的任意个体, 且 $r_1 \neq r_2$ 。

小鸡的位置更新公式如下:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + FL \times (x_{m,j}(t) - x_{i,j}(t)) \quad (11)$$

式中, m 为第 i 只小鸡对应的母鸡; $FL \in [0, 2]$ 为跟随系数, 表示母鸡对小鸡的影响因子。

鸡群优化算法已被证明是一种收敛算法^[11]。但在鸡群的位置更新公式中, 由于小鸡只向自己的妈妈学习, 并没有向小鸡所在子群的最优值即公鸡学习, 因而理论上鸡群优化算法会收敛到局部最优值。

4 改进鸡群优化粒子滤波跟踪方法

4.1 改进原理

针对粒子滤波算法存在的粒子贫化, 面对遮挡问题时跟踪精度下降的问题, 结合粒子滤波跟踪框架的运行机制, 首先将鸡群优化算法引入粒子滤波跟踪算法的重采样过程, 同时引入全局最优引导和线性递减策略对粒子的寻优机制进行修正来克服粒子贫化问题。在此基础上采用目标模板自动更新机制来保证目标模板的动态变化对遮挡场景具有更强的适应性, 提高跟踪鲁棒性和精度。

4.2 线性递减策略

线性递减策略是一种有效平衡全局搜索和局部搜索能力的机制。由于较大的惯性因子有利于跳出局部极小点, 便于全局搜索, 而较小的惯性因子有利于对当前的搜索区域进行精确局部搜索, 以利于算法收敛。因此本文选取线性递减策略来调整权重, 对鸡群算法进行改进, 来平衡全局搜索和局部搜索的机制。

线性递减权重策略权重的更新公式为:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{r * (\omega_{\max} - \omega_{\min})}{r_{\max}} \quad (12)$$

式中, $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$ 分别表示 ω 的最大值和最小值; r 代表当前的迭代步数, $r_{\max}$ 表示最大迭代步数。

4.3 全局最优引导粒子位置更新策略

标准鸡群优化算法中子群存在竞争, 但是由于不同子群需要交互引导, 这就增加粒子滤波的运算复杂度, 从而影响滤波算法的收敛速度。此外鸡群算法有可能会陷入局部极值。针对上述问题, 对鸡群粒子的位置更新公式改进如下:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) \times \omega \times [1 + Randn(0, \sigma^2)] + Rand \times (x_{\text{best}} - x_{i,j}(t)) \quad (13)$$

式中, ω 是线性递减权重; x_{best} 是全局当前最优粒子的位置, 公式表明在迭代过程中公鸡逐渐向全局最优位置学习, 以此来引导整个粒子群向高似然区域移动。

由于小鸡只跟随其对应的妈妈母鸡粒子进行搜索, 因此当妈妈母鸡陷入局部最优时, 小鸡粒子也会陷入局部最优, 进而可能导致整个鸡群算法陷入局部最优。因此本文对小鸡的位置更新公式进行改进, 小鸡一方面向跟随的妈妈母鸡搜索, 另一方面也向全局适应度最好的公鸡学习。在此引入学习系数 L , 小鸡的位置更新公式如下:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) \times \omega + FL \times (x_{m,j}(t) - x_{i,j}(t)) + L \times Rand \times (x_{\text{best}} - x_{i,j}(t)) \quad (14)$$

式中, $L = \exp(f_{\text{best}} - f_i)$ 是小鸡向公鸡学习的学习系数; f_{best} 代表全局最优位置的适应值; x_{best} 是全局当前最优粒子的位置。

4.4 目标跟踪实现

4.4.1 特征建模

颜色特征提取方法简单, 且对目标的遮挡干扰不敏感, 是目标跟踪中广泛采用的特征之一。本文采用颜色直方图 HSV(Hue Saturation Value)特征建模。颜色直方图中 H 表示色调, 取值为 $0 \sim 360$ 度。 S 表示饱和度, 取值为 $0 \sim 1$ 。 V 表示亮度, 取值为 $0 \sim 1$, 本文将 HSV 分为 $L = 16 * 4 * 4$ 个等级。统计目标区域中像素的颜色向量落在子区域中像素的个数, 可得目标模板颜色直方图:

$$h = \left\{ k \sum_{i=1}^N \delta(f(x_i) - m), m = 1, \dots, L \right\} \quad (15)$$

式中, k 为归一化常数; N 是区域总像素个数; m 是直方图段数索引值; $f(x_i)$ 是表示像素点 x_i 所在直方图段数的指示函数; δ 是 Delta 函数。由公式可得

候选目标区域的颜色直方图 h_d . 本文采用 Bhattacharyya 系数来度量候选区域和目标模板的相似性,即: $d = \sqrt{1 - p(h, h_d)}$, 其中:

$$p(h, h_d) = \sum_{m=1}^L \sqrt{h(m)h_d(m)}.$$

4.4.2 目标模板更新

在运动目标跟踪过程中,传统跟踪算法采用固定目标模板形式进行跟踪. 当目标被遮挡易产生目标模板漂移问题,因此本文采用目标模板自动更新策略.

参考模板: $F_k = a_0 F_0 + a_1 F_1 + \dots + a_{k-1} F_{k-1}$, 其中 F_k 表示当前帧的加权合成参考模板, $a_0, a_1, \dots, a_{k-1}$ 为权值系数, 它们和为 1. F_i 表示目标模板, k 表示选择的模板帧数. 设 c 为跟踪区域的待定模板, s 表示阈值, σ 为更新系数.

$$F_i = \begin{cases} \sigma * c + (1 - \sigma) * F_{i-1} & , p \leq s \\ F_{i-1} & , \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

4.4.3 算法实现步骤

为优化粒子滤波的采样过程,将改进的鸡群优化算法融入到粒子滤波中. 在鸡群粒子寻优过程中结合最新的观测值,适应度函数定义为:

$$f = (2\pi R)^{-0.5} \exp\left(-\frac{(y_{\text{new}} - y_{\text{pre}})^2}{2R}\right) \quad (17)$$

式中, R 为观测噪声; y_{new} 为最新量测值; y_{pre} 为预测值.

具体的算法步骤如下:

步骤 1 $k = 1$, 初始化, 粒子数目为 N , 令每个样本的初始权值为 $1/N$, 产生粒子集 $\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$.

步骤 2 利用非线性系统的系统方程(1)来更新粒子集, 得到 $k+1$ 时刻的粒子集 $\{x_{k+1}^i, 1/N\}_{i=1}^N$.

步骤 3 计算粒子集合中各个粒子的权值并归一化处理得到 $k+1$ 时刻的粒子集合, 将粒子集合作为鸡群优化算法的输入.

① 按照定义式(17) 分别计算各个粒子的适应度值, 根据适应度的排序结果建立具有等级关系的鸡群, 并指定母子关系. 同时由粒子适应度值得到鸡群粒子的全局最好位置.

② 模拟鸡群的觅食行为利用公式(13)、(10)、(14) 分别对公鸡、雌鸡、小鸡的位置进行更新并计算适应度.

③ 根据迭代次数判断是否满足结构更新条件, 满足条件则对个体重新排序, 重新确立鸡群结构, 转回 ①.

步骤 4 由最终优化完成得到的粒子作为鸡群

优化重采样的输出. 根据式(7) 更新各个粒子的权值, 归一化权值为: $\omega_{k+1}^i = \omega_{k+1}^i / \sum_{i=1}^N \omega_{k+1}^i$. 计算 $k+1$

时刻的状态估计值: $X_{k+1} \approx \sum_{i=1}^N \omega_{k+1}^i \times X_{k+1}^i$. 并比较 p 与 s 的大小, 确定是否需要进行目标模板更新, 若需要, 则按式(16) 进行模板更新.

步骤 5 令 $k = k+1$, 返回步骤 1, 直到 k 值满足停止条件.

5 实验及结果分析

5.1 实验环境与评价指标

计算机硬件平台配置为主频 2.60 GHz、CPU 为四核 Core i5-3230 处理器、内存 4.00 GB, 算法运行环境为 MATLAB R2014a. 实验室平台中采用大华网络枪机摄像头和网络硬盘刻录机进行采集和存储视频, 其中镜头 8 mm, 清晰度 400 万. 改进后算法最大迭代次数 50, 结构更新周期为 10 代, 雄鸡个数比例为 0.1, 雌鸡比例 0.8, 小鸡比例为 0.1, 阈值设为 0.8, 更新系数为 0.15.

为了对本文所提方法的有效性进行评估, 实验采用中心位置误差(center location error, CLE)、距离精度(distance precision, DP)这两项指标来度量跟踪算法性能. 其中, CLE 是算法标记跟踪器输出跟踪框中心与实际目标跟踪框中心的欧式距离, DP 是 CLE 小于某一设定阈值(20 pixel)帧数占视频序列总长度的比值.

5.2 定性分析实验

为验证本文方法的有效性, 定性分析实验选取标准 Benchmark^[12] 测试集中的三段包含遮挡场景的视频序列和实验室平台采集的女生浇花视频序列, 共计 1 576 帧, 进行算法性能的整体跟踪效果分析. 将本文方法与基本鸡群优化粒子滤波(CSO-PF)以及粒子滤波(PF)跟踪方法在同一视频序列中进行对比分析.

实验选取 subway、david3、jogging1 视频序列均存在不同程度的目标遮挡现象. 实验可以看出在正常情况下三种算法均可以进行有效跟踪. 在出现局部遮挡情况下, 传统的粒子滤波跟踪方法出现目标跟踪丢失问题, 而基本鸡群优化粒子滤波跟踪方法对目标遮挡具有一定的鲁棒性, 但在短时全遮挡情况下, 由于该方法对模板进行无差异化更新, 导致目标模板漂移问题. 本文提出的抗遮挡鸡群优化粒子滤波跟踪方法可以在这两种情况下对目标进行准

确定位. 本文算法在将鸡群优化算法引入传统粒子滤波跟踪方法的基础上,同时通过线性递减和最优值引导策略来提高跟踪样本质量;并且发生遮挡情况时,采用目标模板自动跟新机制能够很好的抑制目标模板漂移,可以对目标进行有效跟踪,由于本文提出的方法引入线性递减和最优值引导策略在目标周围区域进行有效搜索,且采用目标模板自动更新机制,对遮挡情况下目标进行鲁棒跟踪.

5.3 定量分析实验

表 1 为本文方法分别与 CSO-PF、PF 方法在不同视频序列的跟踪结果,以中心位置误差、距离精度两项评价指标进行定量分析.

表 1 不同跟踪算法的定量对比

视频序列 指标	平均 CLE			DP(%)		
	PF	CSO-PF	Our	PF	CSO-PF	Our
Subway	80.16	43.05	7.59	30.55	58.76	93.65
David3	110.85	66.04	11.26	26.06	63.41	88.42
Jogging1	170.69	75.23	6.34	16.01	55.23	85.72
浇花	154.45	80.25	4.35	20.32	73.56	95.61

从表中的实验数据可以看出,本文方法在遮挡场景视频的跟踪结果良好. 例如,在标准视频序列 Jogging1 中在目标被遮挡后,PF 方法出现跟踪失败而 CSO-PF 由于目标模板不能适应场景变化导致目标模板漂移,导致中心位置误差和距离精度较差. 而本文方法由于引入线性递减和最优值引导策略来有效搜索目标区域且自动更新模板,无论从中心位置误差还是从距离精度方面来看出,本文方法跟踪结果得到了最低的中心位置误差和最高的距离精度. 综上分析,本文方法整体跟踪效果优于其他两种方法,即具有更高的跟踪精度,性能更好.

6 结束语

本文在传统的粒子滤波跟踪基础上,针对其存在的粒子贫化导致在遮挡情况下精度下降问题,提出了一种抗遮挡的鸡群优化粒子滤波目标跟踪方法. 首先将线性递减和最优学习策略引入鸡群优化算法中来克服局部最优问题,并采取模板自动更新机制来继续遮挡情况下的跟踪. 实验结果表明,本文方法抗遮挡跟踪性能良好,具有较强的鲁棒性且跟踪精度更高. 由于抗遮挡鸡群优化粒子滤波跟踪算法可实现粒子间的信息交互,进一步与人工智能结合,在视觉跟踪领域将有更好的发展和应用.

参考文献:

[1] 侯志强,韩崇昭. 视觉跟踪技术综述[J]. 自动化学报, 2006, 32(4):603-617.

[2] 曹洁,李伟,李军,等. 强噪声背景下鲁棒的说话人跟踪[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015(增刊1):363-366.

[3] IBARGUREN A, MAURTUA I, PERRZ M A, et al. Multiple target tracking based on particle filtering for safety in industrial robotic cells[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2015, 72(C):105-113.

[4] 王宇霞,赵清杰,蔡艺明,等. 基于自重构粒子滤波算法的目标跟踪[J]. 计算机学报, 2016, 39(7): 1294-1306.

[5] 周卫东,孙天,储敏,等. 交互式多模型粒子滤波优化重采样算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(5):865-871.

[6] 杨伟明,赵美蓉,黄银国,等. 基于空间分布和时间序列分析的粒子滤波算法[J]. 电子学报, 2017, 45(2): 300-306.

[7] ZHAO J, LI Z. Particle filter based on Particle Swarm Optimization resampling for vision tracking[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12):8910-8914.

[8] TANG B. A modified PSO based particle filter algorithm for object tracking[C]// Spie Defense, Security, & Sensing. Independent Component Analyses, Compressive Sampling, Wavelets, Neural Net, Biosystems, and Nanoengineering XI, 2013:87500S.

[9] MENG X, LIU Y, GAO X, et al. A New Bio-inspired Algorithm: Chicken Swarm Optimization[M]// Advances in Swarm Intelligence. Springer International Publishing, 2014:86-94.

[10] 张建春,康凤举,梁洪涛,等. 基于鸡群优化的粒子滤波算法研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(2): 295-300.

[11] 吴定会,孔飞,纪志成. 鸡群算法的收敛性分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017(8):2105-2112.

[12] WU Y, LIM J, YANG M H. Object Tracking Benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(9):1834-1848.

作者简介:

曹洁女,(1966-),教授,博士生导师. 研究方向为信息融合、智能信息处理、模式识别等.

王振莹(通讯作者)男,(1993-),硕士研究生. 研究方向为目标跟踪. E-mail:1648271455@qq.com.

李伟男,(1982-),博士,助副研究员. 研究方向为目标跟踪、非线性滤波.