

# 基于云自适应粒子群优化粒子滤波的视频目标跟踪

刘峰<sup>1</sup> 宣士斌<sup>1,2</sup> 刘香品<sup>1</sup>

(1. 广西民族大学信息科学与工程学院, 南宁, 530006; 2. 广西混杂计算与集成电路设计分析重点实验室, 南宁, 530006)

**摘要:** 针对视频目标跟踪中遮挡问题处理不佳和快速运动目标易丢失的问题, 提出一种云自适应 PSO(CAPSO) 优化粒子滤波的视频目标跟踪算法。算法利用粒子滤波预测目标区域在视频下一帧图像的位置, 结合颜色直方图统计特性, 引入 CAPSO 算法并根据粒子适应度值将粒子集分成三个子群, 分别采用不同的惯性权重生成策略, 普通种群的惯性权重由  $X$  条件云发生器自适应地调整, 利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点, 使惯性权重满足快速寻优能力又具有随机性。通过 CAPSO 优化, 降低了粒子滤波重采样帧数, 减少了算法的运算量, 同时提高了搜索精度, 能较好地处理目标遮挡问题。并且 CAPSO 算法通过采用这三种不同的惯性权重生成策略, 可自适应地平衡算法的全局和局部搜索能力来调节粒子的搜索范围, 有效地解决了快速运动目标易丢失的问题。仿真实验结果表明, 新算法对视频目标跟踪中的遮挡和快速运动目标易丢失的情况具有较好的实时性和准确性。

**关键词:** 目标跟踪; 粒子滤波; 云模型; 粒子群优化

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Video Target Tracking Based on New Cloud Adaptive Particle Swarm Optimization Particle Filter

Liu Feng<sup>1</sup>, Xuan Shibin<sup>1,2</sup>, Liu Xiangpin<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Guangxi University for Nationalities, Nanning, 530006, China; 2. Guangxi Key Laboratory of Hybrid Computation and IC Design Analysis, Nanning, 530006, China)

**Abstract:** To improve the accuracy and robustness of occlusions and fast moving in video target tracking, a tracking algorithm based on particle filter optimized by a new cloud adaptive particle swarm optimization (CAPSO) is proposed. The possible position of moving target in the next frame image is predicted by particle filter, and the target template and candidate regions are matedched with the color histogram statistical characteristics to ensure the tracking accuracy. Then the proposed CAPSO is utilized to divide the particles into three group based on the fitness of the particle in order to adopt different inertia weight generating strategy. The inertia weight in general group is adaptively varied depending on  $X$ -conditional cloud generator. The inertia weight has randomness property because of the cloud model. Therefore, the re-sampling frequency of particles filter is reduced. The computational cost of particle filter is effectively re-

duced and it is effective to solve the target tracking problem of occlusions. In addition, the algorithm can effectively balance the global and local searching abilities of the algorithm by adopting three different inertia weight generating strategies, which can adjust the particle search range, thus being adaptable to different motion levels. Experimental results show that the proposed algorithm has a good tracking accuracy and real-time performance in case of occlusions and fast moving in video target tracking.

**Key words:** target tracking; particle filter; cloud model; particle swarm optimization

## 引 言

视频目标跟踪是近年来计算机视觉领域的研究热点,在人机交互、视频监控、智能交通等方面都有着广泛的应用<sup>[1]</sup>,但是视频目标跟踪中仍然存在一些难点问题,比如遮挡、目标快速运动以及强非线性、非高斯的状态估计问题。在各种目标跟踪算法中,粒子滤波(Particle filtering, PF)因能够有效地解决视频目标跟踪中普遍存在的非线性、非高斯性的问题<sup>[2]</sup>,在视频跟踪领域得到了足够的重视<sup>[3-5]</sup>。虽然粒子滤波器跟踪鲁棒性较高,但是在目标快速运动和目標被全部遮挡时仍然存在目标丢失现象,文献[6, 7]虽对粒子滤波进行了一些改进来解决遮挡问题,但却没能缓解粒子滤波中的权值退化和粒子匮乏现象<sup>[8]</sup>。

文献[9]提出的粒子群优化粒子滤波算法(Particle swarm optimization particle filtering, PSO-PF)通过不断更新粒子的速度和位置,驱动粒子向高似然区域移动,从而在一定程度上能够抑制粒子的退化与匮乏现象,加速了粒子集的收敛,使得粒子滤波的性能得到了提高。本文将这种优化思想应用于视频目标跟踪中,通过大量实验数据对比发现,PSO-PF算法可增加粒子的有效样本数,降低重采样的次数。但由于传统的PSO在追逐最优粒子时,随着越来越接近最优粒子,速度越来越小,粒子群表现出强烈的趋同性,容易陷入局部最优,特别是似然函数呈多峰状态时,会使大量粒子聚集在次优位置,无法到达最优位置,并不能有效地改善粒子退化与匮乏现象,影响了跟踪的精确度。

本文提出一种云自适应 PSO 粒子滤波算法(Cloud adaptive PSO-PF, CAPSO-PF),采用了最常用的、鲁棒性较好的颜色直方图作为粒子滤波的目标特征模型,并用 Bhattacharyya 系数作为衡量目标与粒子所确定区域的特征模型之间的相似性<sup>[10]</sup>。算法利用粒子滤波预测目标在视频下一帧图像的位置,计算出每个粒子所确定的图像区域的颜色直方图,引入本文提出的 CAPSO 算法,在取得最新观测值后根据粒子适应度值将粒子群分为 3 个子群,分别采用不同的惯性权重生成策略,较优粒子群中的粒子已经接近最优解,所以采用文中定义的最小惯性权重;次优粒子群的粒子采用文中定义的最大惯性权重;普通种群的惯性权重由文中改进的云模型<sup>[11]</sup>的 X 条件云发生器自适应地调整,惯性权重会随着粒子的适应度更优而减小,范围在最小和最大惯性权重之间,同时利用了云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点,使得惯性权重既满足快速寻优能力又具有随机性。将 CAPSO-PF 算法应用于视频目标跟踪中,通过采用这三种不同的惯性权重生成策略,可自适应地平衡算法的全局和局部搜索能力来调节粒子的搜索范围,可以适应不同运动剧烈程度的跟踪。

## 1 算法原理

### 1.1 PSO 粒子滤波算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡洛方法和递推贝叶斯估计的统计滤波方法<sup>[8]</sup>,利用一组加权的随机样本  $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$  来近似表征后验概率密度

$$p(x_k | Z_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (1)$$

式中:  $N$  为粒子数,  $\omega_k^i$  为第  $i$  个粒子的归一化重要性权重,  $x_k$  为  $k$  时刻的状态值,  $Z_k$  为 1 到  $k$  时刻的观测值,  $\delta(\cdot)$  为狄拉克函数。随着观测值递推更新, 可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, 从而获得最小的方差估计<sup>[12]</sup>。

PSO 优化粒子滤波算法具体过程如下。首先将最新的观测值引入采样过程, 并定义适应度函数为<sup>[9]</sup>

$$\text{fitness} = \exp\left[-\frac{1}{2R_k}(z_k - \hat{z}_{k|k-1}^i)^2\right] \quad (2)$$

式中:  $R_k$  为观测噪声方差;  $z_k$  为最新观测值;  $\hat{z}_{k|k-1}^i$  为预测观测值。

粒子初始化: 从先验概率  $p(x_0)$  产生粒子群  $\{x_{0,k}^i\}_{i=1}^N$ , 所有粒子的权值为  $1/N$ 。计算重要性权值  $\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \exp\left[-\frac{1}{2R_k}(z_k - \hat{z}_{k|k-1}^i)^2\right]$ 。再引入 PSO 算法, 根据最优值并利用下式来更新每个粒子的速度和位置, 使得粒子不断地向真实状态靠近。

$$v_{k+1}^i = \omega * v_k^i + c_1 r_1 * (p_{best} - x_k^i) + c_2 r_2 * (p_{gbest} - x_k^i) \quad (3)$$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad (4)$$

式中:  $r_1$  和  $r_2$  为介于  $(0, 1)$  区间的随机数;  $\omega$  称为惯性系数;  $c_1$  和  $c_2$  统称为学习因子。

最后归一化权值  $\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i$ , 判定重采样条件, 若  $N_{\text{eff}} < N_{\text{threshold}}$ , 则进行重采样, 将原来的带权样本  $\{x_{0,k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$  映射为等权样本  $\{x_{0,k}^i, N^{-1}\}_{i=1}^N$ , 从而达到复制权值较大的粒子、剔除权值较小粒子的目的。输出状态估计:  $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i x_k^i$ 。

## 1.2 改进的云自适应粒子群算法

粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的一种群智能优化方法<sup>[13]</sup>。通过群体中粒子间的合作和竞争产生的群体智能指导优化搜索。

### 1.2.1 云模型理论

云模型是一种对确定性知识进行定性、定量转换的数学模型, 主要反映客观世界中事物或人类知识中概念的模糊性和随机性, 为定性、定量结合的事物处理提供手段<sup>[11]</sup>。

设  $U$  是一个用精确数值表示的论域(一维的、二维或多维的),  $U$  上对应着定性概念  $A$ , 对于论域中的任何一个元素  $x$ , 都存在一个有稳定倾向的随机数  $y = \mu_A(x)$ , 称为  $x$  对概念  $A$  的确定度,  $x$  在  $U$  上的分布称为云模型, 简称云。云的数字特征用期望  $Ex$ , 熵  $En$  和超熵  $He$  来表征, 期望  $Ex$  在数域空间中最能够代表定性概念  $A$  的点。熵  $En$  反映定性概念  $A$  的不确定性, 一方面反映数域能被语言接受的范围; 另一方面反映定性概念云滴出现的随机性, 揭示模糊性和随机性的关联性。超熵  $He$  是熵的度量, 即熵的熵。

### 1.2.2 改进的 CAPSO 算法

考虑在 PSO 算法中, 惯性权重系数  $\omega$  使粒子保持运动惯性, 使其具有扩展搜索空间的趋势, 有助于新区域的搜索,  $\omega$  的取值对算法的性能具有重要影响。 $\omega$  较大时算法具有较强的全局搜索能力,  $\omega$  较小则算法倾向于局部搜索。设粒子群的大小为  $N$ , 第  $k$  次迭代中计算粒子的适应度值为  $f_i$ , 粒子群的平均适应度值  $f_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i$ ; 将适应度值优于  $f_{\text{avg}}$  的粒子的适应度值求平均得到  $f'_{\text{avg}}$ , 适应度值次于  $f_{\text{avg}}$  的粒子的适应度值求平均得到  $f''_{\text{avg}}$ , 最优粒子的适应度值为  $f_{\text{best}}$ ; 将粒子群分成了 3 个子群, 分别采用不同生成惯性权重生成策略。

(1) 如果  $f_i$  优于  $f'_{\text{avg}}$ , 说明粒子是群体中较为优秀的, 已经比较接近全局最优, 所以采用较小的惯

性权重,加快其全局收敛速度,取  $\omega = \omega_{\min}$ 。

(2)如果  $f_i$  次于  $f'_{\text{avg}}$ ,这是群体中较差的粒子,取  $\omega = \omega_{\max}$ 。

(3)如果  $f_i$  优于  $f'_{\text{avg}}$  但次于  $f'_{\text{avg}}$ ,这是群体中一般的粒子,按  $X$  条件云发生器非线性动态的调整粒子的惯性权重。自适应粒子群惯性权重生成算法

$$Ex = f'_{\text{avg}} \quad (5)$$

$$En = \frac{|f'_{\text{avg}} - f_{\text{best}}|}{s_1} \quad //s_1 \text{ 为控制参数} \quad (6)$$

$$He = \frac{En}{s_2} \quad //s_2 \text{ 为控制参数} \quad (7)$$

$$En' = \text{normrnd}(En, He) \quad (8)$$

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) * \exp\left(\frac{-(f_i - Ex)^2}{2(En')^2}\right) \quad (9)$$

随着粒子适应度更优,由数学极限定理易知,  $0 < \exp\left(\frac{-(f_i - Ex)^2}{2(En')^2}\right) < 1$ ,保证了  $\omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ ,

从  $\omega$  的取值公式可知  $\omega$  会随着粒子的适应度更优而减小,从而实现了较优粒子取得更小的  $\omega$  值。

云模型中,  $En$  影响正态云的陡峭程度。根据“ $3En$ ”规则<sup>[14]</sup>,有定量值的 99.74%落在  $s_1$  上。 $En$  越大,则云覆盖的水平宽度越大。结合算法的速度和精度,算法中取  $s_1 = 2.9$ ;  $He$  决定云滴的离散程度。 $He$  过小,会在一定程度上丧失“随机性”;  $He$  过大,又会丧失“稳定倾向性”,本文取  $s_2 = 10$ ,是为实现对算法稳定性的调解,即算法初期有较大的随机性,随机迭代的进行,逐渐保证算法的稳定性。为平衡算法中粒子群体因素和粒子个体因素的影响,学习因子实验取  $c_1 = c_2 = 2$ 。

本文提出的 CAPSO 算法将群体分为 3 个子群,分别采用不同的自适应操作,综合考虑群体早熟收敛程度和个体适应度值自适应地调整粒子的惯性权重,保证了群体惯性权重的多样性,从而提高了种群的多样性,避免陷入局部最优,达到收敛性和收敛速度的平衡。

## 2 CAPSO-PF 算法及其在视频目标跟踪中的应用

### 2.1 运动模型

在视频目标跟踪中,对于机动性不是很大的运动目标,通常采用一阶常速模型就能基本描述其运动规律。视频目标跟踪除了考虑目标的运动特性外,还要考虑目标的轮廓大小。通常采用椭圆或矩形来描述目标的外轮廓,  $(x, y)$  表示椭圆或矩形的中心点坐标,  $H_x$  和  $H_y$  分别为矩形的半长轴或半宽轴(椭圆的长轴和短轴),  $\hat{x}$  和  $\hat{y}$  分别表示目标中心在图像中  $x$  和  $y$  方向的速度。建立的目标状态可以表示为

$$\mathbf{S} = [x, \hat{x}, y, \hat{y}, H_x, H_y]^T \quad (10)$$

在整个运动过程中,目标中心  $(x, y)$  采用常速运动模型,而  $(H_x, H_y)$  采用随机扰动模型,主要是考虑目标轮廓的大小在跟踪期间变化的随机性较大,很难用精确的数学模型来描述。因此,建立如下运动方程<sup>[15]</sup>

$$\mathbf{S}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{S}_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{W}_k \quad (11)$$

式中:  $T$  为采样周期,  $W_k$  为多变量的高斯白噪声。

## 2.2 观测模型和 PSO 的适应度函数

采用最常用的颜色直方图作为目标特征观测模型。目标区域的中心为  $X = (x, y)$ , 轮廓半径为  $H = (H_x, H_y)$ , 目标区域内像素的位置为  $X_i = (x_i, y_i)$ , 则目标区域内的颜色直方图可以表示为

$$p^{(u)}(X) = \frac{\sum_{i=1}^{n_i} k\left(\frac{X - X_i}{H}\right) \delta[b(X_i - u)]}{\sum_{i=1}^{n_i} k\left(\frac{X - X_i}{H}\right)} \quad u = 1, \dots, m \quad (12)$$

式中:  $\delta$  是单位冲击函数,  $b(X_i)$  表示  $X_i$  处的颜色, 它是颜色直方图  $m$  位分格中的某一位,  $n_i$  为目标区域内像素的总数,  $k(\cdot)$  为核函数, 其定义如下

$$k(r) = \begin{cases} 1 - r^2 & r < 1 \\ 0 & r \geq 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $r$  为某点到区域中心的距离,  $k(r)$  的引入主要是考虑到在建立其颜色分布模型时, 不同位置的像素对于颜色直方图的贡献不同, 对于距离目标区域中心距离较远的像素分配较小权值, 尤其位于区域边界的像素, 由于其权值很小, 对颜色直方图的建立几乎不起作用, 对于距离目标区域中心距离较近的像素分配较大的权值, 这样建立的目标颜色模型将更加准确可信。

采用 Bhattacharyya 距离作为目标颜色直方图与候选区域的颜色直方图相似性的量度。两个连续分布  $p(u)$  和  $q(u)$  的巴特查理亚系数为

$$\rho[p, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u q_u} \quad (14)$$

Bhattacharyya 距离为<sup>[10]</sup>

$$d = \sqrt{1 - \rho[p, q]} \quad (15)$$

跟踪过程中的目标定位问题转化成了求式(15)取得极小值的候选目标区域的问题。当  $d$  值越小, 说明候选区域的颜色直方图与目标区域的颜色直方图越相似, 反之, 则相似程度越低。所以把式(15)作为 CAPSO 算法的适应度函数。

## 2.3 CAPSO-PF 算法及其在视频目标跟踪中的具体实现

1.1 节中提到的 PSO-PF 算法虽然在一定程度上能够抑制粒子的退化与枯竭问题, 但同样存在两个问题: PSO 自身容易陷入局部最优的问题和适应度函数无法满足视频跟踪中具体的应用。

PSO 在追逐最优粒子时, 随着越来越接近最优粒子, 速度越来越小, 粒子群表现出强烈的趋同性, 容易陷入局部最优, 特别当似然函数呈多峰状态时, 会使大量粒子聚焦在次优位置, 无法达到最优位置, 影响精确度, 而本文提出的 CAPSO 能有效地解决这个问题, 并且在视频跟踪应用中, 本文采用式(15)作为粒子群的适应度函数更能驱动粒子向真实状态移动。

在初始帧, 手动选取参考目标并计算目标区域的颜色直方图, 并在选定目标区域中随机采样粒子, 利用运动模型预测跟踪目标在视频下一帧图像的位置, 得到当前时刻的粒子集。然后计算每个粒子所确定的图像区域的颜色直方图, 并采用巴特查理亚距离  $d$  衡量粒子和目标模型的颜色直方图之间的相似性。引入本文提出的 CAPSO 算法并把  $d$  作为适应度函数, 粒子滤波中的粒子集作为 CAPSO 算法中的粒子。应用 CAPSO 算法驱动粒子向  $d$  值越小的区域移动, 直到粒子群分布在真实状态附近。最后利用式(16)计算出粒子集的观测概率。

$$p(z_k | S_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1 - \rho[p^i, q]}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

$d$  值越小,赋予越大的粒子权值,依据最小均方差准则,得到当前时刻的状态估计

$$\hat{S}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i S_k^i = \sum_{i=1}^N \omega_{k-1}^i p(z_k | S_k^i) S_k^i \quad (17)$$

再代入式(11),进行下一步的预测。

算法的具体实现步骤如下。

(1)确定椭圆目标区域  $(x_0, y_0, H_{x_0}, H_{y_0})$  及目标的颜色直方图  $H_0 = \{q^{(u)}\}_{u=1}^{\tau}$ , 其中  $\tau$  为直方图的格间数,  $q^{(u)}$  为第  $u$  个格间的值。从初始分布中采样  $N$  个粒子  $\{S_k^i\}_{i=1}^N$ , 粒子权值  $\omega_0^i$  为  $1/N$ 。

(2)第  $k$  时刻,按照式(11)演化上一时刻的粒子集  $\{S_{k-1}^i\}_{i=1}^N$ , 并采样得到当前时刻的粒子集  $\{S_k^i\}_{i=1}^N$ 。

(3)计算每个粒子  $S_k^i$  所确定的图像区域的颜色直方图  $H_i = \{p_i^{(u)}\}_{u=1}^{\tau}$ , 采用巴特查理亚系数衡量粒子  $S_k^i$  的  $H_i$  目标模型  $H_0$  之间的相似性,即

$$\rho[H_i, H_0] = \sum_{u=1}^{\tau} \sqrt{p_i^{(u)} q^{(u)}} \quad (18)$$

进而计算出粒子  $S_k^i$  的观测概率为

$$p(z_k | S_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1 - \rho[H_i, H_0]}{2\sigma^2}\right) \quad (19)$$

(4)粒子的观测概率反映了该粒子的重要程度。计算粒子的权值  $\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(z_k | S_k^i)$ , 引入 CAPSO 算法思想,计算每个粒子的适应度值。根据 1.2 节所讲算法思想将种群分为 3 个子群,分别采用不同的惯性权重生成策略,并利用下式来更新每个粒子的速度与位置

$$v_{k+1}^i = \omega * v_k^i + c_1 r_1 * (p_{best} - S_k^i) + c_2 r_2 * (p_{gbest} - S_k^i) \quad (20)$$

$$S_{k+1}^i = S_k^i + v_{k+1}^i \quad (21)$$

式中:  $r_1$  和  $r_2$  是介于  $(0, 1)$  区间的随机数,  $\omega$  称为惯性系数;  $c_1$  和  $c_2$  统称为学习因子。

(5)粒子权值归一化  $\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i$ 。

(6)依据最小均方差准则,估计目标状态  $\hat{S}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i S_k^i$ 。

(7)重采样。若  $N_{eff} < N_{threshold}$ , 则进行重采样,重新得到一组粒子  $\{S_k^{i*}\}_{i=1}^N$ 。

(8)  $k = k + 1$ , 返回第(2)步。

## 2.4 目标遮挡和目标快速运动

目标遮挡一直是目标跟踪中的棘手问题。在目标被遮挡的情况中,存在着较强的干扰,使得大权值的粒子不一定都对目标状态,甚至目标不再对应最优匹配,粒子权值退化严重,而通过 CAPSO 算法的优化,使得粒子集在权重值更新前更加趋向于高似然区域,同时,优化过程使得远离真实状态的粒子趋向于真实状态出现概率较大的区域,提高了粒子质量;目标遮挡处理最重要的是跟踪目标的重新捕获,由于目标状态的不稳定性,在遮挡后可能会出现目标突然加速运动和运动轨迹发生改变的现象,这就需要更大的搜索范围来搜索目标。调节 CAPSO 算法中的惯性权重自适应地扩大粒子的搜索范围,可以较好地解决这个问题,估计出比较真实的状态。并且优化过程还抑制了粒子的退化与匮乏现象,加速了粒子集的收敛,减小了计算量,保证了跟踪算法的实时性。

在目标快速运动的情况,当目标运动剧烈时,两帧之间目标的位移矢量相对较大,如果固定地采用较小的粒子搜索范围,粒子的多样性会下降,粒子分布与目标真实状态交叠的部分较少,此时需要更大的搜索范围来保证状态的估计精度。在 CAPSO 算法中通过调节惯性权重最大值  $\omega_{max}$  和惯性权重最小值  $\omega_{min}$  平衡算法的全局和局部搜索能力,可以适应不同运动剧烈程度的目标跟踪。通过大量实验验证,

$\omega_{\min}$  取 0.1。当视频目标运动剧烈时,取  $\omega_{\max}=0.6\sim 0.8$ ;当运动剧烈程度中等时,取  $\omega_{\max}=0.4\sim 0.6$ ;当运动较缓慢时,取  $\omega_{\max}=0.2\sim 0.4$ 。

### 3 仿真结果与分析

程序基于 Matlab 和 Visual studio 编程环境,在 CPU 为 AMD Athlon 2.99 GHz,内存为 1.75 GB 的 PC 机上运行。视频的分辨率均为  $480\times 320$ 。

#### 3.1 跟踪效果及分析

为了验证算法的有效性,将本文算法与 PF、粒子群粒子滤波(PSO-PF),文献[16]中的高斯粒子群粒子滤波(GPSO-PF)算法,基于直方图的均值漂移(Mean Shift)以及文献[6]中的基于记忆模型的粒子滤波算法(MPF)进行了比较。文献[16]中的 GPSO-PF 是基于一个高斯分布来不断更新粒子速度的改进算法,收敛性好于 PSO-PF 算法;Mean Shift 是一种基于梯度的无参数密度估计方法,通过不断迭代 Mean Shift 向量使得算法收敛于目标的真实位置,从而达到跟踪的目的;MPF 算法是一种基于记忆的粒子滤波改进算法,能有效解决部分遮挡的问题。

第 1 组实验是遥控玩具直升飞机的视频序列<sup>[17]</sup>,目标运动剧烈程度中等,在 361~364 帧直升机有遮挡的情况。实验效果如图 1 所示,在第 365 帧时刻,目标被遮挡后 PF 跟踪中粒子完全偏离跟踪目标,而 PSO-PF, CAPSO-PF 跟踪状态良好。在各个时刻中, CAPSO-PF 的粒子集中程度都要比 PSO-PF 方法高。此实验表明 CAPSO-PF 算法在遮挡情况下能保持较好的跟踪效果。

第 2 组实验是一辆快速运动的汽车视频序列<sup>[18]</sup>。实验效果如图 2 所示,在目标运动剧烈情况下,传统 PF 和基于直方图的 Mean Shift 受到了一定程度上的影响, Mean Shift 影响更大,而 GPSO-PF 和 CAPSO-PF 算法跟踪精度并没有受到太大的影响,而从第 82 帧可看出, CAPSO-PF 比 GPSO-PF 算法跟踪效果更好,此实验说明 CAPSO-PF 在目标运动剧烈情况下仍能保持较高的跟踪精度。

第 3 组实验是一场足球比赛视频片段<sup>[19]</sup>,目标运动员速度非常快,并有被另一名运动员遮挡的情况。实验效果如图 3 所示,在目标快速运动的情况下, PF 跟踪效果受到较大影响,而 GPSO-PF 和 CAPSO-PF 算法却几乎没有受到影响;在第 51 帧目标被遮挡时刻, PF 和 GPSO-PF 跟踪效果均受到影响,而 MPF 和 CAPSO-PF 算法仍能实现有效跟踪,并且 CAPSO-PF 算法效果要比 MPF 算法好一些,此实验说明 CAPSO-PF 算法在目标运动剧烈同时受到遮挡的情况下,保持了很高的精度和鲁棒性。



(a) 粒子滤波

(a) PF



(b) 高斯粒子群粒子滤波

(b) GPSO-PF



(c) 云自适应PSO粒子滤波  
(c) CAPSO-PF

图 1 第 1 组实验视频在第 360,362,365 帧的跟踪效果

Fig. 1 The first tracking results at frame 360, 362, 365



(a) 粒子滤波  
(a) PF



(b) 高斯粒子群粒子滤波  
(b) GPSO-PF



(c) 均值漂移  
(c) Mean shift



(d) 云自适应PSO粒子滤波  
(d) CAPSO-PF

图 2 第 2 组实验视频在第 58,66,82 帧的跟踪效果

Fig. 2 The second tracking results at frame 58, 66, 82



(a) 粒子滤波

(a) PF



(b) 高斯粒子群粒子滤波

(b) GPSO-PF



(c) 基于记忆的粒子滤波

(c) MPF



(d) 云自适应PSO粒子滤波

(d) CAPSO-PF

图3 第3组实验视频在第42,51,59帧的跟踪效果

Fig. 3 The third tracking results at frame 42, 51, 59

### 3.2 跟踪精度和计算量分析

比较第1组实验中各算法的跟踪精度,其中粒子数为300。如图4所示,CAPSO-PF跟踪误差总体比PF和PSO-PF算法小。尤其是第362帧目标被遮挡时,PF和PSO-PF算法的误差较大,而CAPSO-PF受到干扰程度明显较小。跟踪结果目标中心坐标与目标真实中心点坐标的距离误差为

$$E_{XY} = \sqrt{(x_{\text{true}} - x)^2 + (y_{\text{true}} - y)^2} \quad (22)$$

式中:  $(x, y)$  是算法估计结果目标中心坐标,  $(x_{\text{true}}, y_{\text{true}})$  是真实值中点坐标,真实值采用手工逐帧标定。

对3组视频实验中3种算法的计算量进行分析。第1组实验取视频第81~480帧,第2组实验取视频第49~82帧,第3组实验取视频第30~59帧。统计20次实验数据的平均值,结果见表1和表2。

$N_{\text{threshold}} = 0.6N$ 。

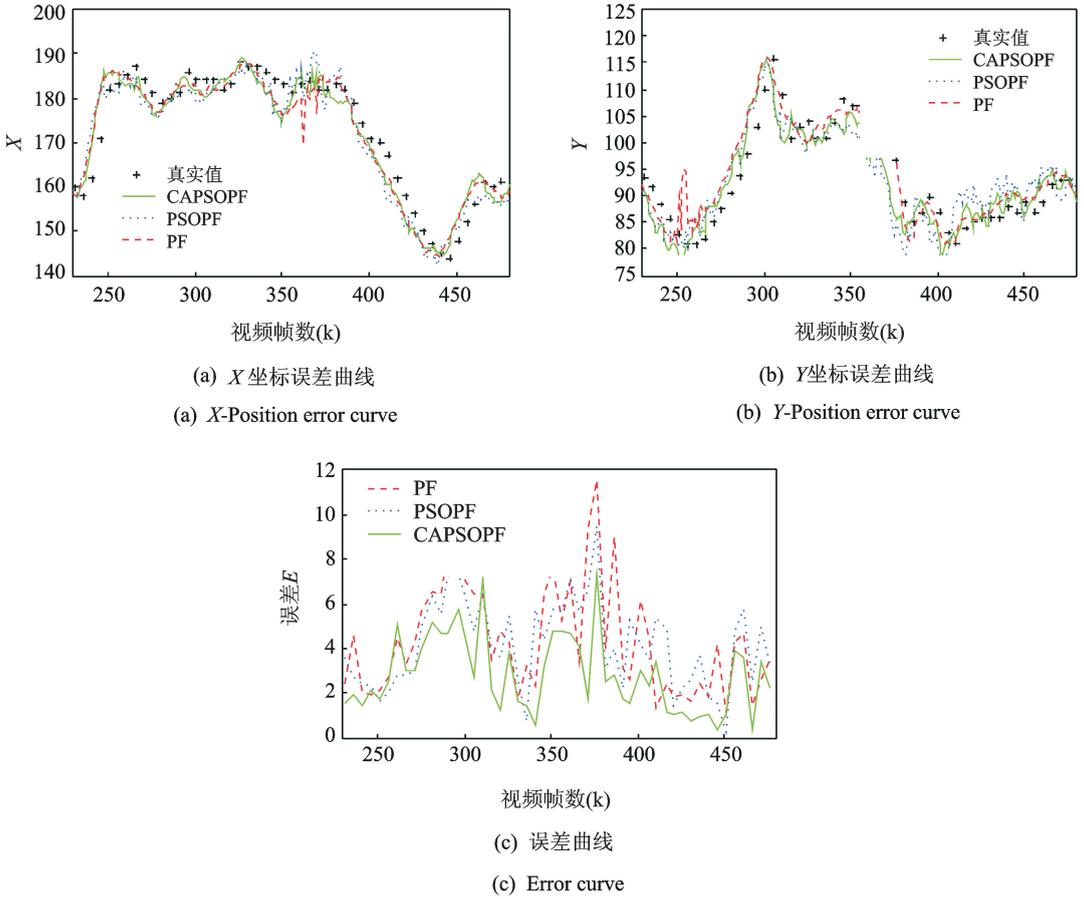


图 4 第 1 组实验视频中的 PF, PSO-PF 和 CAPSO-PF 的跟踪精度对比

Fig. 4 Comparison of tracking accuracy among PF, PSO-PF and CAPSO-PF on the first video-sequence.

表 1 3 组实验性能数据对比

Table 1 Comparison of efficiency among PF, PSO-PF and CAPSO-PF

粒子数	算法	第 1 组实验(400 帧)		第 2 组实验(34 帧)		第 3 组实验(30 帧)		重采样率 (3 组实验 平均值)
		平均有效 样本数	重采样 帧数	平均有效 样本数	重采样 帧数	平均有效 样本数	重采样 帧数	
N=300	PF	179.400	203.7	168.827	18.7	160.915	18.8	56.2%
	GPSO-PF	198.306	145.6	189.901	13.8	174.817	16.8	44.3%
	CAPSO-PF	204.536	123.8	204.858	9.8	185.422	12.8	<b>34.1%</b>
N=100	PF	58.811	214.0	56.810	19.2	54.470	18.4	57.1%
	GPSO-PF	65.479	148.2	60.929	15.1	57.227	16.2	45.2%
	CAPSO-PF	67.259	128.9	67.453	10.6	62.075	12.5	<b>35.0%</b>
N=50	PF	30.167	208.0	29.402	20.8	29.764	17.5	57.2%
	GPSO-PF	32.717	146.2	32.215	16.0	31.156	15.9	45.5%
	CAPSO-PF	34.081	127.6	34.747	10.7	33.096	13.1	<b>35.7%</b>

表 2 3 组实验运行时间对比  
Table 2 Average computation time

粒子数	算法	运行时间			每秒处理帧数
		第 1 组	第 2 组	第 3 组	
	PF	17.827	1.756	1.722	21.779
GPSO-PF	GPSO-PF	25.956	2.592	2.494	14.947
	CAPSO-PF	21.486	2.267	2.147	<b>17.915</b>
	PF	15.621	1.593	1.575	24.695
GPSO-PF	GPSO-PF	18.025	1.893	1.823	21.342
	CAPSO-PF	16.981	1.786	1.746	<b>22.620</b>
	PF	15.021	1.572	1.522	25.614
GPSO-PF	GPSO-PF	16.941	1.748	1.701	22.756
	CAPSO-PF	15.917	1.671	1.641	<b>24.130</b>

表 1 和表 2 的数据表明, CAPSO-PF 算法增加了粒子的有效样本数, 同时减少了重采样帧数, 相应地降低了计算量, 只是在处理部分帧的情况下需要一定的运算时间。在实验中, CAPSO-PF 算法平均每秒可处理 18~24 帧的图像, 可以满足跟踪实时性的要求。算法虽然比 PF 算法运行时间稍长一些, 但是能有效地解决目标跟踪中遮挡和快速运动问题, 总体来说具有较好的实时性和准确性。

#### 4 结束语

针对视频目标跟踪领域中遮挡问题处理不佳和快速运动目标易丢失的问题, 本文提出一种云模型自适应 PSO(CAPSO) 优化粒子滤波的视频目标跟踪算法。算法运用粒子滤波预测目标在视频下一帧图像的位置, 结合颜色直方图统计特性, 引入 CAPSO 算法并根据粒子适应度值将粒子集分成三个子群, 分别采用不同的惯性权重生成策略, 普通种群的惯性权重由  $X$  条件云发生器自适应地调整。利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点, 使惯性权重满足快速寻优能力又具有随机性, 能自适应地调整算法的全局和局部搜索能力, 可通过调节最大权重值的大小来调节粒子的搜索范围, 有效解决了快速运动目标易丢失的问题。实验结果验证了本文算法优越性, 对视频目标跟踪中的遮挡和快速运动目标易丢失的情况具有较好的实时性和鲁棒性。

#### 参考文献:

- [1] 卞志国, 金立左, 费树岷. 视频目标跟踪中的提升分类算法[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(6): 683-688.  
Bian Zhiguo, Jin Lizuo, Fei Shumin. Boosting classification algorithm in visual object tracking [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010, 25(6): 683-688.
- [2] 姚剑敏, 辛琦, 郭太良. 一种基于粒子滤波的自适应相关跟踪算法[J]. 武汉理工大学学报, 2008, 30(1): 6-9.  
Yao Jianmin, Xin Qi, Guo Tailiang. Adaptive correlation tracking algorithm based on particle filter [J]. Journal of WUT, 2008, 30(1): 6-9.
- [3] 朱明清, 王智灵, 陈宗海. 基于改进 Bhattacharyya 系数的粒子滤波视觉跟踪算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(10): 1579-1583.  
Zhu Mingqing, Wang Zhiling, Chen Zonghai. Modified Bhattacharyya coefficient for particle filter visual tracking [J]. Control and Decision, 2012, 27(10): 1579-1583.
- [4] 夏思宇, 潘泓, 金立左, 等. 基于特征组合的人脸跟踪方法[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 15-19.  
Xia Siyu, Pan Hong, Jin Lizuo, et al. Face tracking based on feature combination [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(1): 15-19.
- [5] 章飞, 周杏鹏, 陈小惠. 基于粒子滤波的交互式多模型多机动目标跟踪[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(2): 181-187.  
Zhang Fei, Zhou Xingpeng, Chen Xiaohui. Interacting multiple model tracking algorithm of multiple maneuvering targets based on particle filter [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(2): 181-187.

- [6] 齐玉娟,王延江. 基于人类记忆模型的粒子滤波鲁棒目标跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(5): 810-816.  
Qi Yujuan, Wang Yanjiang. Robust object tracking algorithm by particle filter based on human memory model [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(5):810-816.
- [7] 高琳,范勇,陈念年,等. 基于稀疏表达的遮挡目标跟踪算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(15): 5-8.  
Guo Lin, Fan Yong, Chen Niannian, et al. Object tracking algorithm under occlusion based on sparse representation [J]. Computer Engineering, 2012, 38(15): 5-8.
- [8] Doucet A, Godsill S. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(1): 197-208.
- [9] 方正,佟国峰,徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法[J]. 控制与决策, 2007, 22(3): 273-277.  
Fang Zheng, Tong Guofeng, Xu Xinhe. Particle swarm optimized particle filter [J]. Control and Decision, 2007, 22(3): 273-277.
- [10] Katja N, Esther K, Luc V G. Object tracking with and adaptive colorbased particle filter[C]//Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition. Zurich, Switzerland:[s. n. ], 2002:353-360.
- [11] Li D Y, Meng H, Shi X M. Membership clouds and membership cloud generators[J]. Computer Research and Development, 1995, 32(6): 5-20.
- [12] 陈志敏,薄煜明,吴盘龙,等. 基于新型粒子群优化的粒子滤波雷达目标跟踪算法[J]. 信息与控制, 2012, 41(4): 413-418.  
Chen Zhimin, Bo Yuming, Wu Panlong, et al. A particle filter radar target tracking algorithm based on novel particle swarm optimization [J]. Information and Control, 2012, 41(4): 413-418.
- [13] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proc of the IEEE Intl Conf on Neural Networks. Piscataway, NJ:IEEE, 1995, IV:1942-1948.
- [14] 刘常昱,李德毅,潘莉莉. 基于云模型的不确定性知识表示[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(2): 32-35.  
Liu Changyu, Li Deyi, Pan Lili. Uncertain knowledge representation based on cloud model [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(2): 32-35.
- [15] 李安平. 复杂环境下的视频目标跟踪算法研究[D]. 上海:上海交通大学, 2006: 20-31.  
Li Anping. Research of tracking algorithm for visual target under complex environments[D]. Shanghai, China: Shanghai Jiao Tong University, 2006: 20-31.
- [16] Krohling R A. Gaussian swarm: A novel particle swarm optimization algorithm[C]//Cybernetics and Intelligent Systems, 2004 IEEE Conference on. [S. l.]:IEEE, 2004, 1: 372-376.
- [17] FCBHighDef. Soccer game video[EB/OL]. [http://v.youku.com/v\\_show/id\\_XNDk4OTQ1OTEy.html](http://v.youku.com/v_show/id_XNDk4OTQ1OTEy.html), 2013.
- [18] International Business Machine Ltd. Performance evaluation of surveillance systems[EB/OL]. <http://www.research.ibm.com/peoplevision/performanceevaluation.html>, 2001.
- [19] Sebastien PARIS. Particle filter color tracker[EB/OL]. <http://www.mathworks.cn/matlabcentral/fileexchange/17960>, 2007.

作者简介:刘峰(1989-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理与模式识别;宣士斌(1964-),男,教授,研究方向:图像处理与模式识别, E-mail: sbinxuan@gxun.cn;刘香品(1987-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理与模式识别。

