



DOI: 10.12086/oe.2019.180120

改进萤火虫优化算法在运动阴影去除方面的应用

刘磊, 曹民*, 张晓

上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093



摘要: 运动阴影与目标物体粘连, 具有运动一致性, 常常被误检测为运动目标的一部分。运动阴影的存在改变了运动物体的形状, 影响运动目标前景的进一步分析。为了解决这一问题, 提出了一种基于改进萤火虫优化算法的运动阴影去除算法。通过基于种群历史最佳位置影响的改进萤火虫算法(IFA)优化 2-Otsu(二维最大类间差法)距离测度函数的寻优过程, 获得最佳阈值, 并以此进行图像分割, 去除运动阴影, 并同传统 2-Otsu 法、粒子群算法(PSO)优化 2-Otsu 法、萤火虫算法(FA)优化 2-Otsu 法进行比较。实验结果证明, 该方法较其他三种方法分别快 2.69 倍, 1.42 倍, 1.21 倍; 另外, 在区域一致性、阴影检测率和识别率方面均优于其他三种算法, 验证了方法的有效性。

关键词: 运动阴影; 改进萤火虫算法; 最佳阈值; 图像分割; 2-Otsu 法

中图分类号: TN29; TP18

文献标志码: A

引用格式: 刘磊, 曹民, 张晓. 改进萤火虫优化算法在运动阴影去除方面的应用[J]. 光电工程, 2019, 46(4): 180120

Application of improved firefly optimization algorithm in motion shadow removal

Liu Lei, Cao Min*, Zhang Xiao

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: The motion shadow is conglutinous with the object, and has the consistency of motion. It is often misdetected as a part of the moving target. The existence of motion shadow changes the shape of the moving object and influences the further analysis of the foreground of the moving target. To solve this problem, a motion shadow removal algorithm based on improved firefly optimization algorithm is proposed. The optimal threshold is obtained by optimizing the 2-Otsu distance measure function based on the improved glowworm algorithm which is based on the influence of the best position in the population history, and then the image is segmented and the moving shadow is removed. Compared our method with the traditional 2-Otsu method, particle swarm optimization (PSO) optimize 2-Otsu method, firefly optimization algorithm (FA) optimize 2-Otsu method, the experimental results show that the algorithm are 2.69, 1.42 and 1.21 times faster than the other three methods in the presence of shadow. Besides, it is superior to the other three algorithms in terms of region consistency, shadow detection rate and recognition rate. The effectiveness of the method is verified.

收稿日期: 2018-03-13; 收到修改稿日期: 2018-12-21

基金项目: 国家重大仪器设备开发专项(2016YFF0101402); 上海高校青年教师培训计划资助项目(ZZsl15008)

作者简介: 刘磊(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事机器视觉、图像处理的研究。E-mail: 1187685955@qq.com

通信作者: 曹民(1970-), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事图像处理、港机自动化、自动导航、天线充电、智能车灯等研究。

E-mail: mincao@usst.edu.cn

Keywords: motion shadow; improved firefly optimization algorithm; the best threshold; image segmentation; 2-Otsu method

Citation: Liu L, Cao M, Zhang X. Application of improved firefly optimization algorithm in motion shadow removal[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(4): 180120

1 引言

运动阴影去除是计算机视觉中一个重要的研究领域，目的是消除运动阴影对运动目标前景的影响，从而准确地提取出运动目标前景。阴影显著异于背景而被理解为前景^[1]，运动阴影与目标物体相互粘连，具有相似的运动特征，常常被误检测为运动目标前景的一部分。运动目标的形状、质心等几何特性会因阴影的存在而出现误差^[2]，影响运动目标的测量、定位、跟踪及多运动目标的分割^[3]，增加了运动目标检测的难度，对后续的认识、跟踪造成了不良的影响。

目前，阴影去除主要有基于颜色的方法和基于纹理的方法。基于颜色信息的方法是利用阴影具有色度不变性的特征来去除目标检测结果中的阴影区域。Zhou 等人^[4]提出了一种根据光学阴影的特点，基于 HSV 颜色空间和纹理局部交叉熵消除阴影的方法。Jia 等人^[5]提出了一种基于检测移动目标边缘特征并提取边缘阴影的方法，采用校正 RGB 分量比和 B/R 组合来改善候选阴影区域，提高了阴影检测的准确性，最终实现阴影去除。然而，这些方法的一个缺点是它们只能检测一个帧中的小区域的阴影，并且对暗色调目标的识别和阴影检测不敏感。基于纹理的方法是利用阴影具有纹理相似性的特征来去除阴影区域。Leone 等人^[6]提出使用 Gabor 函数提取和匹配图像的纹理特征来判断阴影；曹健等人^[7]结合颜色空间与 LBP 纹理特征的方式来检测阴影区域。Najdawi 等人^[8]提出了一种将纹理属性与 YUV 色彩模型相结合的小波变换的阴影检测算法。Sanin 等人^[9]提出了一种使用颜色特征和一些基于梯度的纹理相关性的阴影检测方法。上述方法取得了一定效果，但是在处理平坦区域以及前景与背景纹理相似的问题上存在一定的缺陷。虽然已经存在很多种有关阴影去除的算法，但现有的算法都仅在对某一特定目标或者特定应用场景的情况下适用，且算法输出结果有待提高。

近年来许多学者利用群智能优化算法搜索最佳分割阈值，包括基于蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)^[10-11]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[12-14]、狼群算法(wolf pack algorithm, WPA)等分割

方法。群智能算法计算简单，容易实现且计算效率较高，已得到了大量的应用^[15]。萤火虫算法(firefly algorithm, FA)^[16-18]是剑桥学者 Xin-She Yang 于 2008 年提出的一种新型群体智能算法，FA 与 GA、PSO 和 FSA 等其他智能算法相比，具有搜索速度快、调节参数少、收敛精度高、鲁棒性能好等特点。但是萤火虫算法后期的收敛速度相对较慢，本文在传统萤火虫算法的基础上，提出了一种受群体历史最佳位置影响的改进萤火虫算法(improvement firefly algorithm, IFA)。考虑到 2-Otsu 算法^[19]中高复杂度、分割效果差和实时性差等问题，本文将 IFA 与 2-Otsu 法相结合，通过 IFA 来求解 2-Otsu 的目标函数，求出最优解，从而获得最佳的图像分割阈值，然后对图像进行分割，去除运动阴影。实验结果表明，通过本文提出的算法，运动阴影去除效果得到了有效改善，并提高了运行速度。

2 传统 2-Otsu 阈值分割阴影去除算法

假设一个图像的灰度级为 L ，可以用一个二维灰度强度函数 $f(x, y)$ 表示，则其邻域像素的灰度级也为 L ，可以通过函数 $g(x, y)$ 表示，则：

$$g(x, y) = \frac{1}{k^2} \sum_{l=-k}^k \sum_{q=-k}^k f(x+l, y+q) \quad (1)$$

令 $f(x, y) = i$ ， $g(x, y) = j$ ， $M_{i,j}$ 为 (i, j) 出现的频数，则相应的联合频率密度定义为

$$p_{i,j} = \frac{M_{i,j}}{N} \quad (2)$$

式中 $N = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} M_{i,j}$ 为像素点总数。

2-Otsu 采用穷举法搜索遍历全部像素点来求解最佳阈值，对于有效区域上一个可行的阈值向量 (s, t) ，可将图像灰度直方图划分成四个区域，如图 1 所示。B、C 区域分别代表目标前景和阴影，A、D 区域代表边缘和噪声区。令 ω_B 、 ω_C 分别为目标前景区域和阴影区域像素点的概率和， μ_B 、 μ_C 分别为两区域对应的像素点的斜率均值矢量，则求 ω_B 、 ω_C 、 μ_B 、 μ_C 如式(3)~式(6)所示。

$$\omega_B = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{i,j} \quad (3)$$

$$\omega_C = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{i,j} \quad (4)$$

$$\mu_B = (\mu_{B_i}, \mu_{B_j})^T = \left(\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{ip_{i,j}}{\omega_B}, \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{jp_{i,j}}{\omega_B} \right)^T \quad (5)$$

$$\mu_C = (\mu_{C_i}, \mu_{C_j})^T = \left(\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{ip_{i,j}}{\omega_C}, \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{jp_{i,j}}{\omega_C} \right)^T \quad (6)$$

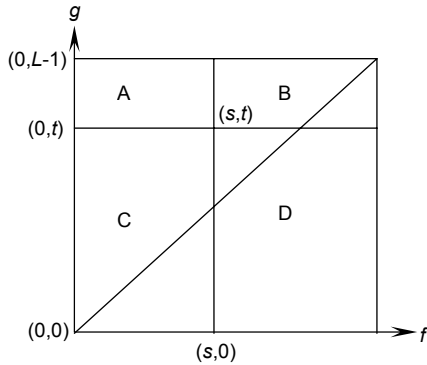


图 1 传统 Otsu 的阈值分割图

Fig. 1 Threshold segmentation graph of traditional Otsu

二维直方图所有像素点的均值矢量为

$$\mu = (\mu_i, \mu_j)^T = \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip_{i,j}, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jp_{i,j} \right)^T \quad (7)$$

忽略远离灰度直方图主对角线的像素点，则 $\omega_B + \omega_C \approx 1$ ，且 $\mu \approx \omega_B \mu_B + \omega_C \mu_C$ ，定义类间离散度矩阵为

$$S = \omega_B (\mu_B - \mu)^T (\mu_B - \mu) + \omega_C (\mu_C - \mu)^T (\mu_C - \mu) \quad (8)$$

将离散度矩阵的迹作为两类区域的类间距离量函数，如式(9)所示：

$$r_{tr}(S) = \omega_B [(\mu_{B_i} - \mu_i)^2 + (\mu_{B_j} - \mu_j)^2] + \omega_C [(\mu_{C_i} - \mu_i)^2 + (\mu_{C_j} - \mu_j)^2] \quad (9)$$

则最佳分割阈值为 $r_{tr}(S)$ 取得最大值时所对应的 (s, t) (其中 $0 \leq s, t \leq L-1$)。

传统 2-Otsu 算法虽然可以提高阈值选取的准确度和算法的抗噪性，但是其计算量较大，计算复杂度较高，实时性能较差。因此本文引入了改进萤火虫算法来对其进行优化。

3 改进萤火虫算法(IFA)

3.1 基本萤火虫算法

萤火虫算法(FA)是利用自身的发光特性，在特定区域内寻找更明亮的萤火虫，在其吸引下向其移动，

并进行位置更新。每个萤火虫的信息包括位置、亮度和相邻萤火虫之间的吸引度。

萤火虫亮度变化的高斯解析式表达式为

$$I = I_0 e^{-\gamma R_j^2} \quad (10)$$

式中： I_0 是最大亮度值， γ 为光强吸收系数， R_j 为两个个体的间距。

吸引度表达式：

$$\beta(\gamma) = \beta_0 e^{-\gamma R_j^2} \quad (11)$$

式中： β_0 为最大吸引度， $\beta_0 \in [0,1]$ ； γ 、 R_j 意义同上。

萤火虫的位置更新式为

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma R_j} (X_j(t) - X_i(t)) + \alpha(rand - 1/2) \quad (12)$$

式中： $X_i(t)$ 和 $X_j(t)$ 分别表示在第 t 次迭代时萤火虫 i 和萤火虫 j 的位置； α 为步长因子，且 $\alpha \in [0,1]$ ； $rand \in U(0,1)$ 为随机因子。

萤火虫算法是利用萤火虫优化过程来模拟搜索最优解的过程。每一个萤火虫代表了一个可行的解决方案，解决在空间中随机分布的问题。相应的荧光亮度来判别对应的适宜解是否良好，在相对吸引力的影响下，萤火虫的位置不断更新，寻找最优解。在基本萤火虫算法搜索模型中，如果在附近找到更亮的个体，萤火虫就会朝着更亮的萤火虫方向移动，但没有考虑到种群历史最佳位置的影响。假设一个萤火虫在附近找到一个更亮的萤火虫并朝它移动，但个体的移动路线偏离最优位置的方向，必然会降低收敛速度，容易陷入局部最优。本文在考虑种群历史最佳位置的影响下，提出了一种基于种群历史最佳位置影响的改进萤火虫算法。

3.2 基于种群历史最佳位置影响的改进萤火虫算法

在使用萤火虫算法迭代搜索过程中，如果萤火虫 i 找到一个更明亮的萤火虫 j 时，萤火虫 i 会以一定的步长向 j 移动，但是运动方向会在种群历史最佳位置的影响下发生偏转，偏转方向为萤火虫 i 朝 j 方向和 i 朝种群历史最佳位置(x_{best})方向的合方向，这样每个搜索都得到了更好的解决，从而改善了收敛速度。受种群历史最佳位置影响的改进萤火虫算法的原理如图 2 所示。假设在搜索范围内的任何萤火虫 i 都被明亮的萤火虫 j 所吸引，并受到种群历史最佳位置的影响。则萤火虫会朝最优方向移动，从而加快收敛速度。

萤火虫 i 在种群历史最佳位置的影响下的位置更新公式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_0 \cdot e^{-\gamma R_j^2} \cdot (x_j(t) - x_i(t)) + \beta_0 \cdot e^{-\gamma R_{best}^2} \cdot (x_{best}(t) - x_i(t)) + \alpha \cdot (rand - 1/2), \quad (13)$$

式中： $x_i(t)$ 为萤火虫的初始位置， $\beta_0 \cdot e^{-\gamma R_j^2} \cdot (x_j(t) - x_i(t))$ 表示萤火虫在其他萤火虫的吸引下更新的位置， $\beta_0 \cdot e^{-\gamma R_{best}^2} \cdot (x_{best}(t) - x_i(t))$ 表示萤火虫在历史最佳位置影响下更新的位置， $\alpha(rand - 1/2)$ 为随机步长项，可以有效的避免搜索结果陷入局部最优。

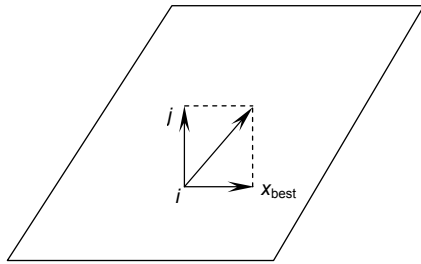


图 2 改进萤火虫算法原理图
Fig. 2 IFA algorithm schematic diagram

基于种群历史最佳位置影响的萤火虫算法既保持了基本萤火虫算法的搜索速度快、调节参数少、实现简单、鲁棒性能好等特性，又提高了算法精度，加快了收敛速度。因此本文引入了基于种群历史最佳位置影响的改进萤火虫算法。

3.3 IFA 和 2-Otsu 阈值分割阴影去除方法的结合

提出了一种基于改进萤火虫优化算法的运动阴影去除算法，将 IFA 与 2-Otsu 算法相结合，从而实现用 IFA 对目标函数(9)求最佳解问题来代替 2-Otsu 算法的阈值 (s, t) 选取问题。

$$H_{max} = r_{tr}(S) = \omega_B [(\mu_{B_i} - \mu_i)^2 + (\mu_{B_j} - \mu_j)^2] + \omega_C [(\mu_{C_i} - \mu_i)^2 + (\mu_{C_j} - \mu_j)^2], \quad (14)$$

当 $r_{tr}(S)$ 取最大值时， H_{max} 为全局最优值。

将 $r_{tr}(S)$ 作为萤火虫算法的目标函数，图像的最佳分割阈值为目标函数取最大时所对应的 (s, t) 。算法设有三个理想规则：1) 萤火虫不分雌雄，萤火虫只会被亮度更强的其他个体吸引；2) 吸引度与亮度成正比；3) 萤火虫的亮度与搜索过程中的目标函数有关。

3.4 基于 IFA 阴影去除方法的步骤与流程

算法具体步骤如下：

1) 将 m 个萤火虫随机放置在搜索范围内，其中光强吸收系数为 γ ，最大吸引度为 β_0 ，最大迭代次数为 T ，随机步长因子为 α ，萤火虫的初始位置是随机分布的。

2) 计算萤火虫的荧光亮度。通过 $r_{tr}(S)$ 计算萤火虫算法的目标函数值，并将其作为 I_0 结合到 IFA 中。

3) 更新萤火虫 i 的位置。萤火虫 i 不仅被一只更明亮的萤火虫所吸引，而且还受到种群历史最佳位置的影响，位置更新式为(13)。其中最亮的萤火虫会根据以下公式来更新自己的位置：

$$x_{best}(t+1) = x_{best}(t) + \alpha \cdot (rand - 1/2), \quad (15)$$

$x_{best}(t)$ 是迭代 t 次时的全局最优位置。

4) 位置更新之后，采用 $r_{tr}(S)$ 重新计算 I_0 ，并搜索区域内最亮的萤火虫，当目标值得到改进时对最优解进行更新，否则不变。

5) 当迭代次数达到 T 时，记录下 H_{best} ， H_{best} 所对应的 (s, t) 即为最佳分割阈值。否则重复步骤 3)~5)。

基于 IFA 的阴影去除算法流程图如图 3 所示。

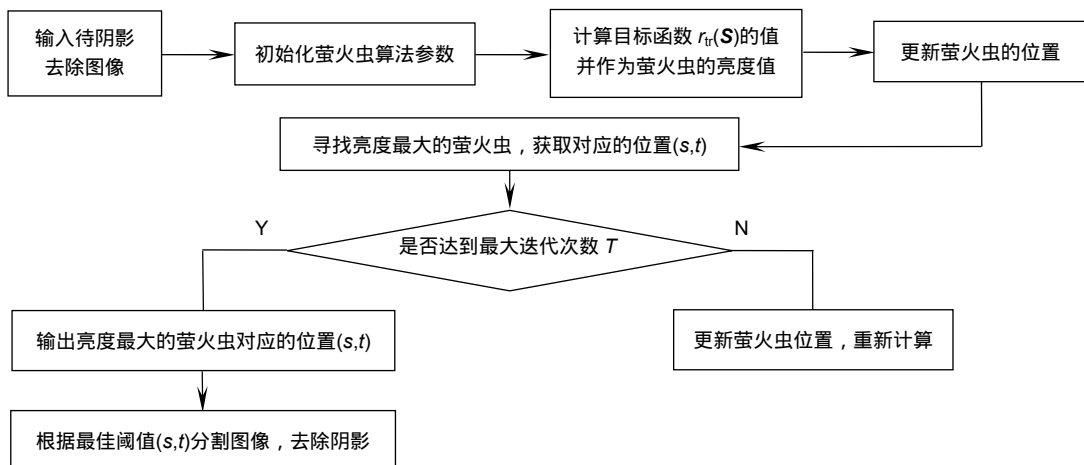


图 3 基于 IFA 的阴影去除算法流程图

Fig. 3 Flow chart of shadow removal algorithm based on IFA

IFA 的具体参数设置如下：

表 1 IFA 算法参数

Table 1 IFA algorithm parameters

参数名	值
最大吸引度 β_0	1
随机步长因子 α	0.5
萤火虫的个数 m	50
最大迭代次数 T	50

4 实验结果及分析

实验采用的操作系统为 Windows 7 64 位，Intel^(R) Core™ i5-2410 CPU @2.3 GHz，4 GB 内存笔记本电脑，运行环境为 Matlab 7.12.0(R2011a)。

4.1 实验结果

萤火虫算法和本文提出的改进萤火虫优化算法的迭代过程如图 4 所示。

通过图 4 可以看出，虽然两种算法最终都能寻优成功，但是萤火虫算法在迭代后期收敛速度明显较慢，需要迭代 20 次左右时目标函数才能处于稳定状态，才

能寻优成功。而改进后的基于种群历史最佳位置影响的萤火虫算法在迭代 10 次左右时，目标函数基本达到了稳定状态，迭代 10 次后已经确定了最优值，说明 IFA 较 FA 寻优速度更快，更具有时效性。

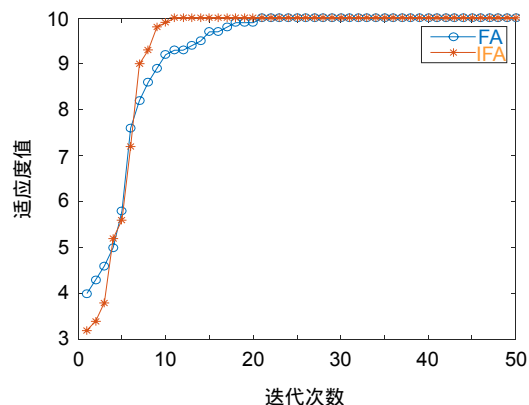


图 4 FA 与 IFA 的迭代过程

Fig. 4 The iterative process of FA and IFA

为了有效评估本文方法的性能，分别采用 2-Otsu 法、PSO 优化 2-Otsu 法^[12]、FA 优化 2-Otsu 法和本文改进萤火虫优化 2-Otsu 法对四组视频图像进行实验，运行结果如图 5~图 8 所示。

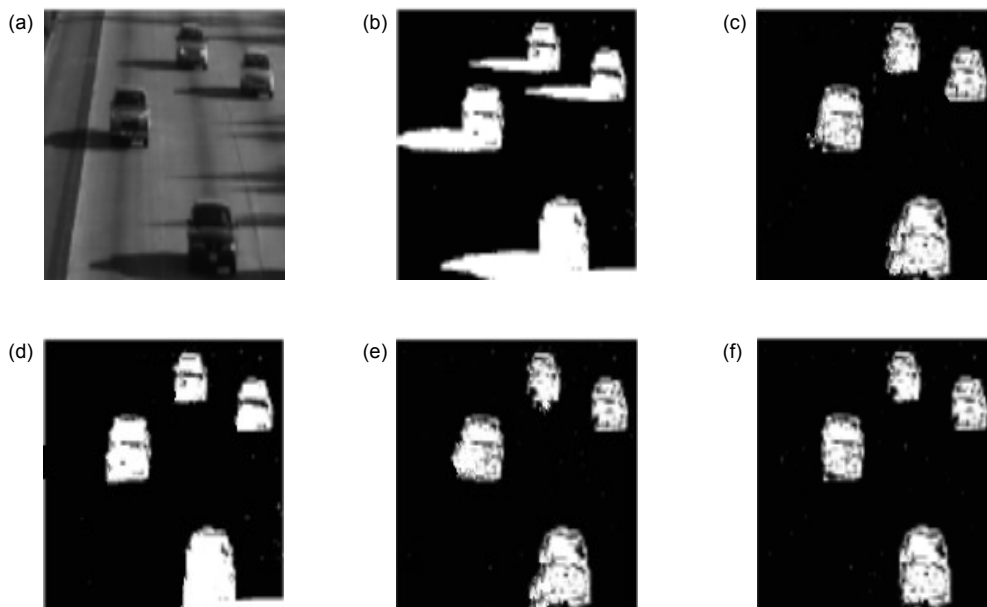


图 5 Highway 视频序列阴影去除效果图。(a) 视频帧；(b) 阴影去除前结果；(c) 传统 2-Otsu 阴影去除结果；(d) PSO 优化 2-Otsu 阴影去除结果；(e) FA 优化 2-Otsu 阴影去除结果；(f) IFA 优化 2-Otsu 阴影去除结果

Fig. 5 Highway video sequence shadow removal effect diagram. (a) Video frame; (b) Result without shadow removal; (c) Shadow removal result of traditional 2-Otsu; (d) PSO optimized 2-Otsu shadow removal result; (e) FA optimized 2-Otsu shadow removal result; (f) IFA optimized 2-Otsu shadow removal result

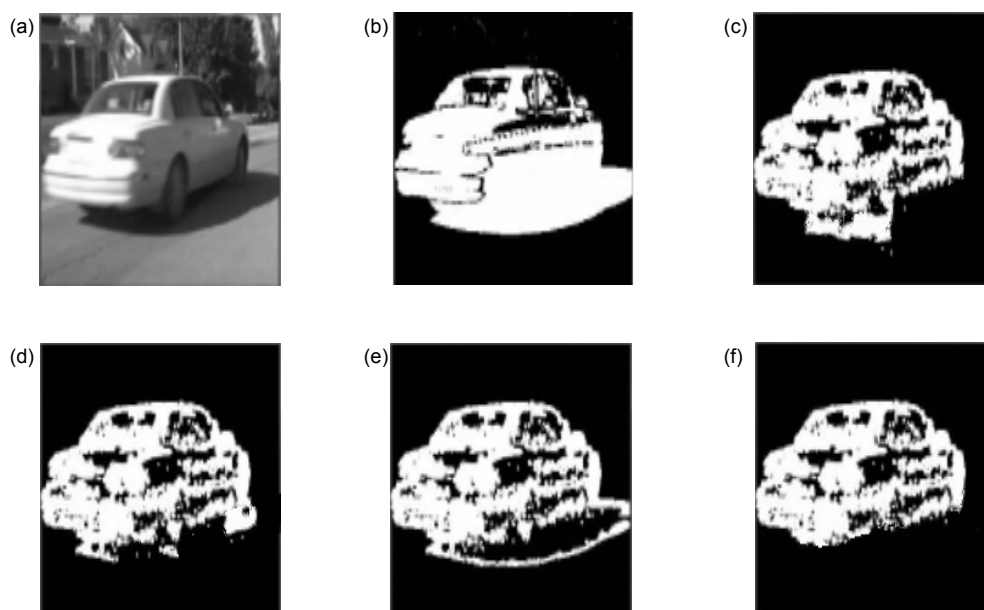


图6 Bungalows 视频序列阴影去除效果图。(a) 视频帧; (b) 阴影去除前结果; (c) 传统 2-Otsu 阴影去除结果; (d) PSO 优化 2-Otsu 阴影去除结果; (e) FA 优化 2-Otsu 阴影去除结果; (f) IFA 优化 2-Otsu 阴影去除结果

Fig. 6 Bungalows video sequence shadow removal effect diagram. (a) Video frame; (b) Result without shadow removal; (c) Shadow removal result of traditional 2-Otsu; (d) PSO optimized 2-Otsu shadow removal result; (e) FA optimized 2-Otsu shadow removal result; (f) IFA optimized 2-Otsu shadow removal result

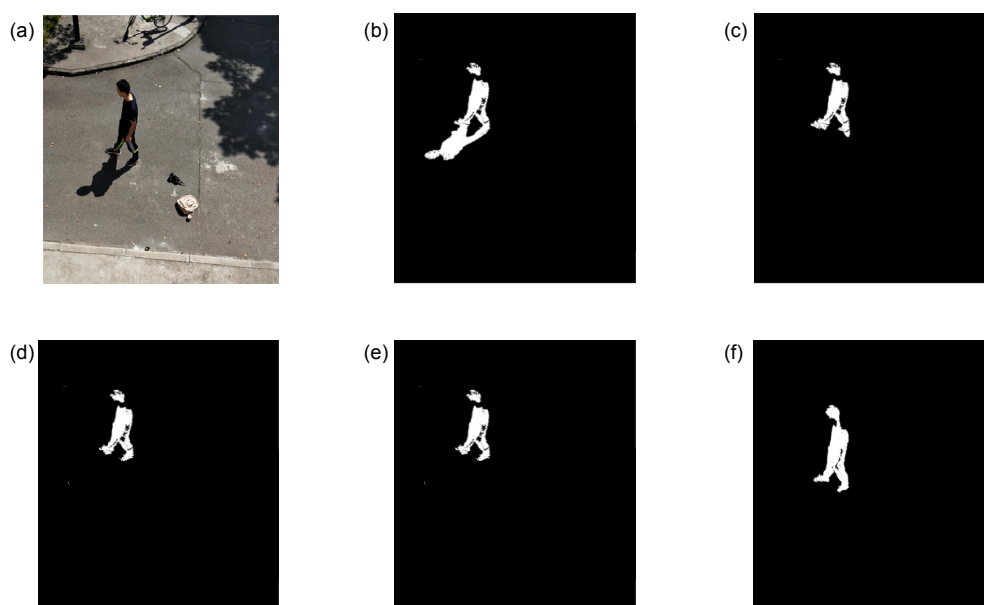


图7 Outdoor 视频序列阴影去除效果图。(a) 视频帧; (b) 阴影去除前结果; (c) 传统 2-Otsu 阴影去除结果; (d) PSO 优化 2-Otsu 阴影去除结果; (e) FA 优化 2-Otsu 阴影去除结果; (f) IFA 优化 2-Otsu 阴影去除结果

Fig. 7 Outdoor video sequence shadow removal effect diagram. (a) Video frame; (b) Result without shadow removal; (c) Shadow removal result of traditional 2-Otsu; (d) PSO optimized 2-Otsu shadow removal result; (e) FA optimized 2-Otsu shadow removal result; (f) IFA optimized 2-Otsu shadow removal result

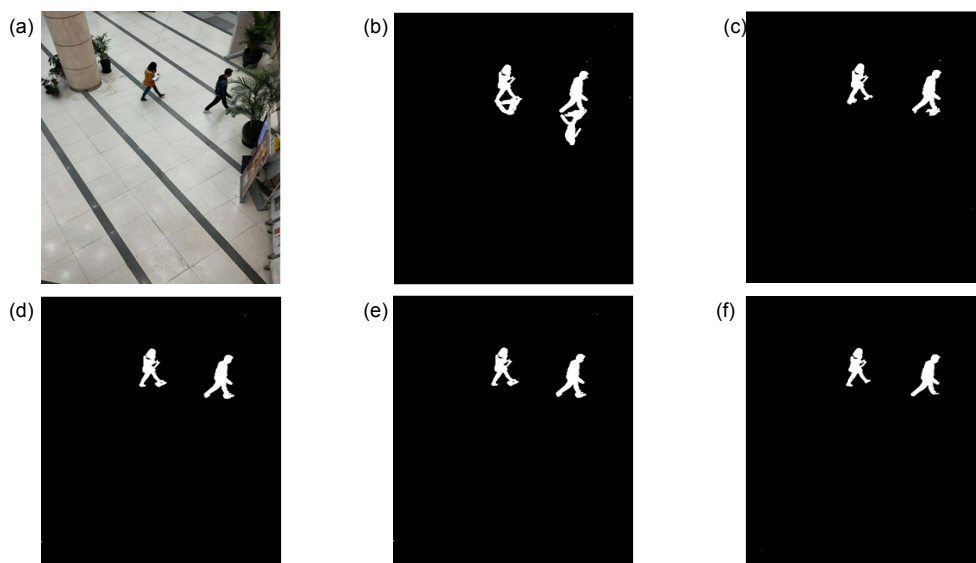


图 8 Indoor 视频序列阴影去除效果图。(a) 视频帧; (b) 阴影去除前结果; (c) 传统 2-Otsu 阴影去除结果; (d) PSO 优化 2-Otsu 阴影去除结果; (e) FA 优化 2-Otsu 阴影去除结果; (f) IFA 优化 2-Otsu 阴影去除结果
 Fig. 8 Indoor video sequence shadow removal effect diagram. (a) Video frame; (b) Result without shadow removal; (c) Shadow removal result of traditional 2-Otsu; (d) PSO optimized 2-Otsu shadow removal result; (e) FA optimized 2-Otsu shadow removal result; (f) IFA optimized 2-Otsu shadow removal result

图 5、图 6、图 7 和图 8 分别为用四种不同算法在 Highway、Bungalows、Outdoor 和 Indoor 四种环境下的阴影去除结果。其中，图(a)均为彩色视频图像，图(b)为包含阴影的前景目标。从图(b)中可以看出结果中含有大量的运动阴影区域，并且这些区域与前景目标相连，导致目标形变和扭曲。分别采用传统 2-Otsu 法、PSO 优化 2-Otsu 法、FA 优化 2-Otsu 法和本文 IFA 优化 2-Otsu 法选取最优分割阈值，去除了阴影，最后得到不含阴影的目标图像(c)、(d)、(e)、(f)。由图中可以看出，与目标相连的阴影区域得到了较好的去除，大部分运动阴影都被从前景目标中剔除。对比阴影去除结果图，可以看出，本文算法阴影去除效果最佳，既成功去除了阴影，又保持了目标的完整性。

4.2 实验分析

4.2.1 不同参数对算法性能的影响分析

针对 Indoor 图，只有实验对比的参数变动，其他

表 2 种群规模对算法性能的影响

Table 2 The impact of population size on the performance of the algorithm

种群规模	迭代次数	分割阈值	运行时间/s
30	50	(124, 144)	0.46
50	50	(135, 149)	0.51
70	50	(134, 148)	0.65

参数仍为表 1 设置的值，种群规模、步长因子 α 和光强度系数 γ 的不同设置对分割结果和运行速度的影响的实验如表 2、表 3。

由表 2 和表 3 可知，种群规模、步长因子 α 和光强度系数 γ 的不同设置会对分割结果和运行速度有一定的影响，但综合来看本文选取的改进萤火虫算法的参数较优。

4.2.2 分割阈值对比

四种算法分割阈值对比如表 4 所示，从表中可知，本文算法分割阈值小于其他三种算法，由于采用了基于种群历史最佳位置影响的萤火虫算法对 2-Otsu 进行优化，不易陷入局部最优，能精准找到最佳阈值，这样可避免因阈值过高，把部分较亮的阴影区域误分到目标区域中。

4.2.3 区域一致性对比

区域一致性反映了算法对图像的分割效果，在同

表 3 α 、 γ 对算法性能的影响

Table 3 The impact of step factor α and light intensity coefficient γ on the performance of the algorithm

α	γ	分割阈值	运行时间/s
0.4	1	(131, 153)	0.54
0.5	1	(135, 149)	0.51
0.6	1	(143, 158)	0.52

表 4 四种算法分割阈值对比

Table 4 Segmentation threshold contrast of four algorithms

视频序列	2-Otsu 法	PSO 优化 2-Otsu 法	FA 优化 2-Otsu 法	本文 IFA 优化 2-Otsu 法
Highway	(127, 106)	(147, 129)	(124, 102)	(122, 101)
Bungalows	(132, 109)	(134, 108)	(125, 99)	(121, 97)
Outdoor	(78, 88)	(79, 90)	(76, 85)	(75, 84)
Indoor	(138, 156)	(140, 158)	(136, 151)	(135, 149)

一类别区域内，像素相似度越大，表明一致性越好，分割效果越佳。采用本文 IFA 优化 2-Otsu 算法分割后的图像，区域一致性均优于其他三种算法，分割效果较佳，如图 9 所示。

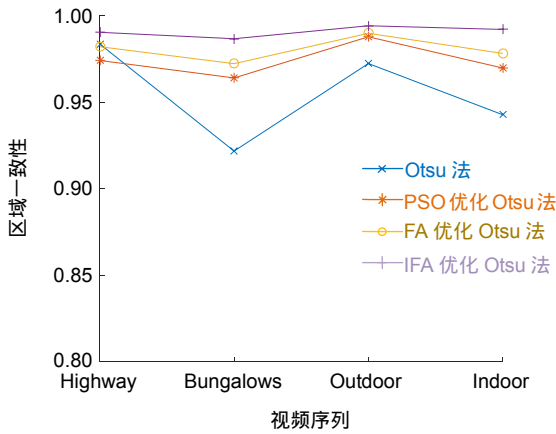


图 9 四种算法区域一致性对比

Fig. 9 Comparison of four algorithms for regional consistency

4.2.4 阴影检测率和阴影识别率对比

本文使用阴影检测率 η 和阴影识别率 ε [20] 对算法进行定量分析，其定义为

$$\eta = \frac{TP_S}{TP_S + FN_S} \quad (15)$$

$$\varepsilon = \frac{TP_F}{TP_F + FN_F} \quad (16)$$

式中：下标 F 表示前景像素，S 表示阴影像素， TP_S 表示正确检测出 S 的数量， FN_S 表示把 S 误检为 F 的数量， TP_F 表示正确检测出 F 的数量， FN_F 表示 F 被误检为 S 的数量， $\overline{TP_F}$ 表示不包含阴影时的 F 数量。

如图 10、图 11 所示为分别采用 2-Otsu 法、PSO 优化 2-Otsu 法、萤火虫优化 2-Otsu 法及本文改进萤火虫优化 2-Otsu 法对四段视频处理的阴影检测率及识别率对比。

通过对比可见，本文所提算法较其他几种方法阴影检测率和阴影识别率均有所提升，采用本文算法效

果较佳。

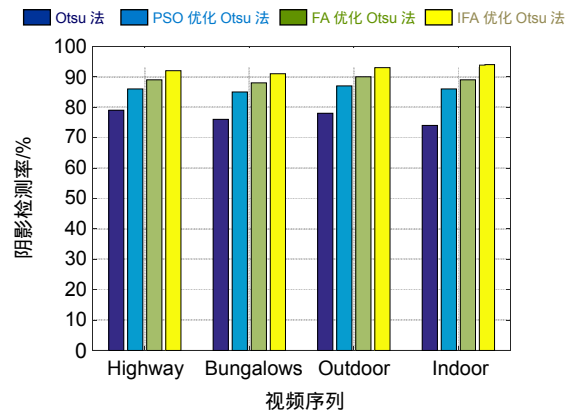


图 10 不同算法阴影检测对比

Fig. 10 Contrast of shadow detection in different algorithms

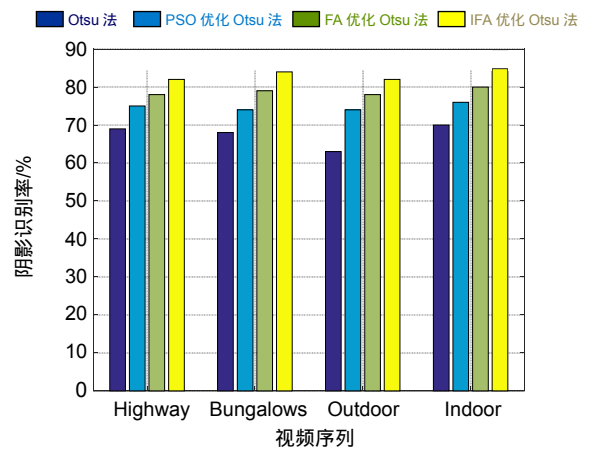


图 11 不同算法阴影识别率对比

Fig. 11 Comparison of shadow recognition rate of different algorithms

4.2.5 分割阈值用时对比

不同算法计算分割阈值用时的对比如图 12 所示，由图 12 可知，本文算法用时较其他三种方法分别快 2.69 倍，1.42 倍，1.21 倍。这是因为改进后的基于种群历史最佳位置影响的萤火虫算法加快了搜索最优解的收敛速度。由此可知，本文算法既提高了图像的分割精度，又减少了算法的运行时间。

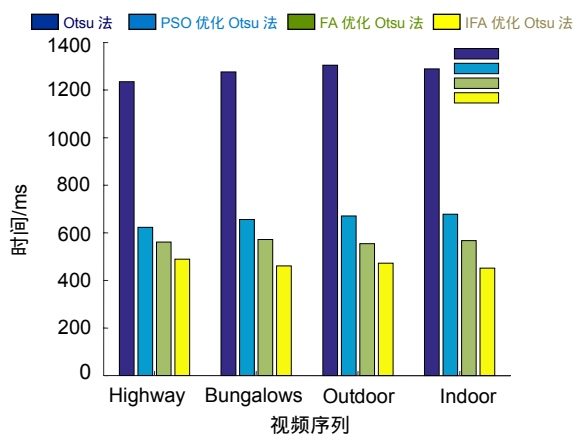


图 12 不同算法计算分割阈值用时对比

Fig. 12 Time comparison of different algorithms for calculating segmentation threshold

5 结 论

在本文中，考虑到运动阴影会导致运动目标前景发生改变，影响运动目标的进一步分析，提出了一种基于改进萤火虫优化算法的运动阴影去除算法。改进的萤火虫算法不仅参数少、操作简单、稳定性好、全局优化效果好，并且具有更快的收敛速度。通过改进的萤火虫算法解决了 2-Otsu 法计算量大、计算复杂度高、实时性能差等问题。与其他三种阴影去除算法相比，本文算法在用时、区域一致性、阴影检测效率、检测精度和保持目标完整性等方面均得到有效提高。实验证明，本文算法提高了阴影去除效果和算法运行速度。

参考文献

[1] Zheng L X, Ruan X Y, Chen Y B, et al. Shadow removal for pedestrian detection and tracking in indoor environments[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, **76**(18): 18321–18337.

[2] Yang W D, Guo W, Peng K, et al. Research on removing shadow in workpiece image based on homomorphic filtering[J]. *Procedia Engineering*, 2012, **29**: 2360–2364.

[3] Vicente T F Y, Hoai M, Samaras D. Leave-one-out kernel optimization for shadow detection and removal[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, **40**(3): 682–695.

[4] Zhou Y H, Sun L, Zhang J B. A shadow elimination method based on color and texture[C]//*Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, Xiamen, China, 2010: 8–11.

[5] Jia Y, Yu X, Dai J, et al. A novel moving cast shadow detection of vehicles in traffic scene[M]//Yang J, Fang F, Sun C Y. *Intelligent Science and Intelligent Data Engineering*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013: 115–124.

[6] Leone A, Distanto C. Shadow detection for moving objects based on texture analysis[J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(4): 1222–1233.

[7] Cao J, Chen H Q, Zhang K, et al. Moving cast shadow detec-

-tion based on region color and texture[J]. *Robot*, 2011, **33**(5): 628–633.

曹健, 陈红倩, 张凯, 等. 结合区域颜色和纹理的运动阴影检测方法[J]. *机器人*, 2011, **33**(5): 628–633.

[8] Al-Najdawi N. Cast shadow modelling and detection[J]. Loughborough University, 2006. Ai-Najdawi N, Bez H E, Edirisinghe E A. A Novel Approach For Cast Shadow Modelling and Detection[C]//*1st International Conference on Visual Information Engineering*. IET, 2007: 553–558.

[9] Sanin A, Sanderson C, Lovell B C. Improved shadow removal for robust person tracking in surveillance scenarios[C]//*Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey, 2010: 141–144.

[10] Hu X B, Huang X Y. Solving 0–1 knapsack problem based on ant colony optimization algorithm[J]. *Journal of Systems Engineering*, 2005, **20**(5): 520–523.

胡小兵, 黄席樾. 基于蚁群优化算法的 0-1 背包问题求解[J]. *系统工程学报*, 2005, **20**(5): 520–523.

[11] Zhu L J, Yuan W Q. An eyelash extraction method based on improved ant colony algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, **43**(6): 44–50.

朱立军, 苑玮琦. 一种改进蚁群算法的睫毛提取[J]. *光电工程*, 2016, **43**(6): 44–50.

[12] Liu G H, Zhao L, Sun J G, et al. An Otsu image threshold segmentation method based on improved particle swarm optimization[J]. *Computer Science*, 2016, **43**(3): 309–312.

刘桂红, 赵亮, 孙劲光, 等. 一种改进粒子群优化算法的 Otsu 图像阈值分割方法[J]. *计算机科学*, 2016, **43**(3): 309–312.

[13] Li G S, Chou W S. Path planning for mobile robot using self-adaptive learning particle swarm optimization[J]. *Science China Information Sciences*, 2018, **61**(5): 052204.

[14] Liu Z G, Ji X H, Liu Y X. Hybrid non-parametric particle swarm optimization and its stability analysis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, **92**: 256–275.

[15] Xu C P, Cai Z, Hu C. On-line test path optimization for digital microfluidic biochips based on ant colony algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, **35**(6): 1417–1424.

许川佩, 蔡震, 胡聪. 基于蚁群算法的数字微流控生物芯片在线测试路径优化[J]. *仪器仪表学报*, 2014, **35**(6): 1417–1424.

[16] Zhou C H, Tian L W, Zhao H W, et al. A method of two-dimensional Otsu image threshold segmentation based on improved firefly algorithm[C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems*, Shenyang, China, 2015: 1420–1424.

[17] Huang L, Fang Y M, Zuo X Q, et al. Automatic change detection method of multitemporal remote sensing images based on 2D-otsu algorithm improved by firefly algorithm[J]. *Journal of Sensors*, 2015, **2015**: 327123.

[18] Lieu Q X, Do D T T, Lee J. An adaptive hybrid evolutionary firefly algorithm for shape and size optimization of truss structures with frequency constraints[J]. *Computers & Structures*, 2018, **195**: 99–112.

[19] Liu J, Jin W D. Fast thresholding algorithm of 2D Otsu for low SNR image[J]. *Application Research of Computers*, 2013, **30**(10): 3169–3171, 3200.

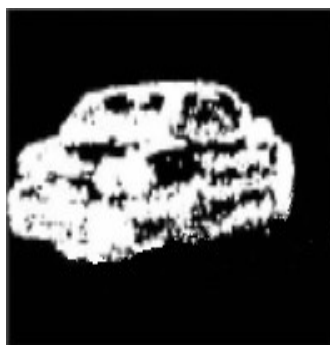
刘金, 金炜东. 噪声图像的快速二维 Otsu 阈值分割[J]. *计算机应用研究*, 2013, **30**(10): 3169–3171, 3200.

[20] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971–987.

Application of improved firefly optimization algorithm in motion shadow removal

Liu Lei, Cao Min*, Zhang Xiao

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China



IFA optimized 2-Otsu shadow removal results

Overview: Moving shadow removal is an important research field in computer vision. The purpose is to eliminate the influence of moving shadow on the foreground of moving objects, so as to extract the foreground of moving objects accurately. The moving shadow has similar motion characteristics with the object, often is detected as part of the foreground of the moving target. The geometric characteristics such as the shape and the center of mass of moving objects will appear errors due to the existence of shadows, which will affect the measurement, location, tracking and segmentation of moving objects. It increases the difficulty of moving object detection, and has a bad effect on subsequent recognition and tracking. Currently, shadow removal methods are mainly based on color and texture. The method based on color information uses the invariance of shadows to remove the shadows in the target detection results. However, one disadvantage of this method is that they can only detect small shadows in a frame, and are insensitive to the recognition and shadow detection of dark-tone targets. Texture-based methods use the texture similarity features of shadows to remove the shadow areas, but there are some defects in dealing with flat areas and similar foreground and background textures. Although there are many shadow removal algorithms, the existing algorithms are only applicable to a specific target or a specific application scenario, and the output of the algorithm needs to be improved. To solve this problem, a moving shadow removal algorithm based on improved glowworm optimization algorithm is proposed. That is, the optimal threshold is obtained by optimizing the 2-Otsu distance measure function based on the improved glowworm algorithm which is based on the influence of the best position in the population history, and then the image is segmented and the moving shadow is removed. The results are compared with the traditional 2-Otsu method, particle swarm optimization 2-Otsu method and firefly optimization 2-Otsu method. Experimental results show that this method is 2.69 times, 1.42 times, and 1.21 times faster than the other three methods. The improved algorithm not only has fewer parameters, simpler operation, better stability and global optimization effect, but also has faster convergence speed. The improved firefly algorithm solves the problems of the 2-Otsu method, such as large amount of calculation, high computational complexity and poor real-time performance. Compared with the other three shadow removal algorithms, the algorithm in this paper has been effectively improved in terms of time, region consistency, shadow detection efficiency, detection accuracy and target integrity. Experiments show that the algorithm improves shadow removal efficiency and algorithm speed.

Citation: Liu L, Cao M, Zhang X. Application of improved firefly optimization algorithm in motion shadow removal[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(4): 180120

Supported by National Major Instrument and Equipment Development Special (2016YFF0101402) and Shanghai University Young Teachers Training Program Funded Projects (ZZsl15008)

* E-mail: mincao@usst.edu.cn