

混合模拟退火与蚁狮优化的图像匹配方法

张焕龙 高增 张秀娇 史坤峰

(郑州轻工业大学电气信息工程学院 郑州 450002)

摘要 针对传统群优化算法在图像匹配中存在匹配效率低、匹配精度不高的问题,提出一种混合模拟退火(Simulated Annealing, SA)与蚁狮优化(Ant Lion Optimizer, ALO)的图像匹配方法。该方法首次将 ALO 算法应用到图像匹配中,利用边界收缩机制和蚂蚁与蚁狮之间的相互作用的搜索方式,来提高匹配效率和匹配精度;然后采用局部嵌入准则进行评估,若匹配结果陷入局部最优则引入改进模拟退火机制,通过 Lévy 飞行进行位置扰动更新以及通过 Metropolis 准则使其跳出局部嵌入问题,增强算法的寻优性能,提高匹配精度;否则直接通过 ALO 搜索策略完成图像匹配。实验结果表明,该方法具有匹配速度快、匹配精度高的特点。

关键词 图像匹配, ALO, 模拟退火, 群优化

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.050

Image Matching Method Combining Hybrid Simulated Annealing and Antlion Optimizer

ZHANG Huan-long GAO Zeng ZHANG Xiu-jiao SHI Kun-feng

(College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract Aiming at low matching efficiency and accuracy of traditional swarm optimization algorithms in image matching, this paper proposed an image matching method combining hybrid simulated annealing(SA) and ant lion optimizer (ALO). In this method, the ALO algorithm is applied to image matching for the first time, and the boundary shrinkage mechanism and the search method of the interaction between ant and antlion are exploited to improve the matching efficiency and accuracy. Then, on the basis of making use of the rule of partial embedding criterion, the simulated annealing mechanism is introduced if the matching result falls into local optimum. Besides, the Lévy flight and the Metropolis criterion are utilized to ensure the algorithm run beyond the local optimum, thus improving the optimization performance and matching accuracy. Otherwise, ALO search strategy is directly used to complete image matching. The experimental results demonstrate fast matching speed and high matching accuracy of the proposed method.

Keywords Image matching, Ant lion optimizer, Simulated annealing, Swarm optimization

1 引言

图像匹配是在原始图像与模板图像之间建立一种几何空间和灰度强度之间的关系,是计算机视觉的关键技术之一,主要应用于视频追踪、目标识别、基于内容的图像检索以及医学等领域^[1-2]。图像匹配主要可分为两大类,即基于灰度的图像匹配方法和基于特征的图像匹配方法。基于灰度的图像匹配方法适合处理几何关系中只存在旋转和缩放的图像对,此方法的匹配精度较高,但计算量大^[3-4];基于特征的图像匹配方法弥补了基于灰度的图像匹配方法的不足,对仿射变换、投影变换的图像对具有良好的效果^[5-6]。但由于传统的这两类匹配方法均采用遍历式搜索策略,匹配效率较低。

近年来,研究者们尝试将群智能优化算法引入到图像匹配中。群智能算法是一种基于种群的概率搜索方法,通过种群间个体的协作和竞争搜索全局最优解,减少了匹配图像块的数量,能够有效解决大多数复杂的全局优化问题。文献[7]提出一种基于蚁群的高阶图匹配方法,使用张量计算启发因子,并计算转移概率,利用搜索到的解对信息素进行局部更新和全局更新,从而提高了图像匹配的精度和抗噪能力。文献[8]对灰度图像进行全局小波变化,计算低频部分的直方图信息,将图像模板中搜索最优位置的问题转换为采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)方法求解最优值的问题,以提高图像匹配的精度和效率。文献[9]将混沌粒子群优化模型、惯性权值模型与约束因子模型相结合,同时利用混沌

到稿日期:2018-04-20 返修日期:2018-09-04 本文受国家自然科学基金项目(61873246, 61503173, 61703373),河南省科技攻关项目(172102210062),郑州轻工业大学博士基金项目(2016BSJJ002)资助。

张焕龙(1981—),男,博士,硕士生导师,主要研究方向为图像处理与模式识别研究, E-mail: zhl_lit@163.com(通信作者);高增(1991—),男,硕士,主要研究方向为模式识别;张秀娇(1990—),女,硕士,主要研究方向为模式识别;史坤峰(1986—),男,讲师,主要研究方向为模式识别与智能系统。

优化方法避免 PSO 的局部最优问题,使所提方法具有较高的匹配精度。文献[10]结合鸽子启发优化(Pigeon-inspired Optimization, PIO)的收敛速度比 PSO 快和侧向抑制(Lateral Inhibition, LI)增强图像边缘与对比度信息素的优点,来提高图像匹配的精度和效率。文献[11]利用多尺度高斯变异(Multi-scale Gaussian Mutation, MGM)机制防止鸽子启发优化算法陷入局部最优,同时通过可变参数(Variable Parameter, VP)机制调整地图罗盘算子,提高了算法获得最优解的概率和图像匹配的效率。文献[12]将细菌觅食优化算法应用在图像匹配中,设计了一种前进次数的自适应移动策略,提高了收敛速度和匹配精度。

虽然这些群优化方法取得了好的效果,但在收敛速度以及匹配效率方面还需进一步提高。ALO 算法是一种新颖的群优化方法,具有搜索能力强、收敛速度快的优点,已被成功应用于很多领域^[13-14],但存在匹配精度不高的缺陷。因此,本文主要研究混合模拟退火与蚁狮搜索(SA-ALO)的图像匹配方法,利用自适应边界收缩机制减小搜索空间,提高图像匹配效率;通过蚂蚁围绕蚁狮随机游走实现对搜索空间的探索,并向轮盘赌选择的蚁狮和精英蚁狮进行学习,以保证种群的多样性和算法的寻优性能;采用局部嵌入准则判断算法是否陷入局部最优,若陷入则通过模拟退火机制使其跳出局部最优,提高图像匹配精度,否则,直接通过 ALO 算法实现图像的匹配。

2 混合模拟退火与蚁狮优化算法

基本的 ALO 算法利用边界收缩机制来提高收敛速度,但会导致种群多样性降低、匹配精度不高的问题。因此,本文提出 SA-ALO 算法,在 ALO 算法陷入局部最优时进入模拟退火操作,以一定的概率接受一个更差的解,使得算法跳出局部最优,从而增强算法的寻优性能。

2.1 蚁狮优化简介

ALO 算法是文献[15]提出的一种仿生智能优化算法,其模拟了自然界中蚁狮的捕猎行为。这种行为可归纳为 5 个主要步骤:蚂蚁的移动、构建陷阱、诱捕陷阱中的蚂蚁、捕获猎物 and 重建陷阱。

2.1.1 蚂蚁的随机行走

用一个随机移动来模拟蚂蚁的随机行走,表示如下:

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \text{cumsum}(2r(t_2) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t_T) - 1)] \quad (1)$$

其中, cumsum 表示累积和; T 是最大迭代次数; t 是当前迭代次数; $r(t)$ 是一个随机函数,定义如下:

$$r(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{rand} > 0.5 \\ 0, & \text{if } \text{rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

其中, rand 是 $[0, 1]$ 之间的一个随机数。为确保蚂蚁的随机行走搜索范围内,将蚂蚁的随机行走进行标准化处理:

$$X_i = \frac{(X_i^t - a_i) \times (d_i^t - c_i^t)}{(b_i - a_i)} + c_i \quad (3)$$

其中, a_i 和 b_i 分别是蚂蚁随机行走时第 i 个变量的取值下界和取值上界; c_i^t 和 d_i^t 分别是第 i 个变量在第 t 次迭代时的最小取值和最大取值。

2.1.2 蚁狮构建陷阱对蚂蚁运动的影响

蚂蚁的随机行走受到蚁狮所设置陷阱的影响:

$$c_i^t = \text{Antlion}_j^t + c^t \quad (4)$$

$$d_i^t = \text{Antlion}_j^t + d^t \quad (5)$$

其中, Antlion_j^t 是第 j 个蚁狮在第 t 次迭代时的位置; c^t 和 d^t 分别是第 t 次迭代时所有变量的最小值和最大值。蚂蚁位置的更新可以表示为:

$$\text{Ant}_i^t = \frac{R_A^t + R_E^t}{2} \quad (6)$$

其中, R_A^t 是第 t 次迭代蚂蚁围绕轮盘赌选择的蚁狮的随机行走; R_E^t 是第 t 次迭代蚂蚁围绕精英蚁狮的随机行走; Ant_i^t 是第 i 个蚂蚁在第 t 次迭代时的位置。

2.1.3 诱捕陷阱中的蚂蚁

当蚂蚁落入陷阱时,蚁狮就会不断地向边缘抛掷砂砾,使蚂蚁逐步向蚁狮移动,最终捕食猎物。为模拟这种行为,可用公式表示为:

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (7)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (8)$$

其中, I 是一种比例, $I = 10^w \times \frac{t}{T}$, 定义 w 为:

$$w = \begin{cases} 2, & t > 0.1T \\ 3, & t > 0.5T \\ 4, & t > 0.75T \\ 5, & t > 0.9T \\ 6, & t > 0.95T \end{cases} \quad (9)$$

其中, T 是最大迭代次数,随着迭代次数 t 的增加, w 逐渐增大, I 逐渐增大,而 c^t 和 d^t 逐渐减小。

2.1.4 捕食蚂蚁并重建陷阱

蚂蚁运动到陷阱的底部时即被蚁狮捕食,蚁狮根据适应度变化更新位置,可以表示为:

$$\text{Antlion}_j^t = \text{Ant}_i^t \text{ if } f(\text{Ant}_i^t) > f(\text{Antlion}_j^t) \quad (10)$$

其中, t 是当前迭代的次数; Antlion_j^t 是第 t 次迭代第 j 个蚁狮的位置; Ant_i^t 是第 t 次迭代第 i 个蚂蚁的位置。蚁狮将更新自己的位置至最近一次捕捉到蚂蚁的地方,并重新构建陷阱,捕猎下一只蚂蚁。

2.2 局部嵌入准则

本文通过准则判断算法是否陷入局部最优,来确定蚂蚁是否进入 SA 过程,其实现方式是对精英蚁狮的适应值的变化率进行评价,如式(11)所示。其基本思想为:先计算本次迭代的精英蚁狮的适应度与之前第 t 次迭代的适应度的差值的绝对值,再计算该绝对值与本次迭代的适应度值的绝对值的比值,若该比值小于设置的某个阈值(本文取 0.005),则进行模拟退火^[16]。

$$\frac{|f(x_{best}^t) - f(x_{best}^{t-10})|}{|f(x_{best}^t)|} < 0.005, t > 10 \quad (11)$$

2.3 改进模拟退火算法

利用 Lévy 飞行代替基本模拟退火中的随机扰动位置更新,可以有效增强算法的寻优性能,并减小搜索范围,提高收敛速度。

2.3.1 模拟退火算法

模拟退火是一种通用概率演算法,用来在一个搜寻空间内寻找命题的最优解。SA算法对于控制参数 T 的每一个取值均采用具有概率突跳性的 Metropolis 准则,持续进行“产生新解—判断—接受或舍弃”的迭代过程,直至达到该温度下的平衡点,即最优值。模拟退火算法的一个重要特点是,在系统能量减少这一总趋势的变化过程中,不但接受使目标函数改善(能量减小)的状态,还以一定的概率接受使目标函数恶化(能量增大)的状态。因此,模拟退火算法有助于逃离局部优化问题。其算法流程如图1所示。

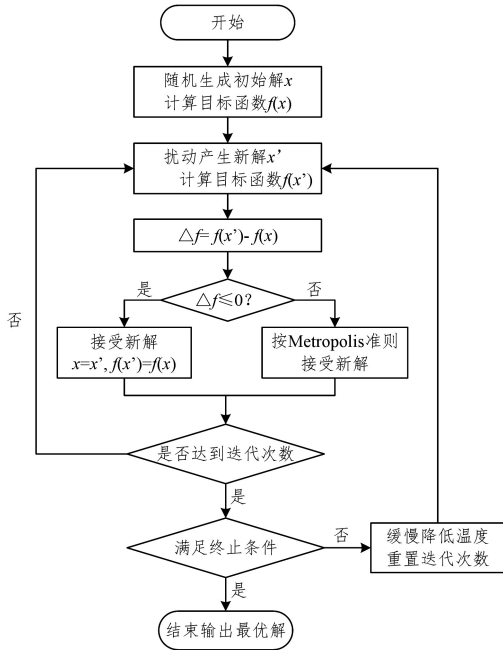


图1 SA算法的流程

Fig. 1 Flowchart of SA algorithm

2.3.2 模拟退火中的蚂蚁位置更新

Lévy 飞行具有短距离游走结合偶尔长距离跳跃的特征,搜索前期,大步长用于探索发现,有利于扩大搜索范围,搜索后期,小步长使得群体在小范围内收敛于全局最优解。因此,模拟退火中采用 Lévy 飞行进行位置更新,其搜索路径的公式为:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha \oplus L(\lambda) \quad (12)$$

其中, X_i^{t+1} 为第 i 个蚂蚁在第 $t+1$ 次迭代的位置; X_i^t 为第 i 个蚂蚁在第 t 次迭代的位置; α 为步长控制量,用于控制搜索范围,其值服从标准正态分布; \oplus 是点对点乘法; $L(\lambda)$ 为随机搜索路径。

$$L(\lambda) = \frac{au}{|v|^{1/\beta}} (x_{best}^t - x_i^t) \quad (13)$$

其中, a 通常取值为 0.01; $\beta=1.5$; x_{best}^t 是当前精英蚁狮的位置; u 和 v 服从标准正态分布。

3 SA-ALO 的图像匹配算法

在图像匹配过程中,特征空间、搜索策略和相似度量函数构成了其整体构架。SA-ALO 是当 ALO 算法的某次迭代陷入局部最优时,不让当前迭代最优的候选图像直接进入下一次迭代,而是采用模拟退火机制使其跳出局部最优,从而产生

新的较优的候选图像,再进入下一次迭代搜索。本文研究将 SA-ALO 算法应用到图像匹配中,将图像匹配问题转化为在样本图像和目标图像上求解最优值的问题,使用特征空间提取样本图像和目标图像信息,并用相似度量函数测量样本图像和目标图像的相似程度,输出相似程度最大的候选图像,完成图像匹配。其中,蚁狮作为候选图像相当于问题的解,蚂蚁作为搜索子图像,蚂蚁和蚁狮均为样本图像。

3.1 特征提取

方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 是提取边缘的结构特征,具有很好的几何和光学不变性,并且计算速度快, HOG 特征已广泛用于图像方面^[17-18]。因此,本文采用 HOG 特征对目标图像和样本图像块进行特征提取。由于图像的颜色信息作用不大,故先对图像进行灰度化,为降低光照因素的影响,对图像进行归一化。计算每个像素点 (x, y) 的梯度幅值和梯度方向,表示为:

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (14)$$

$$\gamma(x, y) = \arctan \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \quad (15)$$

其中, $G(x, y)$ 和 $\gamma(x, y)$ 分别是输入图像中像素点 (x, y) 的梯度幅值及梯度方向; $G_x(x, y)$ 和 $G_y(x, y)$ 分别是输入图像中像素点 (x, y) 处的水平方向及垂直方向的梯度幅值。 $G_x(x, y)$ 和 $G_y(x, y)$ 可以表示为:

$$G_x(x, y) = P(x+1, y) - P(x-1, y) \quad (16)$$

$$G_y(x, y) = P(x, y+1) - P(x, y-1) \quad (17)$$

其中, $p(x, y)$ 是输入图像中像素点 (x, y) 的像素值。HOG 特征是一个局部特征,为了更好地提取 HOG 特征,需要将目标图像和候选图像块分割成多个大小均匀的 cell 单元格,再对每个 cell 单元格提取 HOG 特征,将多个相邻的 cell 单元格组成一个 block 块,进行归一化处理,然后把所有的 block 的 HOG 特征组合在一起,形成最终的特征矢量,完成对图像块的特征提取。

3.2 搜索策略

搜索策略就是在搜索空间搜索最佳几何变换模型时所采用的方法,对匹配效率有着重要的影响。本文利用 ALO 算法作为搜索策略,通过搜索子图像(蚂蚁)围绕候选图像(蚁狮)随机移动来实现对全局的搜索,并向轮盘赌选定的候选图像和最优候选图像(精英蚁狮)进行学习,以保证搜索子图像的多样性及算法的寻优性能;利用边界收缩机制,不断减小搜索空间,提高匹配效率。

SA-ALO 的图像匹配的搜索策略主要以 ALO 算法为主, ALO 算法的搜索策略如图 2 所示, (X, Y) 表示匹配结果在原始图像左上角的坐标, Z 轴表示迭代次数。图 2 中第一次迭代的输出位置为随机产生的当前最优候选图像的位置,此时距离目标位置较远。在使用了向轮盘赌选择候选图像学习以及搜索子图像的随机移动机制后,加强了空间的探索能力,在第三次迭代时,搜索子图像跳出局部最优解,且由于采用了向当前最优候选图像学习的机制,搜索子图像向最有希望的区域移动,并定位在目标位置附近。在搜索后期,利用边界收缩机制对当前最优候选图像块的附近区域进行充分开发,最终定位匹配目标。

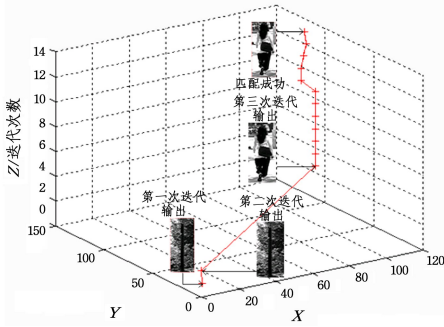


图 2 ALO 算法的搜索进程示意图

Fig. 2 Search process of ALO algorithm

3.3 相似性度量

相似度是指以若干个特定的相对指标为统一尺度,得出目标图像与候选图像块间的 HOG 特征的相关程度。其中,相关系数在图像处理中是一种较好的适应度函数^[19]。因此,用相关系数测量目标图像与候选图像块之间的相似度。相关系数的公式为:

$$\rho(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \cdot \sqrt{D(Y)}} \quad (18)$$

其中, X 和 Y 分别表示目标图像与候选图像块的 HOG 特征; $D(\cdot)$ 表示方差; $cov(\cdot)$ 表示协方差; $\rho(\cdot)$ 表示相关系数。 ρ 的绝对值越大,说明目标图像与候选图像块之间的相似度越大,反之,相似度越小。

3.4 匹配流程

SA-ALO 算法的图像匹配可分为几个主要部分:初始化候选图像块和搜索子图像块的数量及最大迭代次数;提取图像块的 HOG 特征,并计算模板图像与候选图像块之间的相似度;更新搜索子图像的位置,产生新的候选图像块;利用局部嵌入准则判断是否进入模拟退火操作;保存每次迭代后相似度最大的候选图像块,完成目标匹配。SA-ALO 的图像匹配方法如算法 1 所示。

算法 1 SA-ALO 算法的图像匹配方法

初始化:

候选图像块位置的数量 n ; 搜索子图像块位置的数量 n ; 最大迭代次数 T ; 初始化目标图像; 将相似值最大的候选图像块的坐标作为当前最优解保存在 X_{best} 中。

While 当前迭代次数 $t < T + 1$

for $i = 1$: 搜索子图像块的数量 n

用轮盘赌选择一个候选图像块;

利用式(7)、式(8)计算搜索空间;

利用式(1)、式(3)创建一个搜索子图像位置的随机移动 $X(t)$;

利用式(6)更新搜索子图像的位置;

end for

利用式(18)计算所有的搜索子图像与模板图像之间的相似度值;

比较所有的相似度值,选取好的适应度值作为新的候选图像块,利用式(10)更新候选图像块;

利用式(11)判断是否陷入局部最优,若陷入,则随机选取部分种群通过 Lévy 飞行式(13)更新位置进行模拟退火操作,与上一步好的适应度值进行比较,选取较好的适应度值作为新的候选图像块,若未陷入,则执行下一步;

比较所有候选图像块的适应值,将相关系数最大的候选图像块的坐

标保存到 X_{best} ;

end While

SA-ALO 的图像匹配方法实质上是在 ALO 算法陷入局部最优时,随机选取部分种群按式(12)进行位置更新,然后进行模拟退火,保存相似度最大的候选图像并进入 ALO 算法进行下一次迭代,通过 ALO 算法搜索与模板图像相似度最大的候选图像块,从而实现图像匹配。

4 实验与分析

本实验运行的硬件环境为: Intel(R) Core(TM) i5-7500 CPU 3.4G 计算机、8GB 内存、64 位操作系统、2G 显卡。软件环境为: Matlab R2014a 和 Windows 7。

4.1 参数设置

实验采用 400×704 的图片作为原始图像,选取 $(306, 5)$ 为模板图像在原始图像的左上角的坐标, $(96, 65)$ 为模板图像的宽和高。设置 ALO 相关参数为: $t > 0.5T, \omega = 1; t > 0.7T, \omega = 2; t > 0.9T, \omega = 2.7$; 设置 SA 相关参数为: $T_{max} = 3$, 衰减因数 $\alpha = 0.9$, 终值 $T_{min} = 0.01$ 。图 3(a) 是原始图像,图 3(b) 是模板图像。为了得到更好的匹配结果,需要对某个单一的参数进行调整,本文对候选图像和搜索子图像的数量进行调整。实验中采用的最大迭代次数为 $T = 100$, 候选图像和搜索子图像的数量相同。

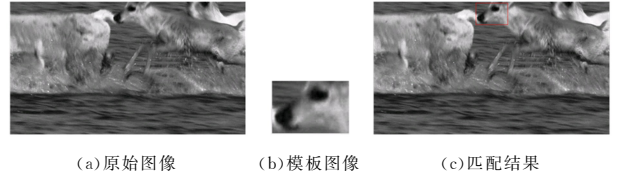


图 3 匹配结果

Fig. 3 Matching results

在保持其他参数不变的情况下,改变候选图像和搜索子图像的数量 n , 使 $n = 10, 30, 50, 70$, 并分别进行 30 次实验, 比较它们之间的平均运行时间、正确匹配次数、最优匹配位置、最差匹配位置、匹配成功率和最大欧氏距离。

表 1 不同候选图像数量的实验结果

Table 1 Experimental results with different number of candidate images

n	原始位置	平均运行时间/s	正确匹配次数	最优匹配位置	最差匹配位置	匹配成功率/%	最大欧氏距离
10	(306,5)	0.64	24	(306,5)	(1,192)	80.00	357.76
30	(306,5)	1.67	29	(306,5)	(470,194)	96.67	250.23
50	(306,5)	2.63	30	(306,5)	(306,5)	100	0
70	(306,5)	3.69	30	(306,5)	(306,5)	100	0

由表 1 可知,当候选图像和搜索子图像的数量 n 为 10 和 30 时,正确匹配次数分别为 24 和 29,当候选图像和搜索子图像的数量 n 为 50 和 70 时,正确匹配次数都为 30,由图像匹配精度可选取 $n = 50$ 和 70。考虑到图像匹配效率, $n = 50$ 时比 $n = 70$ 时节约了近 1.06 s, 因此,选取 $n = 50$, 其匹配结果如图 3(c) 所示。

4.2 实验结果与对比

由 4.1 节可知,设定初始候选图像块的数量和搜索子图

像块的数量 $n=50$, 最大迭代次数 $T=100$ 时, 可获得较好的实验结果, 因此采用这组参数对以下实验进行分析。

采用 SA-ALO 的图像匹配方法既能保证匹配效率, 又能提高匹配精度。为显示本文方法的性能, 将本文方法与基于 PSO 的图像匹配方法、樽海鞘算法^[20] (Salp Swarm Algorithm, SSA) 和蚁狮优化算法 (ALO) 进行对比。

4.2.1 匹配精度分析

原始图像如图 4(a) 所示。模板图像是在原始图像上截取 (110, 111, 37, 116) 的图像, 其中, (110, 111) 是模板图像在原始图像左上角的坐标, (37, 116) 是模板图像的宽和高, 如图 4(b) 所示。本文方法实现的匹配结果如图 4(c) 所示。为了更好地说明本文方法的优势, 在同样的环境 (即种群数量为 50、最大迭代次数为 100) 下, 将基于 PSO 的图像匹配方法、基于 SSA 的图像匹配方法、基于 ALO 的图像匹配方法和本文方法分别进行 50 次实验, 比较 4 种方法的平均匹配时间、正确匹配次数和匹配成功率, 实验结果如表 2 所列。

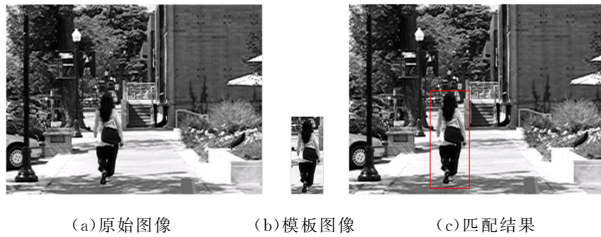


图 4 本文方法的图像匹配结果

Fig. 4 Image matching results of proposed method

表 2 不同匹配方法的实验结果

Table 2 Experimental results of different matching methods

算法名称	平均匹配时间/s	正确匹配次数	匹配成功率/%
PSO	3.32	34	68
SSA	3.09	45	90
ALO	2.04	43	86
SA-ALO	2.56	50	100

表 2 中, 基于 PSO 的图像匹配方法运行时间长, 匹配成功率较低, 这是因为在 PSO 搜索过程中, 粒子群发散导致后期收敛速度慢, 从而使匹配效率降低; 而在迭代搜索初期收敛速度较快, 易发生早熟收敛现象, 使算法陷入局部极小, 从而使寻优性能降低, 全局寻优能力较差。基于 SSA 的图像匹配方法的匹配时间为 3.09 s, 匹配成功率为 90%。由于在搜索前期, 樽海鞘搜索范围大, 开发能力不强, 导致匹配效率降低, 而在搜索后期, 樽海鞘搜索范围小, 探索能力不足, 使其难以跳出局部最优, 降低了匹配精度。基于 ALO 的图像匹配方法的匹配时间短, 匹配成功率较高, 其利用 ALO 的自适应边界搜索机制, 减小了搜索空间, 提高了匹配速度; 通过蚂蚁和蚁狮之间的相互作用的搜索方式, 增强了寻优性能, 从而提高匹配精度。而本文方法的匹配时间和基于 ALO 的图像匹配方法基本相同, 但匹配成功率为 100%, 即本文方法在保证匹配效率的同时, 提高了匹配精度。其思想是利用 ALO 的边界收缩机制, 减小搜索空间, 提高匹配效率; 通过判断准则判断每次迭代是否陷入局部最优, 若陷入则采用 Lévy 飞行更新部分种群位置, 使用 Metropolis 准则跳出本次迭代的局部最

优, 以增强算法的寻优性能, 从而提高匹配精度。综合考虑, 本文方法不仅匹配速度快, 而且匹配精度高。

为说明本文方法的通用性, 我们选取多个原始图像在同样的参数下进行匹配, 结果如图 5 所示。图 5 显示在多个原始图像的情况下, 本文方法均能成功地完成匹配, 说明了 SA-ALO 的图像匹配方法具有一定的通用性。



图 5 多个原始图像的匹配结果

Fig. 5 Matching results on many original images

4.2.2 匹配效率分析

从表 2 可以看出, 在种群数量和迭代次数保持一致时, 基于 PSO, SSA, ALO 的图像匹配方法的精度不高, 基于 PSO 和 SSA 的图像匹配方法的匹配时间比本文方法长。为直观地观察 4 种图像匹配方法的运行时间, 再次使用图 4(a) 的原始图像对 4 种匹配方法进行比较, 结果如图 6 所示。

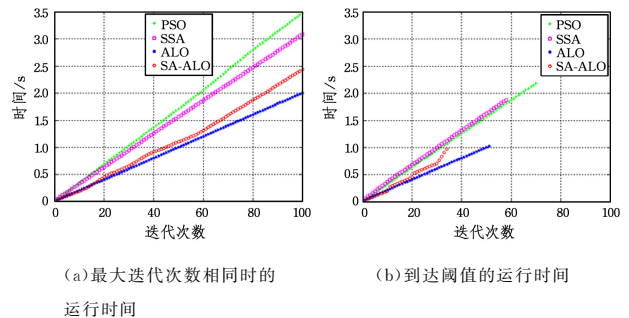


图 6 不同方法的运行时间

Fig. 6 Runtime of different methods

从图 6(a) 可以看出, 在最大迭代次数即停止条件相同时, 本文方法和基于 ALO 的图像匹配方法的运行时间基本相同, 但明显比基于 PSO 和 SSA 的图像匹配方法的运行时间短, 说明了本文方法的运行速度快。图 6(b) 显示 4 种方法在第 t 次迭代与第 $t-1$ 次迭代相关系数差值满足阈值条件时所需的最小迭代次数, 可以看出, 本文方法比基于 ALO 的图像匹配方法的迭代次数约减少 17, 运行时间基本相同; 而与基于 PSO 和 SSA 的图像匹配方法相比, 其迭代次数分别

约减少 36 和 24, 运行时间分别缩短约 1.22s 和 0.91s, 说明了本文方法收敛速度快、匹配效率高。

通过实验验证, 基于 SA-ALO 的图像匹配方法, 通过 ALO 算法的边界收缩机制来提高图像匹配效率; 利用 ALO 算法中蚂蚁围绕蚁狮运动和轮盘赌的随机选择保证了搜索空间的充分探索, 同时采用模拟退火避免 ALO 算法陷入局部最优, 提高了图像的匹配精度。

结束语 本文针对传统的群优化算法应用在图像匹配中存在匹配速度慢、匹配精度低的问题, 提出一种混合模拟退火与蚁狮搜索的图像匹配方法。利用 ALO 算法的自适应边界收缩机制, 减小搜索空间, 加快了匹配速度; 通过局部嵌入准则判断是否陷入局部最优, 若陷入局部最优则进入改进模拟退火机制, 通过 Lévy 飞行和 Metropolis 准则使其跳出局部最优, 增强算法的寻优性能, 提高匹配精度, 否则, 直接利用 ALO 算法实现图像匹配。实验结果表明, 本文方法具有匹配速度快、匹配精度高的优点, 可为未来研究目标跟踪、模式识别等提供方便。

参 考 文 献

- [1] SONG Y B, MA C, GONG L J, et al. CREST: Convolutional Residual Learning for Visual Tracking[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017.
- [2] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning Background-Aware Correlation Filters for Visual Tracking[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017.
- [3] WANG X Y. Multi-grayscale Distortion Image Mosaic Based on Nonlinear Equation[J]. Journal of China Academy of Electronic and Information Technology, 2017, 12(6): 662-667. (in Chinese)
王晓燕. 基于非线性方程的多灰度失真图像拼接[J]. 中国电子科学研究院学报, 2017, 12(6): 662-667.
- [4] SANG Z M. Several image matching algorithms based on gray[D]. Tianjin: Nankai University, 2011. (in Chinese)
桑智明. 几种基于灰度的图像匹配算法研究[D]. 天津: 南开大学, 2011.
- [5] MA J Y, ZHOU H B, ZHAO J, et al. Robust Feature Matching for Remote Sensing Image Registration via Locally Linear Transforming[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(12): 6469-6481.
- [6] PARK S, PARK S K, HEBERT M. Fast and scalable approximate spectral matching for higher order graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(3): 479-492.
- [7] YANG S Y, CAO W C, LI S P. Second-order graph model ant and colony optimization based image matching[J]. Journal of Xidian University, 2017, 44(1): 159-164. (in Chinese)
杨思燕, 曹文灿, 李世平. 结合高阶图模型与蚁群优化的图像匹配方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2017, 44(1): 159-164.
- [8] LIU L X. An image matching algorithm based on wavelet and Particle Swarm Optimization[J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences, 2012, 4(21): 56-62.
- [9] YANG Y X, LIU D, XIN J. Research of Image Correlation Matching Method Based on CPSO[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(3): 529-533. (in Chinese)
杨延西, 刘丁, 辛菁. 基于混沌粒子群优化的图像相关匹配算法研究[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 529-533.
- [10] SUN Y B, DUAN H B. Pigeon-inspired optimization and lateral inhibition for image matching of autonomous aerial refueling [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2017, 232(8): 09544100 1769611.
- [11] CHEN S J, DUAN H B. Fast image matching via multi-scale Gaussian mutation pigeon-inspired optimization for low cost quadrotor[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2017, 89(6): 777-790.
- [12] ZHOU M R. Research on Bacterial Foraging Optimization Algorithm and Its application in Image Matching [D]. Xi'an: Xidian University, 2014. (in Chinese)
周美茹. 细菌觅食优化算法研究及其在图像匹配中的应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [13] DUBEY H M, PANDIT M, PANIGRAHI B K. Ant lion optimization for short-term wind integrated hydrothermal power generation scheduling[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 83: 158-174.
- [14] ZHAO S J, GAO L F, YU D M. Ant Lion Optimizer with Chaotic Investigation Mechanism for Optimizing SVM Parameters [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2016, 10(5): 722-731. (in Chinese)
赵世杰, 高雷阜, 于冬梅. 带混沌侦查机制的蚁狮优化算法优化 SVM 参数[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(5): 722-731.
- [15] MIRJALILI S. The Ant Lion Optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2015, 83: 80-98.
- [16] MA C, LIU J, YU F P. Research on Cuckoo Algorithm with Simulated Annealing[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2016, 37(9): 2029-2034. (in Chinese)
马灿, 刘坚, 余方平. 混合模拟退火的布谷鸟算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37(9): 2029-2034.
- [17] LIU L X, HUA Y, ZHAO Q J, et al. Blind image quality assessment by relative gradient statistics and adaboosting neural network[J]. Signal Processing: Image Communication, 2016, 40: 1-15.
- [18] SATPATHY A, JIANG X D. How-Lung Eng. Human Detection by Quadratic Classification on Subspace of Extended Histogram of Gradients[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(1): 287-297.
- [19] ZHANG H L, ZHANG J W, WU Q E, et al. Extended kernel correlation filter for abrupt motion tracking[J]. KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2017, 11(9): 4438-4446.
- [20] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems [J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114: 163-191.