

一种透视不变的图像匹配算法

蔡国榕¹ 李绍滋^{2,3} 吴云东¹ 苏松志² 陈水利¹

摘要 针对 ASIFT (Affine scale invariant feature transform) 算法存在的仿射采样策略、采样点离散设置等问题, 提出了一种基于粒子群优化的图像透视不变特征 PSIFT (Perspective scale invariant feature transform) 算法. 该算法通过虚拟相机的透视采样来模拟景物在多视角图像中的变形. 在此基础上, 将图像匹配问题转换为透视变换的优化问题, 并以粒子群算法为工具, 研究了虚拟相机旋转参数搜索空间、适应值函数的合理设定. 针对三组不同类型低空遥感图像的实验结果表明, 该算法比 ASIFT、SIFT (Scale invariant feature transform)、Harris affine 和 MSER (Maximally stable extremal regions) 等算法获得更多的特征匹配对, 有效地提高了算法对视角变化的鲁棒性.

关键词 图像匹配, 透视变换, SIFT 特征, 粒子群优化

引用格式 蔡国榕, 李绍滋, 吴云东, 苏松志, 陈水利. 一种透视不变的图像匹配算法. 自动化学报, 2013, 39(7): 1053–1061

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01053

A Perspective Invariant Image Matching Algorithm

CAI Guo-Rong¹ LI Shao-Zi^{2,3} WU Yun-Dong¹ SU Song-Zhi² CHEN Shui-Li¹

Abstract To solve the problem of affine transform and discrete sampling in ASIFT (Affine scale invariant feature transform), the PSIFT (Perspective scale invariant feature transform), which is based on particle swarm optimization, is proposed in this paper. The proposed algorithm uses a virtual camera and homographic transform to simulate perspective distortion among multi-view images. Therefore, particle swarm optimization is employed to determine the appropriate homography, which is decomposed into three rotation matrices. Experimental results obtained on three categories of low-altitude remote sensing images show that the proposed method outperforms significantly the state-of-the-art ASIFT, SIFT, Harris-affine and MSER, especially when images suffer severe perspective distortion.

Key words Image matching, perspective transform, SIFT (Scale invariant feature transform) feature, particle swarm optimization (PSO)

Citation Cai Guo-Rong, Li Shao-Zi, Wu Yun-Dong, Su Song-Zhi, Chen Shui-Li. A perspective invariant image matching algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(7): 1053–1061

收稿日期 2012-09-20 录用日期 2013-03-19
Manuscript received September 20, 2012; accepted March 19, 2013

国家自然科学基金 (61103052, 61202143), 国家教育部博士点基金 (20090121110032), 福建省产学研重大科技项目 (2011H6020), 福建省自然科学基金项目 (2011J01013, 2013J01245, 2013J05100) 深圳市科技计划项目 (JC200903180630A, ZYB200907110169A), 厦门市科技计划项目 (3502Z20123022, 3502Z20110010), 福建省教育厅基金项目 (JK2012025) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61103052, 61202143), the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (20090121110032), the Key Project for Industry-Academia-Research of Fujian Province (2011H6020), the Natural Science Foundation of Fujian Province (2011J01013, 2013J01245, 2013J05100), Shenzhen Science and Technology Research Foundation (JC200903180630A, ZYB200907110169A), the Natural Science Foundation of Xiamen City (3502Z20123022, 3502Z20110010), and the Projects of Education Department of Fujian Province (JK2012025)

本文责任编辑 田捷

Recommended by Associate Editor TIAN Jie

1. 集美大学理学院 厦门 361021 2. 厦门大学信息科学与技术学院 厦门 361005 3. 福建省仿脑智能系统重点实验室 (厦门大学) 厦门 361005

1. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021 2. School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005 3. Fujian Key Laboratory of the Brain-

图像匹配技术 (Image matching) 是计算机视觉与图像处理的关键环节, 其任务是将不同时间、不同传感器或不同条件下 (天候、照度、摄像位置和角度等) 获取的两幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程. 图像匹配的方法可以归纳为基于灰度的方法和基于特征匹配的方法. 其中, 基于灰度的方法利用图像本身具有的灰度统计信息来衡量图像之间的相似程度. 主要方法包括互相关、交互信息法等^[1-4]. 这类算法的特点是能实现像素的稠密匹配, 精度较高, 但对于尺度变化、旋转以及不均匀光照等因素比较敏感.

基于图像特征的匹配方法通常包含特征提取、特征匹配、变换模型估计与重采样等步骤. 在特征提取方面, 点特征是最常采用的图像特征, 一般包括角点、极值点、交叉点等. 常用的点特征提取方法包括 Harris 算子^[5]、Forstner 算子^[6]、Susan 算子^[7]、FAST 算子^[8] 以及 ORB 算子^[9] 等, 主要是利用邻域梯度变化极值或像素比对来检测特征点. 近年来, Lowe 提出了一种具有尺度和旋转不变的

like Intelligent Systems (Xiamen University), Xiamen 361005

SIFT (Scale invariant feature transform)^[10-11] 算子, 该算法利用尺度空间的性质, 把尺度域和空间域取得极值的点作为特征点, 并通过梯度方向分配实现尺度与旋转不变性。

SIFT 算法提出后, 在图像处理领域引起了极大的关注, 并衍生出了一系列改进算法, 如利用主成分分析的 PCA-SIFT^[12], 与 SIFT 相比, 该算法在旋转和缩放变换、噪声干扰和光照变化情况下的特征匹配效率有了较大提高。2006 年 5 月, Bay 等提出了 SURF (Speeded up robust features) 算法^[13], 匹配性能超过了 SIFT 且能获得更快的速度。曾彦等^[14] 通过分析 SIFT 特征点邻域信息, 提出了一种在圆形区域内基于扇形区域分割的特征描述符, 在保持性能的同时把 SIFT 特征降低到 64 维。

尽管上述算法在特征描述与匹配方面取得了很好的效果, Mikolajczyk 等^[15] 论述了基于 SIFT 的特征提取方法对多视角图像的匹配效果不佳。特别是景物之间存在剧烈变形时, 此类算法基本失效。针对这个问题, Random ferns^[16] 以及 Robust feature matching^[17] 算法通过对特征点为中心的块进行仿射变换, 并利用像素比对的信息构造图像特征快速分类器, 在加快匹配速度的同时提高了对视角变化的鲁棒性。Lobaton 等则根据同源性原理提出了鲁棒拓扑特征^[18], 在局部变形图像匹配中得到了良好的匹配效果。Schmidt 等在分析了自然界各种对称特点后, 提出了局部对称特征^[19]。在建筑物受到光照、纹理变化的情况下能有效提高多视角图像匹配的鲁棒性。2009 年, Morel 等分析了 SIFT 在仿射变化条件下的效率, 提出以图像变换集为基础的 ASIFT (Affine scale invariant feature transform) 算法^[20], 该算法通过离散仿射采样的方式来模拟目标在不同角度的变形。与 SIFT、Harris-Affine 等算法的实验对比表明, ASIFT 不但对旋转、平移、尺度缩放保持不变性, 而且对因视角变化导致的变形问题具有很强的鲁棒性。ASIFT 算法提出后引起了广泛关注, 其中, Podbreznik 等结合图像分割方法把 ASIFT 推广到大视角的匹配^[21]。Cao 等利用全局背景信息, 改进了 ASIFT 对重复模式的匹配效果^[22]。同样针对重复模式问题, Brese 等利用图变换匹配 (Graph transform matching)^[23] 的方法删除 ASIFT 错配, 提高了特征提取与匹配的鲁棒性^[24]。Liu 等则把 ASIFT 算法推广到了行为识别中的特征点匹配, 并取得了良好的识别效果^[25]。在我们前期的工作中, 在 ASIFT 算法获取变换模型的基础上, 提出了采用基于模糊控制的单纯性法搜索最优匹配附近的变换模型^[26], 得到了较好的匹配效果。

虽然 ASIFT 算法利用仿射采样有利于增强多视角图像匹配的鲁棒性, 但通过理论分析后, 我们发

现 ASIFT 存在两个问题: 1) ASIFT 通过仿射变换采样来模拟视角变化带来的景物变形。然而, 根据相机透视成像原理, 景物与像平面之间的对应关系是透视变换关系, 可以通过共线模型描述; 2) ASIFT 对变换参数 (旋转角) 的采样是离散的, 也就是通过有限个采样点来“猜测”图像之间的变换模型。尽管 ASIFT 通过实验对比给出了采样点设置准则, 但旋转角参数是连续的, 因此, 由 ASIFT 算法得到的解一般不是最优变换模型。

针对第一个问题, 本文提出了基于透视变换采样方法的特征提取算法, 用透视变换采样模拟景物在不同拍摄角度的变形。对于第二问题, 本文在透视变换采样方法的基础上, 以粒子群算法^[27] 为优化工具, 对采样参数进行优化, 目的是在连续的旋转参数空间中搜索图像之间的最优变换模型。通过三组不同图像类型的实验结果表明, 采用粒子群优化的算法比 ASIFT、SIFT 以及 Harris affine^[28] 和 MSER (Maximally stable extremal regions)^[29] 等算法得到更多的正确匹配点, 搜索到更优的变换模型, 也更加合理地反映匹配图像之间的对应关系。

1 图像透视变换采样模型

变换采样的目的是模拟多视角拍摄图像中的景物变形。目前的方法主要是将待匹配图像分别放置于世界坐标中心, 通过虚拟相机模拟景物在各个方位的观测图像。下面将简要描述 ASIFT 算法与透视变换采样的基本原理。

1.1 ASIFT 算法原理

标准 ASIFT 算法通过图像仿射采样的方式来模拟目标在不同角度的变形。与 SIFT、Harris-Affine 等算法相比, ASIFT 对视角变化导致的变形问题具有很强的鲁棒性。对于任意的正定的仿射变换 A , ASIFT 通过奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD) 验证了 A 可以分解为

$$A = \lambda R_{\theta} \begin{pmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \cos \kappa & -\sin \kappa \\ \sin \kappa & \cos \kappa \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中, $\lambda > 0$ 表示尺度变化, $\kappa \in [0, \pi)$, $\phi = \arccos \frac{1}{t}$, $t \geq 1$, R_{θ} 和 R_{κ} 是相机方位对应的旋转矩阵。

在采样过程中, 待匹配图像被放置在世界坐标中心, 采样图像则根据相机方位与角度推导得出。由

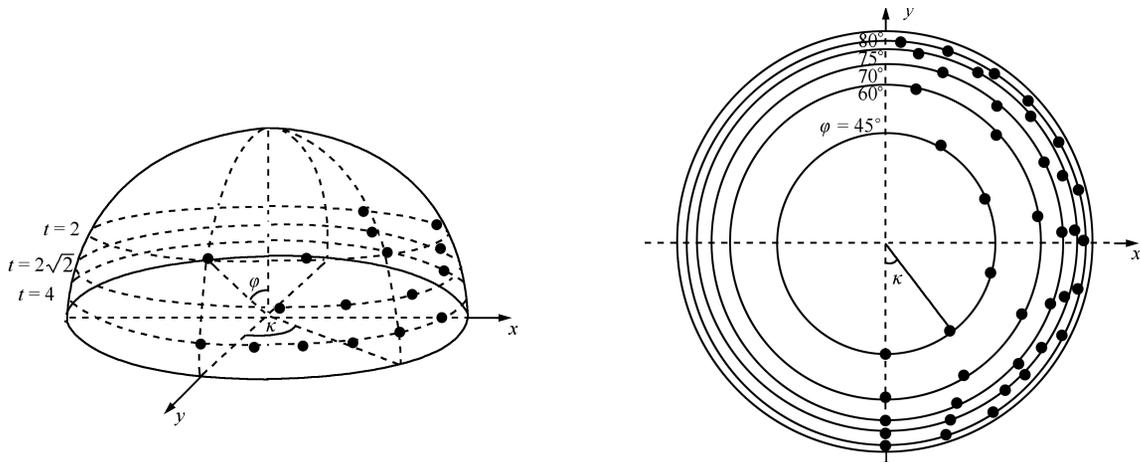


图 1 t 和 κ 的采样点设置

Fig.1 Samples of t and κ

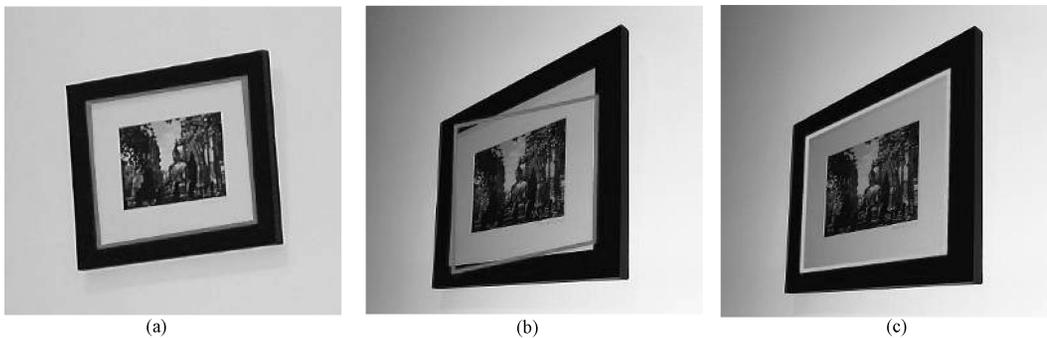


图 2 视角变化导致的透视变形

Fig.2 Perspective distortion results from viewpoint change

于 SIFT 算子对旋转和尺度具有不变性, ASIFT 仅对式 (1) 中的 t 和 κ 采样. 因此, 采样图像的仿射变换可以通过式 (2) 得到:

$$I_{t,\kappa} = \begin{pmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} R_{\kappa}(I) \quad (2)$$

图 1 描述了 ASIFT 推荐的 t 和 κ 采样点设置, 其中, 黑点表示虚拟相机放置的位置. Morel 通过实验分析, 推荐 $t \in \{1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}, 4, 4\sqrt{2}\}$ 和 $\kappa = \{0, b/t, \dots, kb/t\}$ 可以保证算法速度与匹配精度的均衡, 其中, $b = 2\pi/5, \kappa = \pi t/b$.

在采样图像生成后, 所有图像均进行 SIFT 特征提取与匹配. 为了加快算法运算速度, ASIFT 采用了双分辨率策略. 即先对图像进行 3×3 降采样, 降低图像分辨率, 以加快 SIFT 特征提取与匹配, 并保存匹配最多的 5 个变换模型. 最后, 对原始的高分辨率图像进行相应模型的重采样, 以提高 SIFT 特征对仿射变换的鲁棒性.

1.2 透视采样模型

虽然基于仿射采样的 ASIFT、Random ferns

等算法在多视角匹配中取得了很好的效果. 但根据相机成像原理, 物点与像点之间是透视对应关系. 如图 2, 相框在不同拍摄视角存在变形现象, 其中, 图 2(a) 是正视图像, 图 2(b) 和图 2(c) 是侧视图. 从图 2(b) 可以看出, 仿射变换 (平行四边形框) 无法模拟图像的变形; 反之, 如图 2(c) 所示, 透视变换可以较好地拟合多视角拍摄的透视变形. 为此, 本文利用透视采样代替仿射采样, 目的是提高算法对多视角拍摄图像的匹配鲁棒性. 下面将基于透视采样的 SIFT 匹配方法简称为 PSIFT (Perspective scale invariant feature transform) 算法. 如图 3, 在图像采样过程中, 参考图像被放置在世界坐标中心 (XOY 平面中心). 假设 $S = (X_S, Y_S, Z_S)$ 为模拟相机方位, 根据透视变换成像原理, 参考图像上的点 $(x, y, z)^T$ 及其在采样图像平面上的对应点 $(x', y')^T$ 之间的对应关系可以通过共线方程^[30] 表示:

$$\begin{cases} x' = -f \frac{a_1(x - X_S) + b_1(y - Y_S) + c_1(z - Z_S)}{a_3(x - X_S) + b_3(y - Y_S) + c_3(z - Z_S)} \\ y' = -f \frac{a_2(x - X_S) + b_2(y - Y_S) + c_2(z - Z_S)}{a_3(x - X_S) + b_3(y - Y_S) + c_3(z - Z_S)} \end{cases} \quad (3)$$

其中, f 表示相机焦距, $R = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{pmatrix} =$

$R_\theta R_\phi R_\kappa$ 是由三个旋转角构成的旋转矩阵, $(X_S, Y_S, Z_S) = (r \sin \phi \sin \kappa, -r \sin \phi \cos \kappa, r \cos \kappa)$ 为相机的世界坐标, r 表示投影中心和原点之间的距离. 由于参考图像放置于 XOY 平面, 可以得到 $z = 0$. 另一方面, 由于在采样过程中主光轴始终对准参考图像中心点 (世界坐标原点, 如图 3). 因此, 只需对 κ 和 ϕ 进行采样, 旋转矩阵 R 可改写为

$$R = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(-\phi) & -\sin(-\phi) \\ 0 & \sin(-\phi) & \cos(-\phi) \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \cos(-\kappa) & -\sin(-\kappa) & 0 \\ \sin(-\kappa) & \cos(-\kappa) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \kappa & \sin \kappa & 0 \\ -\cos \phi \sin \kappa & \cos \phi \cos \kappa & \sin \phi \\ \sin \phi \sin \kappa & -\sin \phi \cos \kappa & \cos \phi \end{pmatrix} \quad (4)$$

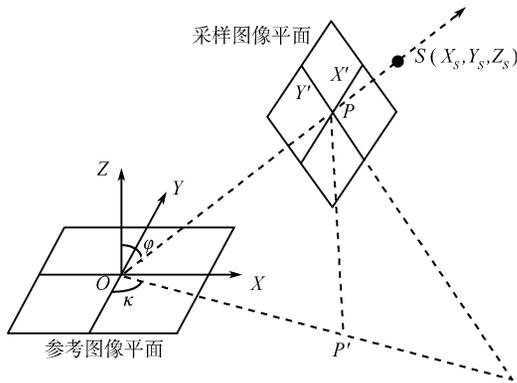


图 3 透视采样的摄像机模型

Fig. 3 Camera model of perspective sampling

把式 (4) 代入式 (3) 中, 可得图像之间的单应变换矩阵为

$$H = \begin{pmatrix} -f \cos \kappa & -f \sin \kappa & 0 \\ f \cos \phi \sin \kappa & -f \cos \phi \cos \kappa & 0 \\ \sin \phi \sin \kappa & -\sin \phi \cos \kappa & -r \end{pmatrix} \quad (5)$$

图 4(a) 和图 4(b) 是集美大学国际学术交流中心的两幅低空遥感图像 (白色框为建筑物外轮廓). 可以看出不同视角的建筑物图像存在透视变形. 其中, 图 4(c) 是参考图像图 4(a) 的采样图, 采样参数 $\phi = \arccos 1/4$, $\kappa = 5\pi/4$. 可以看出在采样图像中, 建筑物的外观与输入图像 (图 4(b)) 基本一致.

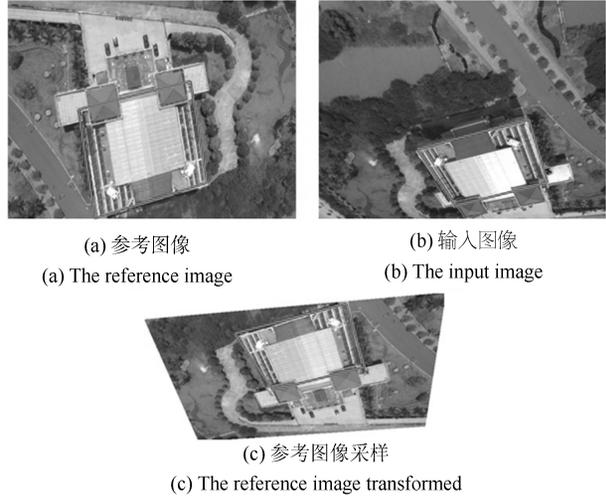


图 4 透视采样示例 ($\phi = \arccos \frac{1}{4}$, $\kappa = \frac{5\pi}{4}$)

Fig. 4 An example of perspective sampling ($\phi = \arccos \frac{1}{4}$, $\kappa = \frac{5\pi}{4}$)

2 基于粒子群优化的 PSIFT 算法

ASIFT 算法的采样点是离散设置的, 只能产生有限、固定角度的采样图像, 因此, 在连续的参数空间中并不能保证获取的图像有最大的匹配. 如图 5(a) 和图 5(b), 两幅图像之间存在变形. 通过对参考图像的 ϕ 和 t 仿射采样, 并计算 SIFT 特征匹配数, 与旋转角对应的匹配点函数如图 5(c) 所示. 可以看出匹配特征是个多峰问题, 通过有限离散采样点得到的匹配数并不能保证具有全局最优. 为此, 本文在透视采样的基础上引入了粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO)^[30], 目的是利用粒子群优化算法的快速搜索能力优化图像之间对应的 ϕ 和 κ 角. 本节将简要叙述 PSO 算法原理、PSIFT 参数空间与适应度函数设置.

2.1 粒子群算法及相关改进

PSO 算法是 Kennedy 等于 1995 年提出的一种群体智能搜索算法. 该算法在问题空间中初始化 n 个随机粒子, 然后通过粒子之间的信息传输、迭代找到最优解. 在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个极值来更新自己. 即粒子本身所找到的最优解 p_{best} 和种群目前找到的最优解 g_{best} . 得到这两个最优值后, 粒子根据如下的公式来更新速度和位置:

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}() (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 \text{Rand}() (p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (6)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (7)$$

其中, $x_i(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iN}(t))$ 表示第 i 个粒子在 t 时刻的位置, $x_{id}(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 表

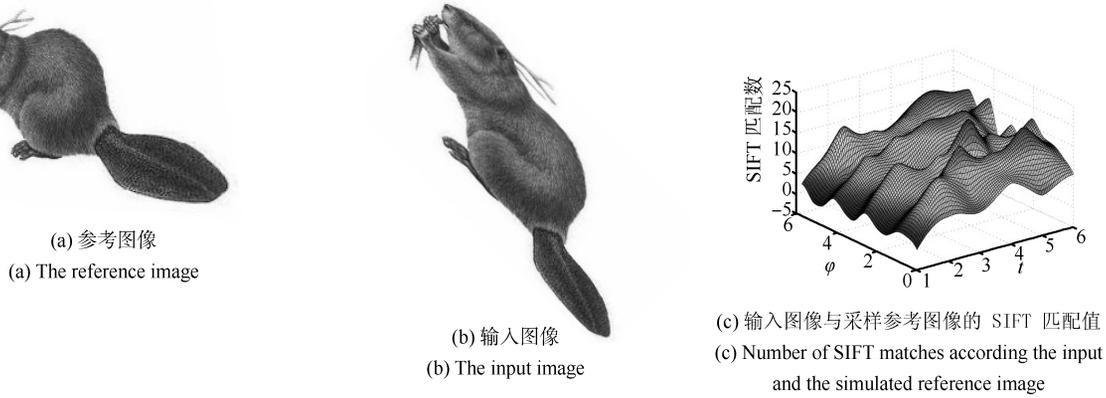


图 5 采样参数对 SIFT 匹配的影响

Fig. 5 Sampling parameters and its effect to SIFT-based matching

示粒子当前的位置的第 d 维分量, $v_i(t) = (v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{iN}(t))$ 表示粒子在 t 时刻的速度, $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$ 表示第 i 个粒子曾到达过的最好的位置, $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})$ 表示种群的历史最优值. w 为惯性权重 (Inertia weight), c_1 和 c_2 为加速因子 (Acceleration coefficient), $\text{rand}()$ 和 $\text{Rand}()$ 为两个在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机函数. PSO 使用式 (6) 和 (7) 反复改变粒子的速度和位置, 直到满足终止条件为止.

粒子群优化提出以后, 围绕着早熟问题有许多改进的算法, 其中包含模糊自适应策略、自组织多结构等^[31-32]. 在我们的前期工作中, 针对种群多样性问题, 基于群熵的概念提出了一种具有自适应迁移能力的多种群 PSO 算法^[33], 有效提高了粒子群的全局搜索能力.

2.2 PSIFT 的粒子编码与适应度函数

在 PSIFT 的优化过程中, 每个粒子表示待匹配图像的采样角度 ϕ 和 κ . 因此, 粒子编码可表示为: $\theta = (\phi_{i1}, \kappa_{i1}, \phi_{i2}, \kappa_{i2})$. 其中, $\phi_{ij} \in [0, \pi/2]$, $\kappa_{ij} \in [0, 2\pi]$ ($i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2$) 表示第 i 个粒子对于第 j 幅待匹配图像的变换参数. 由于优化的目的是搜索最优匹配的采样图像对, 因此, 以采样图像之间的 SIFT 正确匹配值作为适应度函数. 最后的输出结果融合了种群在迭代过程中提取的正确匹配特征.

2.3 算法流程

算法 1. 基于粒子群优化的 PSIFT 算法

输入. 待匹配图像 I_1, I_2

输出. I_1, I_2 的特征匹配数与匹配特征坐标.

步骤 1. 设置初始参数 (包括种群规模 n 、加速因子 c_1, c_2 、惯性权值 w 、迭代次数 t_{\max} 等);

步骤 2. 根据每个粒子对应的旋转角对图像进

行透视采样. 计算采样图像的 SIFT 特征匹配数作为粒子的适应值, 并记录匹配特征坐标.

步骤 3. 根据每个粒子的适应值更新历史最优 p_{best} 和全局最优 g_{best} ;

步骤 4. 对每个粒子, 根据式 (6) 和 (7) 更新粒子的速度和位置;

步骤 5. 若迭代次数达到设定值, 则输出优化结果, 否则转步骤 2.

3 实验与分析

实验的目的是测试 PSO + PSIFT、PSO + ASIFT、ASIFT、SIFT、Harris affine 以及 MSER 等 6 种算法对于尺度、视角变化的稳定性. 由于低空遥感图像一般具有景深差异大、分辨率高、视角变化剧烈等特点, 因此, 本文选取了 3 组低空遥感图像作为评价各种匹配算法效率的数据集. 图像由集美大学影像信息工程技术的无人低空遥感系统获取. 3 组图像分别具有尺度变化、弱视角变化、大视角变化等特点. 实验的评价指标为图像特征点的正确匹配数目.

3.1 实验设置

在 PSIFT 参数中, 设置 $r = 3d$, $f = 2d$, 其中, d 表示图像的对角线长度. 在粒子群方面, 由于粒子编码只有四维, 搜索空间较小. 在实验中, 发现种群一般在较少迭代次数便可收敛. 因此, 设置 PSO 算法种群规模 $M = 15$, 最大迭代次数为 $t_{\max} = 100$ 代. 惯性权值 w 随迭代次数线性递减, 其中, $w_{\text{Initial}} = 1$, $w_{\text{Final}} = 0.2$, $c_1 = c_2 = 2.0$. 参数搜索范围为 $\phi \in [0, \pi/2]$, $\kappa \in [0, 2\pi]$. PSO + PSIFT、PSO + ASIFT、ASIFT、SIFT 算法均采样用 RANSAC 算法去除错配.

3.2 结果与分析

第一组实验主要评价各种算法对于尺度变化的鲁棒性. 以图 6 为例, 图像 Corridor 拍摄于 2011 年 7 月, 建筑物为集美大学连廊. 可以看出图 6(a) 和图 6(b) 的拍摄高度不同, 导致景物之间存在尺度变化. 图 6(c)~图 6(e) 分别是 PSO + PSIFT、PSO + ASIFT、ASIFT 算法的匹配结果, SIFT、Harris affine 以及 MSER 算法的匹配结果如表 1 所示. 可以看出 Harris affine 和 MSER 对尺度变化十分敏感, 而 SIFT 算法找到了 50 个正确特征匹配对, 说明 SIFT 算子的高斯金字塔能有效克服尺度变化对特征提取与描述的影响. 另一方面, 基于 SIFT 特征的 ASIFT、PSO + PSIFT、PSO + ASIFT 由于生成了大量的采样图像, 虽然增加了时间代价, 但也能得到比 SIFT 算法更多的匹配特征.

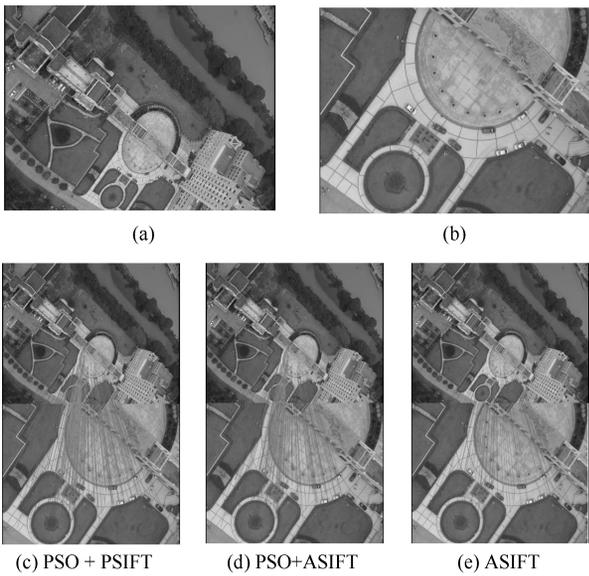


图 6 尺度变化匹配鲁棒性对比 (Corridor)

Fig.6 Robustness to scale change (Corridor)

第二组实验主要分析弱视角变化对算法的影响. 以图 7 为例, 该图像 (HQU) 拍摄于华侨大学厦门校区, 由于无人机拍摄视角变化, 获取的图像之间存在旋转、尺度变化、弱透视变形等现象. 从表 1 以及图 7(c)~图 7(e) 可以看出, SIFT 特征对景物旋转具有较好的匹配效果. 另一方面, 由于多视角景物的透视变形, PSIFT 算法通过透视采样得到的特征对视角变化更加鲁棒, 能比 ASIFT 获得更多的特征匹配对. 此外, 由于两幅图像的拍摄高度差别不大, 景物的尺度变化并不明显, 因此, Harris-affine 和 MSER 也找到了足够多的特征匹配对.

在第三组图像中, 由于无人机飞行高度很低, 拍摄视角变化剧烈, 建筑物的透视变形现象明显. 以图 8 为例, 该组图像 (Campus 1) 拍

摄于 2011 年 9 月, 建筑物为集美大学新校区教学裙楼. 因视角变化大, 两幅图像中相应的建筑物之间存在剧烈的变形. 另一方面, 嘉庚风格的建筑物屋顶结构类似, 存在大量重复模式, 因此, 提取的特征点容易产生混淆. 图 8(c)~图 8(e) 分别是 PSO + PSIFT、PSO + ASIFT 以及 ASIFT 算法的匹配结果. 从表 1 中可以看出, ASIFT、SIFT、Harris affine 以及 MSER 算法在重复模式与大视角变化的背景下基本失效; 采用 PSO 优化的 ASIFT 算法提取到了 5 对正确匹配特征. 相比上述方法, PSO + PSIFT 策略找到了 83 对正确的匹配特征, 这也说明重复模式在不同的视角下会展示出不同的特点, 正如前面分析的, 透视采样策略能模拟重复模式的视角变化, 因此, 得到的特征在大视角变化以及重复模式下的匹配鲁棒性更强.

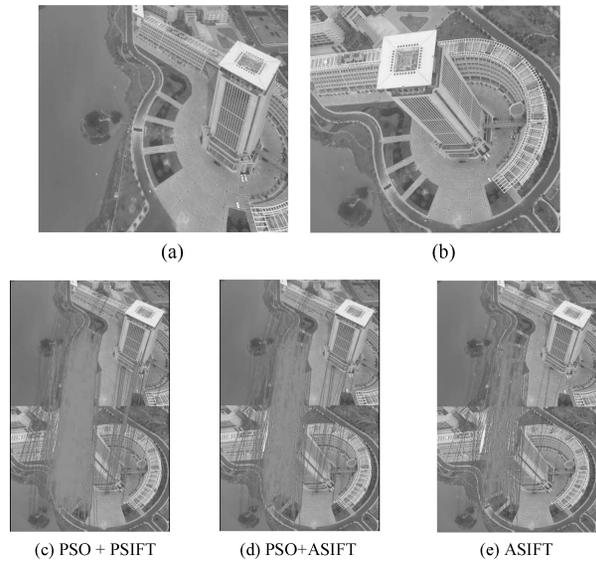


图 7 尺弱视角变化匹配鲁棒性对比 (HQU)

Fig.7 Robustness to slight viewpoint change (HQU)

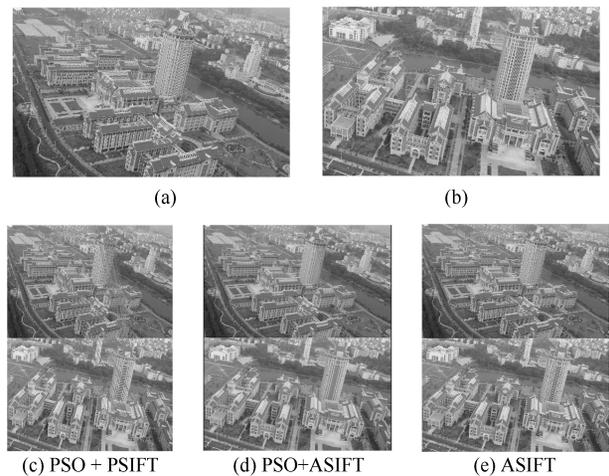


图 8 大视角变化与重复模式匹配鲁棒性对比 (Campus 2)

Fig.8 Robustness to severe viewpoint change and repeat pattern (Campus 2)

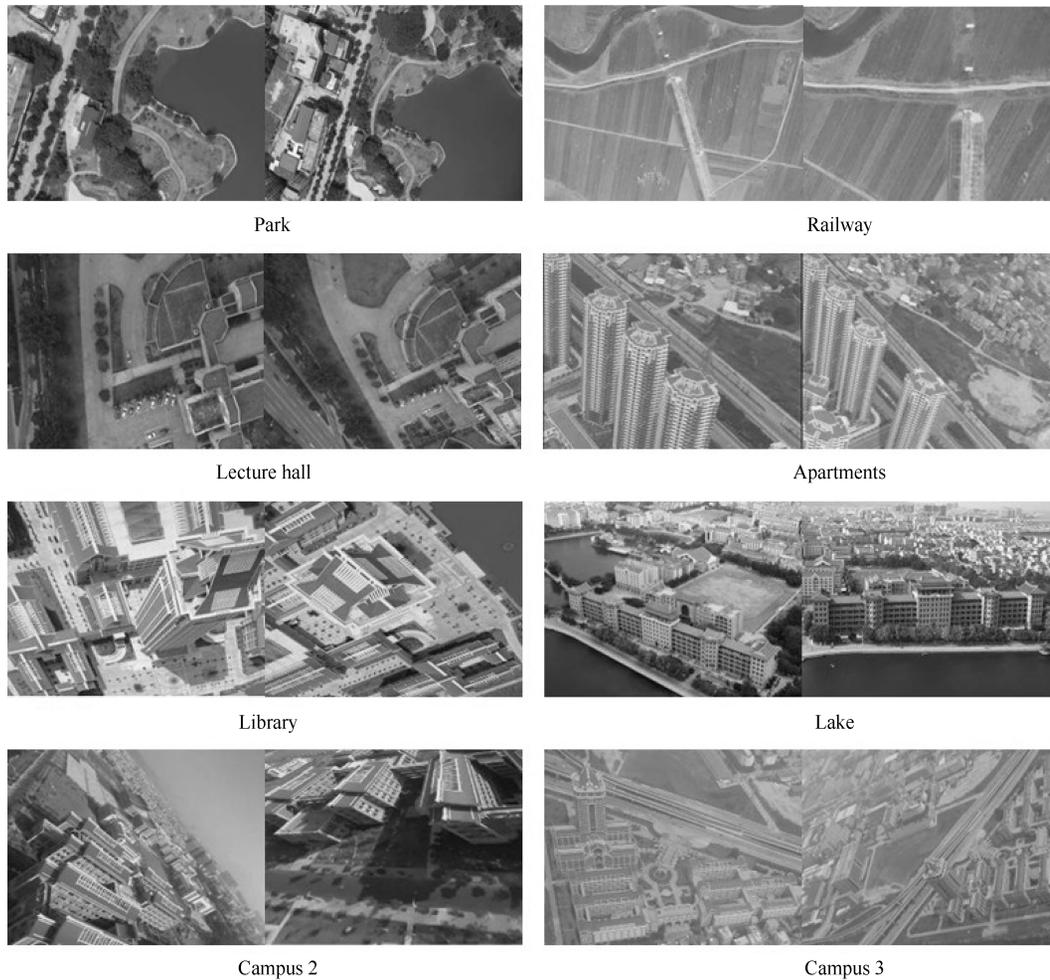


图 9 低空遥感图像集

Fig. 9 Low-altitude remote sensing dataset

表 1 六种图像匹配方法在低空遥感数据集上的匹配结果

Table 1 Number of correct matches of six methods conducted on low-altitude remote sensing dataset

图像类别	图像	PSO + PSIFT	PSO + ASIFT	ASIFT	SIFT	Harris affine	MSER
尺度变化	Park	1 498	1 455	1 206	221	14	8
	Corridor	213	146	66	50	3	5
	Railway	198	179	168	35	0	3
弱视角变化	Lecture hall	582	486	431	66	17	45
	HQU	835	487	265	74	33	63
	Apartments	459	197	197	93	35	28
大视角变化	Library	377	152	139	20	17	42
	Lake	72	35	28	6	0	0
	Campus 1	83	5	0	0	0	0
	Campus 2	92	65	54	0	0	0
	Campus 3	25	0	0	0	0	0

图 9 是三组实验数据中其余的低空遥感图像, 相关的匹配结果如表 1 所示. 可以看出基于 SIFT 的算法对景物的尺度、旋转变化的匹配效果, 特别是对尺度变换图像的匹配效

果优于 Harris affine 和 MSER. 另一方面, 分析 PSO + PSIFT、PSO + ASIFT 以及 ASIFT 的匹配结果后发现, 变换采样策略则能模拟景物在各个观测角度的变形, 因此, 具有较好的视角不变性. 特

别是基于 PSO 优化的图像匹配, 由于参数的变化范围更大, 可能得到的采样图像也更多, 因此, 能提高大视角图像的匹配鲁棒性. 而 PSIFT 算法通过透视采样模拟景物变形, 相比其他算法, 在大视角变化以及重复模式环境下的匹配效果都有显著提高.

3.3 算法复杂度分析

如实验设置中阐述, 在采样图像生成过程中, 每个粒子编码只有四维, 搜索空间较小. 因此, 设置 PSO 算法种群规模 $M = 15$, 最大迭代次数为 $t_{\max} = 100$ 代. 由于每个粒子对应两幅采样图像, 因此, PSO 迭代过程中需要进行 1500 次的图像特征提取、匹配与 RANSAC 去错配. 在 ASIFT 算法方面, Morel 通过实验分析, 推荐 $t \in \{1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}, 4, 4\sqrt{2}\}$ 和 $\kappa = \{0, b/t, \dots, kb/t\}$ 作为离散采样点集. 因此, 每幅参考图像大约生成 $5 + 5\sqrt{2} + 10 + 10\sqrt{2} + 20 + 20\sqrt{2} \approx 83$ 幅采样图像. 对于输入的两幅参考图像, 需要进行 $83 + 83 = 166$ 幅图像的特征提取、 $83 \times 83 = 6889$ 次图像之间的特征匹配与 RANSAC 去错配过程. 实验表明, 图像特征提取与描述的时间代价和图像本身的特点有关, 而图像匹配与 RANSAC 去错配则与特征数目相关. 针对本文低空遥感数据运行时间的统计结果表明, 两幅图像特征提取、特征匹配、RANSAC 的平均时间代价比大约为 55 : 12 : 1. 因此, PSO + PSIFT 与 ASIFT 总时间复杂度比大约为 $\frac{1500(55+12+1)}{163 \times 55 + 6889(12+1)} \approx 1.03$.

4 结论

基于仿射采样的 ASIFT 特征提取算法已被验证具有较好的视角不变性. 但通过计算机视觉的几何理论分析, 我们发现 ASIFT 算法存在的仿射变换原理、采样点离散设置等问题. 因此, 本文提出了一种基于粒子群优化的透视不变图像匹配 PSIFT 算法, 通过透视变换采样模拟景物在不同拍摄角度的变形. 并以粒子群算法为优化工具, 对旋转角进行优化, 目的是在连续的参数空间中搜索图像之间的最优变换模型. 通过 3 组不同图像类型的实验结果表明, 采用粒子群优化的 PSIFT 算法比 ASIFT、SIFT、Harris affine 以及 MSER 等算法得到更多的正确匹配点, 提高了算法对视角变化与重复模式的鲁棒性.

References

- 1 Bardera A, Feixas M, Boada I, Sbert M. Image registration by compression. *Information Sciences*, 2010, **180**(7): 1121–1133
- 2 Rajwade A, Banerjee A, Rangarajan A. Probability density estimation using isocontours and isosurfaces: applications

- to information-theoretic image registration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(3): 475–491
- 3 Sun Yan-Yue, He Xiao-Hai, Song Hai-Ying, Chen Wei-Long. A block-matching image registration algorithm for video super-resolution reconstruction. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(1): 37–43
(孙琰玥, 何小海, 宋海英, 陈为龙. 一种用于视频超分辨率重建的块匹配图像配准方法. *自动化学报*, 2011, **37**(1): 37–43)
- 4 Han Yu, Wang Wei-Wei, Feng Xiang-Chu. Iteratively reweighted method based nonrigid image registration. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(9): 1059–1066
(韩雨, 王卫卫, 冯象初. 基于迭代重加权的非刚性图像配准. *自动化学报*, 2011, **37**(9): 1059–1066)
- 5 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. Manchester, UK: University of Sheffield Printing Unit, 1988. 147–151
- 6 Förstner W. A feature based correspondence algorithm for image matching. *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, 1986, **26**(3): 150–166
- 7 Smith S M, Brady J M. SUSAN — a new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **23**(1): 45–78
- 8 Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(1): 105–119
- 9 Rublee E, Rabaud V, Konolige K, Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. In: *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. Barcelona, US: IEEE, 2011. 2564–2571
- 10 Lowe D. Object recognition from local scale-invariant features. In: *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer vision*. Corfu, US: IEEE, 1999. 1150–1157
- 11 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110
- 12 Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors. In: *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington D. C., US: IEEE, 2004. 506–513
- 13 Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. Surf: speeded up robust features. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Graz, Germany: Springer, 2006. 404–417
- 14 Zeng Luan, Gu Da-Long. A SIFT feature descriptor based on sector area partitioning. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(9): 1513–1519
(曾峦, 顾大龙. 一种基于扇形区域分割的 SIFT 特征描述符. *自动化学报*, 2012, **38**(9): 1513–1519)
- 15 Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(1): 63–86
- 16 Ozuysal M, Calonder M, Lepetit V, Fua P. Fast keypoint recognition using random ferns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(3): 448–461
- 17 Taylor S, Rosten E, Drummond T. Robust feature matching in 2.3 μ s. In: *Proceedings of the 2009 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, US: IEEE, 2009. 15–22

- 18 Lobaton E, Vasudevan R, Alterovitz R, Bajcsy R. Robust topological features for deformation invariant image matching. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE, 2011. 2516–2523
- 19 Schmidt U, Roth S. Learning rotation-aware features: from invariant priors to equivariant descriptors. In: Proceedings of the 2012 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, USA: IEEE, 2012. 2050–2057
- 20 Morel J M, Yu G S. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, **2**(2): 438–469
- 21 Podbreznik P, Potočník B. Estimating correspondence between arbitrarily selected points in two widely-separated views. *Advanced Engineering Informatics*, 2010, **24**(3): 367–376
- 22 Cao B, Ma C W, Liu A T. Affine-invariant SIFT descriptor with global context. In: Proceedings of the 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Yantai, China: IEEE, 2010. 68–71
- 23 Aguilera W, Frauela Y, Escolano F, Martinez-Perez M E, Espinosa-Romero A, Lozano M A. A robust graph transformation matching for non-rigid registration. *Image and Vision Computing*, 2009, **27**(7): 897–910
- 24 Le Brese C, Zou J J, Uy B. An improved ASIFT algorithm for matching repeated patterns. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 2949–2952
- 25 Liu J, Yang J. Action recognition using spatiotemporal features and hybrid generative/discriminative models. *Journal of Electronic Imaging*, 2012, **21**(2): 023010
- 26 Cai Guo-Rong, Li Shao-Zi, Chen Shui-Li, Wu Yun-Dong, Su Song-Zhi. Affine SIFT feature optimization algorithm based on fuzzy control. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 2012, **26**(5): 147–153
(蔡国榕, 李绍滋, 陈水利, 吴云东, 苏松志. 基于模糊控制的 ASIFT 图像特征优化算法. *模糊系统与数学*, 2012, **26**(5): 147–153)
- 27 Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. In: Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995. 1942–1948
- 28 Mikolajczyk K, Schmid C. An affine invariant interest point detector. In: Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer, 2002. 128–142
- 29 Matas J, Chum O, Urban M, Pajdla T. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions. *Image and Vision Computing*, 2004, **22**(10): 761–767
- 30 Hashimoto T, Takagi M, Kajiwara E. *Remote Sensing Note*. Tokyo: Japan Association on Remote Sensing, 1999
- 31 Shi Y H, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization. In: Proceedings of the 2001 IEEE Congress on Evolutionary Computation. San Francisco, USA: IEEE, 2001. 101–106
- 32 Ratnawecra A, Halgamuge S, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, **8**(3): 240–255
- 33 Cai Guo-Rong, Chen Shui-Li, Li Shao-Zi, Wu Yun-Dong. Cooperative particle swarm optimization algorithm based on adaptive migratory operator. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2010, **49**(6): 772–778

(蔡国榕, 陈水利, 李绍滋, 吴云东. 一种具有自适应迁移能力的多粒子群协同优化算法. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2010, **49**(6): 772–778)



蔡国榕 博士, 集美大学理学院讲师. 主要研究方向为图像处理, 计算智能.

E-mail: guorongcai.jmu@gmail.com

(**CAI Guo-Rong** Ph. D., lecturer at the School of Science, Jimei University. His research interest covers image processing and computational intelligence.)



李绍滋 厦门大学信息科学与技术学院教授. 主要研究方向为计算机视觉, 计算智能. 本文通信作者.

E-mail: szlig@xmu.edu.cn

(**LI Shao-Zi** Professor at the College of Information Science and Technology, Xiamen University. His research interest covers computer vision, image processing, and computational intelligence. Corresponding author of this paper.)



吴云东 集美大学理学院教授. 主要研究方向为遥感信息处理, 计算智能.

E-mail: wuyundong@yahoo.com.cn

(**WU Yun-Dong** Professor at the School of Science, Jimei University. His research interest covers remote sensing information processing and computational intelligence.)



苏松志 博士, 厦门大学信息科学与技术学院助理教授. 主要研究方向为计算机视觉, 模式识别.

E-mail: sssz@xmu.edu.cn

(**SU Song-Zhi** Ph. D., assistant professor at the College of Information Science and Technology, Xiamen University. His research interest covers computer vision and pattern recognition.)



陈水利 集美大学理学院教授. 主要研究方向为智能计算, 模糊信息处理.

E-mail: sgzx@jmu.edu.cn

(**CHEN Shui-Li** Professor at the School of Science, Jimei University. His research interest covers computational intelligence and fuzzy information processing.)