

# 基于改进布谷鸟优化的模糊聚类图像分割

朱春 李林国 郭剑

(南京邮电大学计算机学院 南京 210003) (江苏省无线传感网高技术研究重点实验室 南京 210003)

**摘要** 模糊C均值聚类算法(FCM)是一种应用非常广泛的聚类算法,但是它受初始聚类中心影响较大,容易陷入局部最优。在标准布谷鸟算法(CS)的基础上提出改进布谷鸟优化算法(ICS),将发现概率 $P$ 由固定值转变成随迭代次数逐渐减小的变量,这样不仅可以提高搜索种群的质量,而且保证了算法的收敛。因此,可以将改进布谷鸟优化算法用于FCM算法聚类中心生成的过程(ICS\_FCM),从而有效地避免FCM陷入局部最优。改进的算法具有良好的聚类效果和运行速度。实现基于改进布谷鸟优化的FCM图像分割,并与基于模拟退火的FCM算法(SA\_FCM)进行对比。由实验结果可知,该算法(ICS\_FCM)不仅取得了较好的分割效果,效率上也有明显的提高。

**关键词** 图像分割,改进布谷鸟优化算法,模糊C均值聚类

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.06.049

## Fuzzy Clustering Image Segmentation Algorithm Based on Improved Cuckoo Search

ZHU Chun LI Lin-guo GUO Jian

(College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)  
(Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing 210003, China)

**Abstract** Fuzzy C-means clustering algorithm(FCM) is a widely used clustering algorithm, however, it is influenced by the initial cluster centers, and is easy to fall into local optima. In this article, we proposed an improved cuckoo search (ICS) based on the standard cuckoo algorithm(CS), which changes the detection probability  $P$  with a constant value into a variable number of iterations decreases. This will not only improve the quality of the population, but also ensure the convergence of the algorithm. Therefore, we can use the improved cuckoo search algorithm to generate the FCM clustering centers and avoid FCM falling into local optima effectively. The proposed algorithm has better clustering effect and faster running speed. In this article, ICS\_FCM was used in fuzzy clustering image segmentation, and compared with SA\_FCM. The experimental results show that ICS\_FCM can not only achieve better segmentation results, but also improved efficiency significantly.

**Keywords** Image segmentation, Improved cuckoo search algorithm, Fuzzy C-means clustering

## 1 引言

随着科学技术的进步,人们每天需处理的信息数据量大大增加,其中图像在信息的接收、处理过程中起到了至关重要的作用,因为图像具有直观、易懂、信息量大等特点,所以它是人们接触得最多的信息种类之一。然而在如此多的图像信息中,并不是所有的信息都是人们所需要的,大多数情况下只需要对图像的某一块区域进行处理和分析,这就需要利用相关算法将特定的区域与其他区域分割开来,以便后续处理。这种将图像分割成若干有意义的目标区域的技术就是图像分割。

图像分割是图像处理技术领域中一个至关重要的技术<sup>[1-2]</sup>,因为它是图像处理的前期步骤,分割的好坏直接影响后续处理过程的结果,如特征提取、目标识别等。图像分割的应用范围越来越广泛,如通信、军事、遥感图像分析、医学诊断、智能公交、农业现代化及工业自动化等<sup>[5]</sup>诸多领域。因此

无论是在实际应用领域还是学术领域,图像分割都是一项前沿且意义重大的课题。下面介绍一些常用的图像分割算法。

### 1.1 阈值化分割

阈值化分割<sup>[8]</sup>是图像分割算法中较早出现的算法。该算法根据图像的灰度级将图像空间划分成与现实景物相对应的一些有意义的区域。在一个区域内的灰度级是相同的,相邻的区域间的灰度级是不同的。

阈值化分割主要分为两个步骤:1)确定一个阈值;2)将图像的像素与阈值进行比较,以确定每个像素所属的类。在阈值分割算法中,难点和关键是阈值的选择。该算法的各种各样的变形算法都是围绕阈值的选取进行的<sup>[9]</sup>。其中应用比较广泛的有直方图方法、最大类间方差法、最大熵方法等。

### 1.2 基于区域的分割

基于区域的方法<sup>[6-7]</sup>假设同一个区域中相邻的像素在视觉上应该有相似的特征,如灰度特征、颜色特征或纹理特征等。

到稿日期:2016-05-18 返修日期:2016-07-18 本文受国家自然科学基金项目(61300239, 61572261),中国博士后科学基金资助项目(2014M551635),江苏省博士后科研资助计划项目(1302085B),江苏省政府留学基金(JS-2014-085)资助。

朱春(1991-),男,硕士生,主要研究方向为图像分割, E-mail: zhuchun612@163.com; 李林国(1982-),男,博士,讲师,主要研究方向为图像处理; 郭剑(1978-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为无线传感器网络。

这类方法充分利用了图像的空间信息,分割出来的图像也是连续的,而且不受图像中分支数的限制。基于区域的分割方法适用于对比度较高的图像分割,对于那些不是以灰度表征不同区域的图像,利用该方法往往不能取得令人满意的分割效果。区域分割方法主要分为区域生长、区域分裂和区域合并算法。

### 1.3 基于聚类的分割

基于聚类的分割算法<sup>[10]</sup>是图像分割领域中一类重要且应用广泛的算法,因为无论是灰度图像、彩色图像、纹理图像或是其他类型的图像分割,都可以运用聚类分析的方法。聚类算法主要分为硬聚类和软聚类。软聚类就是模糊C-均值聚类算法(FCM),它是在实际中应用最为广泛的一种聚类算法。

模糊C-均值聚类(FCM)算法是通过不停迭代计算隶属度矩阵和簇中心来求解目标函数最小值的过程。该算法具有简单、处理速度快、无监督等诸多优点。近年来,一个热门的应用是将模糊聚类应用在图像分割上<sup>[11]</sup>,其主要思路是将每个像素作为一个数据点,然后计算该数据点的目标函数值,而将这些数据点划分到不同的簇中。采用FCM算法分割图像,有效地避免了阈值化分割中存在多个分支的问题,而且FCM属于无监督的分类算法,在聚类的过程中不需要任何人工干预,适用于图像的自动分割。

但是FCM在进行图像分割时存在很多不足之处,其中主要的难点和关键点在于初始聚类中心的选择和如何避免算法陷入局部最优。

布谷鸟优化算法(Cuckoo Search, CS)<sup>[15-16]</sup>是学者Yang X和Suash于2009年提出的一种群智能算法。它通过模仿布谷鸟的繁殖策略来实现寻找问题解的过程。CS采用的是随机性很强的Levy flights模式<sup>[18]</sup>,因此算法具有很强的局部搜索能力,而且通过偏离较远的位置随机产生的一部分解是远离当前最优解的,这样可以有效确保系统不陷入局部最优。

## 2 FCM算法介绍

FCM算法采用隶属度来衡量每一个样本属于某个聚类中心的程度。FCM聚类方法用于图像分割时是根据图像像素和聚类中心的加权相似性测度对目标函数进行迭代优化以用来确定最佳聚类结果。设有 $n$ 个数据样本为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $c(2 \leq c \leq n)$ 是要将数据样本分成的类别的数目,  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_c\}$ 表示相应的 $c$ 个类别,  $U$ 是相似度矩阵, 各类别的聚类中心为 $\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 。根据以上定义,FCM的目标函数为:

$$J(U, A) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^b d_{ij}^2 \quad (1)$$

每次迭代的隶属度矩阵和聚类中心可以通过对式(1)引入拉格朗日乘子求解:

$$u_{ij} = \frac{(1/\|X_j - A_i\|^2)^{1/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c (1/\|X_j - A_i\|^2)^{1/(m-1)}} \quad (2)$$

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m X_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}} \quad (3)$$

其中,  $u_{ij}$ 表示第 $i$ 个样本点属于第 $j$ 类的隶属度,  $u_{ij} \in [0, 1]$ ,

对于任意的 $i$ 都有 $\sum_{j=1}^m u_{ij} = 1$ 。  $d_{ij} = \|X_i - A_i\|$ 是样本 $x_i$ 到第 $j$ 个聚类中心的欧氏距离。  $b(1 < b \leq 5)$ 表示模糊指数。

FCM算法的主要步骤如下。

步骤1 确定聚类类别数 $c$ ,模糊指数 $b$ ,条件终止参数 $\epsilon$ ,以及初始化隶属度矩阵 $U$ 。

步骤2 分别根据式(2)和式(3)计算隶属度矩阵 $U$ 和聚类中心 $A$ 。

步骤3 如果 $\|U(t) - U(t-1)\| < \epsilon$ ,则算法结束,否则返回步骤2,继续迭代。

FCM算法在图像分割领域已经得到了广泛的应用。但是从本质上来说,FCM算法是一种局部优化算法,它对初始值的选取比较敏感,而且容易陷入局部最优。

## 3 模拟退火和FCM图像分割算法

为了解决FCM算法存在的缺陷,即对初始值敏感和容易陷入局部最优,有人提出用模拟退火算法来优化FCM,依据FCM建立模拟退火算法的目标函数,形成基于模拟退火的模糊C-均值聚类图像分割算法<sup>[13]</sup>。

模拟退火算法在一定程度上解决了FCM容易陷入局部最优的缺点,但是模拟退火本身也有很多局限。其中最主要的难点是初始温度和冷却系数的选取,现在基本都是人工实验性地选取初始温度和冷却系数。如果初始温度选择过高,并且冷却系数过大,那么所得到的解会较好,但是算法收敛速度太慢。相反,很可能得不到全局最优解。

## 4 布谷鸟优化算法

布谷鸟优化算法是由剑桥大学YANG等<sup>[15]</sup>提出的一种群智能优化算法,该算法的思想主要基于两个思路:布谷鸟喜欢在公共鸟巢产卵的行为和Levy flights机制。它们可能会将其他鸟类的卵移走从而增加其卵的孵化率,通过Levy flights随机选择将宿主的卵移走,这样就由宿主鸟对布谷鸟的卵进行孵化。在从卵到雏鸟的整个过程中,一旦宿主鸟发现鸟窝中的卵存在异常,其就把卵或者雏鸟移走,或者放弃此鸟窝重新搭建一个。

### 4.1 Levy flights

Levy flights是一种随机游走模式,它是一类非高斯随机过程,它的步长服从Levy分布,可以简单表示为: $L(s, \lambda) \sim s^{-\lambda}$ ,其中 $s$ 表示Levy flights得到的随机步长。Levy flights完整的数学定义如下:

$$L(s, \gamma, \mu) = \begin{cases} \sqrt{\frac{\gamma}{2\pi}} \exp\left[-\frac{\gamma}{2(s-\mu)}\right] \frac{1}{(s-\mu)^{3/2}}, & 0 < \mu < \infty \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\gamma$ 为数量级参数, $\mu > 0$ 为最小步长。从式(4)可以看出,当 $s \rightarrow \infty$ 时,

$$L(s, \gamma, \mu) \approx \sqrt{\frac{\gamma}{2\pi}} \frac{1}{s^{3/2}} \quad (5)$$

文献[18]将Levy flights植入到群智能搜索算法中。在算法迭代前期,通过较大的步长扩大搜索范围,避免算法陷入局部最优解;在算法迭代后期,利用小步长更容易在小范围内求得全局最优解。文献[16]将Levy flights应用于优化算法和最优解搜索中,取得了很好的实验效果。

### 4.2 布谷鸟优化算法

为了模拟布谷鸟的繁殖策略,需要将布谷鸟算法假设成以下3个理想状态:

(1)一只布谷鸟一次只产一只卵,然后随机选择一个鸟窝来孵化它。

(2)计算这些鸟窝的适应值,其中值最优的将被保留到下一代。

(3)布谷鸟所能利用的鸟窝数量有限,设布谷鸟卵被鸟窝主人发现的概率为  $P(P \in [0, 1])$ 。若鸟窝主人发现外来的布谷鸟卵,则会丢弃它或者重新寻找新的鸟窝。

在这3个理想状态的基础上,可以利用式(6)来更新鸟窝的位置:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus L(\lambda), i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中,  $x_i^{(t)}$  代表第  $i$  个鸟窝在第  $t$  代的位置;  $\oplus$  表示点对点乘法;  $\alpha$  表示步长控制量,它的值服从正态分布;  $L(\lambda)$  为 Levy 随机搜索路径,随机步长为 Levy 分布,  $L(s, \lambda) \sim s^{-\lambda}$ ,  $s$  是 Levy 飞行得到的随机步长。

通过式(6)更新位置后,生成一个随机数  $r(r \in [0, 1])$ ,将  $r$  与  $P$  进行比较,若  $r > P$ ,则随机改变一次鸟窝的位置,否则鸟窝位置不变。最终保留最好的位置。

根据上述过程,布谷鸟算法的详细描述如下:

步骤1 初始化鸟窝规模为  $n$ ,搜索维度为  $d$ ,被发现概率为  $P$ ,算法最大迭代次数为  $G$ 。根据目标函数随机生成鸟窝的初始位置  $X_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。

步骤2 保留上一代最佳鸟窝位置,然后利用式(6)更新鸟窝的位置。

步骤3 将更新完鸟窝的目标函数值与之前的目标函数值进行对比,如果当前鸟窝的目标函数值较好,则改变当前鸟窝位置,否则不变。

步骤4 更新完位置后,用随机数  $r(r \in [0, 1])$  与  $P$  进行比较,若  $r > P$ ,则随机改变一次鸟窝的位置,否则鸟窝位置不变。

步骤5 如果没有达到最大迭代次数,则返回步骤2,否则输出全局最优目标函数值。

基本布谷鸟优化算法的流程图如图1所示。

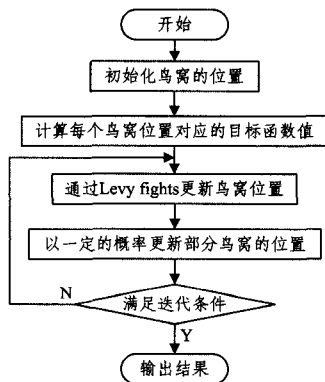


图1 基本布谷鸟优化算法的流程图

### 4.3 改进的布谷鸟算法

在标准的布谷鸟算法中,布谷鸟卵被鸟窝主人发现的概率  $P$  通常为固定值,例如在文献[16]中,  $P=0.25$ 。参数  $P$  在布谷鸟算法中是一个很重要的参数,在算法迭代的过程中,如果  $P$  一直较大,虽然会加快算法的收敛速度,但是可能得不

到较高精度的全局最优值。反之,如果  $P$  一直很小,算法的时间复杂度会明显提高。

针对上述标准布谷鸟算法的缺陷,本文提出改进的布谷鸟优化算法(ICS),其主要是对发现概率  $P$  进行改进。在算法迭代前期,为了扩大搜索范围,  $P$  应该取较大的值。随着算法的迭代,结果会逐渐收敛到全局最优解的附近,此时,应该取较小的值来加快算法的收敛速度。  $P$  随着迭代次数变化的公式为:

$$P = P_{\min} + (P_{\max} - P_{\min}) \times \left( \frac{G-g}{G} \right) \quad (7)$$

其中,  $G$  表示最大迭代次数,  $P_{\min}$  和  $P_{\max}$  分别代表  $P$  的最小值和最大值。

### 5 改进布谷鸟与模糊聚类图像分割算法(ICS\_FCM)

改进的布谷鸟优化算法具有简单、参数少、易于实现等优点,而且它不仅能够有效解决 FCM 容易陷入局部最优值的问题,还能克服模拟退火算法受初始温度和冷却系数影响较大的缺点。将改进的布谷鸟优化算法和 FCM 相结合用于图像分割从而在提高算法效率的同时,取得了较好的图像分割效果。

在应用改进布谷鸟优化的模糊聚类算法时,对于布谷鸟所选择的每个鸟窝的评价,定义如下的适应度函数:

$$f = n/J(U, A) = 1 / \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n u_{ij}^b d_{ij}^2 \quad (8)$$

其中,  $n$  为常数;  $J(U, A)$  是每个像素点的目标函数值的总和,聚类效果越好,  $J(U, A)$  的值越小,则适应度函数  $f$  的值越大。用每次迭代生成的聚类中心来表示鸟窝的位置,最终求得的最优鸟窝位置就是最后的聚类中心。

改进布谷鸟的模糊聚类图像分割算法流程如下。

步骤1 参数初始化。包括鸟窝规模  $n$ ,搜索维度  $d$ ,被发现概率  $P$  的最小值  $P_{\min}$  和最大值  $P_{\max}$ ,算法最大迭代次数  $G$ ,聚类中心类别数目  $c$ ,模糊指数  $b$  等。

步骤2 随机初始化  $c$  个聚类中心,即初始的鸟窝位置。

步骤3 根据式(8)计算这些鸟窝的适应度函数值,比较得出其中最佳的鸟窝位置。

步骤4 根据式(6)移动上一代的鸟窝位置,再次计算新鸟窝的适应度函数值。

步骤5 将新的函数值与上一代进行比较,若较好,则改变鸟窝位置,否则不变。

步骤6 得到新的鸟窝位置后,根据式(7)生成最新的发现概率  $P$ ,将随机数  $r(r \in [0, 1])$  与  $P$  进行比较,若  $r > P$ ,则对鸟窝位置进行随机改变,反之不变。最后保留最优的鸟窝位置。

步骤7 当迭代次数大于算法终止阈值时,输出最终的鸟窝位置,否则返回步骤3。

步骤8 得到最终的鸟窝位置,即最终聚类中心后,根据式(2)、式(3)分别计算隶属度矩阵和聚类中心,输出分割结果。

### 6 实验结果与分析

#### 6.1 ICS\_FCM 与 SA\_FCM 的分割比较

FCM 是图像分割中常用的聚类算法,但是由于其自身存在的问题,本文采用改进的布谷鸟优化算法对其聚类中心的

生成过程进行优化。从文献[15]中可以看出,布谷鸟优化算法具有全局搜索能力强、选用参数少、搜索路径优等优点。本文将 ICS\_FCM 算法和文献[12]所提出的 SA\_FCM 算法对图像分割进行比较分析。

本文实验是基于 MATLAB 平台实现的,所有实验都是在一个 4G 内存、酷睿 i5 双核 CPU、操作系统为 Windows7 的主机上运行的。

在参数设置方面,经过多次实验,综合考虑图像分割效果和实验运行效率,聚类类别数都设置为 6,最大迭代次数 MAXGEN 设为 10。在 ICS\_FCM 中,发现概率是一个很重要的参数,如果  $P$  一直较大,虽然会加快算法的收敛速度,但可能得不到较高精度的全局最优值。反之,如果  $P$  一直较小,算法的时间复杂度会明显提高。在算法迭代前期,为了搜索更多的区域, $P$  应该取较大的值,随着算法收敛到全局最优解附近, $P$  应该逐渐减小。根据图 2 和图 3 所示的实验结果可知,随着概率的增加,算法的运行时间越来越少,同时全局最优值也随之降低。

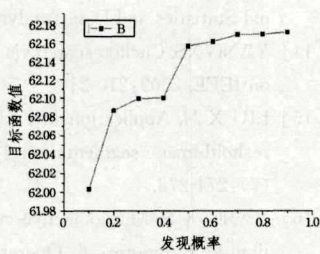
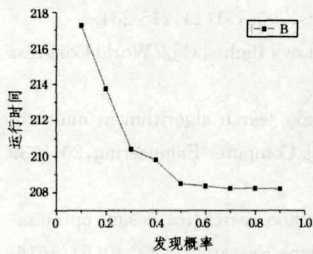


图 2 运行时间随概率变化的曲线图

图 3 目标函数随概率变化的曲线图

表 1 列出了在不同概率下的分割结果,可以看出在概率较小的情况下,算法容易取得较高精度的全局最优值,因此分割效果较好。随着概率的增加,分割效果稍有下降。结合图 3 的曲线图,发现当概率  $P$  超过 0.5 时,运行时间和目标函数都趋于稳定,因此本文设置  $P$  的最小值  $P_{min}$  为 0.1,最大值  $P_{max}$  为 0.5。 $P$  根据式(7)随迭代次数动态变化。

表 1 在不同概率下的图像分割效果

原图	$P=0.1$	$P=0.3$	$P=0.5$	$P=0.7$

SA\_FCM 由于受初始温度和冷却系数影响较大,为公平起见,在保证分割效果的同时,尽量选择较低的初始温度。根据表 2 的实验结果可知,在冷却系数固定在 0.8 的情况下,当初始温度降到 40 时,会出现较差的分割结果。因此本文设初始温度  $T_0$  为 60,设冷却系数  $q$  为 0.8。

表 2 不同初始温度下图像的分割效果

原图	$T_0=100$	$T_0=80$	$T_0=60$	$T_0=40$
	$t=397.497$	$t=378.061$	$t=364.500$	$t=332.869$
	$t=396.059$	$t=381.620$	$t=361.483$	$t=334.171$
	$t=398.150$	$t=384.087$	$t=370.021$	$t=334.235$

表 3 是本文提出的基于改进布谷鸟优化的模糊聚类图像分割算法(ICS\_FCM)与基于模拟退火的模糊聚类图像分割算法(SA\_FCM)分割效果的对比。

表 3 ICS\_FCM 和 SA\_FCM 分割效果的对比

原图	SA_FCM	ICS_FCM

表 4 运行时间的比较/s

算法	$P_1$	$P_2$	$P_3$	$P_4$	$P_5$
SA_FCM	364.470	372.031	367.409	372.304	367.783
ICS_FCM	210.638	214.299	211.479	213.940	215.052

从表 3 中可以看出,就直观的分割结果而言,在第 1 行和第 5 行中 ICS\_FCM 和 SA\_FCM 取得了近似的分割效果,第 2 行、第 3 行和第 4 行的实验结果表明 ICS\_FCM 明显优于 SA\_FCM。这主要是因为 SA\_FCM 在算法迭代过程中受初始温度和冷却系数的影响较大,不容易获得较高质量的全局最优解。ICS\_FCM 在分割效果优于 SA\_FCM 的同时,在算法执行速度上也有较大的提升。表 4 是 ICS\_FCM 和 SA\_FCM 分割同一张图片所需要的时间对比,其中  $P_1 - P_5$  代表的是 5 张不同的彩色图像,可以看出 ICS\_FCM 的效率明显高于 SA\_FCM。因为 SA\_FCM 要根据初始温度和冷却系数等温度降到最低再输出分割结果,所以运行时间较长。表 2

是 SA\_FCM 算法在冷却系数一定的情况下,随着初始温度的降低所得到的分割效果。

**结束语** 本文提出了一种基于改进布谷鸟优化的模糊聚类图像分割算法,称为 ICS\_FCM。该算法针对传统 FCM 容易陷入局部最优值的缺陷和基于模拟退火改进的 FCM 容易受到初始温度和冷却系数影响的缺点,将改进的布谷鸟优化算法引入到 FCM 中。本文算法不仅分割效果优于 SA\_FCM,在算法运行时间上也有很明显的优越性。

### 参考文献

- [1] TANG J. A Color Image Segmentation algorithm Based on Region Growing[C]// The 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology. Chengdu, 2010:334-337.
- [2] GENG Y Z, CHEN J, WANG L. A Novel Color Image Segmentation Algorithm Based on JSEG and Normalized Cuts[C]// The 6th International Congress on Image and Signal Processing. Hangzhou, 2013:550-554.
- [3] MEURIE C, RUICHEK Y, SBIHI A, et al. Watershed regions and watershed lines based cooperation strategy for image segmentation. Application to roof detection[C]// IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Bilbao, 2013:393-398.
- [4] MOFFETT K B, GOREICK S M. Distinguishing wetland vegetation and channel features with object-based image segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 34(4): 1332-1354.
- [5] SANCHEZ JMARTINEZ E A, Arquero. Improving Parameters Selection of a Seeded Region Growing Method for Multiband Image Segmentation[J]. IEEE Latin America Transactions, 2015, 13(3):843-849.
- [6] JORDILNGLADA P L, MICHEL J. A Scalable Tile-Based Framework for Region-Merging Segmentation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Science, 2015, 53(10): 5473-5485.
- [7] WU K H, BAN T. Optimal Threshold Image Segmentation Method Based on Genetic Algorithm in Wheel Set Online Measurement[C]// Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Shanghai, 2011:799-802.
- [8] XU X Y, ZHANG Z J, XIE J, et al. Threshold Image Segmentation Based on Granular Immune Algorithm[C]// Control and Decision Conference. Guilin, 2009:3512-3515.
- [9] LIN K P. A Novel Evolutionary Kernel Intuitionistic Fuzzy C-means Clustering Algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(5):1074-1087.
- [10] ZHONG Y F, MA A L, ZHANG L P. An Adaptive Memetic Fuzzy Clustering Algorithm With Spatial Information for Remote Sensing Imagery[J]. IEEE Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(4):1235-1248.
- [11] YANG Y F, WANG Y P. Simulated annealing spectral clustering algorithm for image segmentation[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 25(3):514-522.
- [12] YANG Q, WANG Z Q. Fuzzy c-means image segmentation algorithm based on chaotic simulated annealing[C]// International Conference on Mechatronics, Materials and Manufacturing. Chengdu, 2014:536-539.
- [13] RICHARD J H, JAMES C B. Extending Fuzzy and Probabilistic Clustering to Very Large Data Sets[J]. Journal of Computational Statistics and Data Analysis, 2006, 51(1):215-234.
- [14] YANG X S. Cuckoo search via Levy flights[C]// World Congress on IEEE, 2009:210-214.
- [15] LIU X N. Application of cuckoo search algorithm in multi-threshold image segmentation[J]. Computer Engineering, 2013, 39(7):274-278.
- [16] YANG X S. Multiobjective cuckoo search for design optimization[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(6):1616-1624.
- [17] PAVLY. Levy, flights, non-local search and simulated annealing [J]. Journal of Computational Physics, 2007, 226(2):1830-1844.
- [18] EID E, HOSSAM M. Retinal Vessel Segmentation based on Possibilistic Fuzzy c-means Clustering Optimised with Cuckoo Search[C]// International Joint Conference on Neural Networks. Beijing, 2014:1792-1796.
- [19] HE X, ZEMEL R S, RAY D. Learning and incorporating top-down cues in image segmentation[M]// Computer Vision-ECV2006. Springer Berlin Heidelberg, 2006:338-351.

(上接第 269 页)

- 涂超平,肖进胜,杜康华,等.基于各向异性热扩散方程的多聚焦图像融合算法[J].电子学报,2015,43(6):1192-1199.
- [4] ROCKINGER O. Image Sequence Fusion Using a Shift-invariant Wavelet Transform [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 1997:288-291.
- [5] HILL P, CANAGARAJAH N, BULL D. Image Fusion using Complex Wavelets [C] // 13<sup>th</sup> British Machine Vision Conference, UK, 2002:487-496.
- [6] DA CUNHA A L, ZHOU J P, DOMINH N. The Nonsampled Contourlet Transform: Theory, Design and Applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [7] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image Fusion Algorithm Based on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Non-sampled Contourlet Transform Domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12):1508-1514.
- [8] LI X E, REN J Y, LV Z M, et al. Fusion Method of Multispectral and Panchromatic Images Based on Improved PCNN and Region Energy in NSCT Domain[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(11):3096-3102. (in Chinese)  
李新娥,任建岳,吕增明,等. NSCT 域内基于改进 PCNN 和区域能量的多光谱和全色图像融合方法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(11):3096-3102.
- [9] JIANG Z. Image Fusion Algorithm Based on PCNN and NSCT Transform[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2014. (in Chinese)  
姜志. 基于 PCNN 和 NSCT 变换的图像融合算法[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2014.
- [10] SUN X L, WANG Z Y, FU Y Q, et al. Fast Image Fusion Based on Sum of Modified Laplacian [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(5):193-197. (in Chinese)  
孙晓龙,王正勇,符耀庆,等. 基于改进拉普拉斯能量和的快速图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(5):193-197.