

# 基于双搜索蜂群算法的四元数彩色遥感图像边缘检测

蒲国林<sup>1</sup> 邱玉辉<sup>2</sup>

(四川文理学院计算机学院 达州 635000)<sup>1</sup> (西南大学计算机与信息科学学院 重庆 400715)<sup>2</sup>

**摘要** 随着遥感图像大数据的出现,常见的彩色遥感图像边缘检测方法运算量大、速度慢、效果差等缺点越来越明显。以四元数表示彩色像素为基础,改进人工蜂群算法的单一搜索方程,加大雇主蜂搜索范围,加入跟随蜂莱维飞行因子,提出了基于双搜索方程的人工蜂群算法。实验结果表明,该算法具有计算量小、去噪能力强、边缘检测效果好等优点。该算法能有效地应用于从遥感图像中获取识别目标。

**关键词** 蜂群算法,彩色遥感图像,双搜索方程,边缘检测,四元数

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.057

## Double Search Colony Algorithm for Color Remote Sensing Image Edge Detection Based on Quaternion Representation

PU Guo-lin<sup>1</sup> QIU Yu-hui<sup>2</sup>

(School of Computer Science, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)<sup>1</sup>

(College of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China)<sup>2</sup>

**Abstract** With the advent of big data of remote sensing image, common color remote sensing image edge detection has a greater amount of computation, lower speed, worse effect and more obvious shortcomings. We used a quaternion vector to represent a color pixel, improved artificial bee colony algorithm for single search equation, expanded employed bee search area, and added Levy flight factor in the equation of onlookers, proposed an artificial bee colony algorithm based on dual-search equation. Experimental results show that improved double search artificial bee colony algorithm for remote sensing image edge detection not only significantly reduce the amount of computation of edge detection, but also reduce the noises in the color remote sensing image. The proposed algorithm can be effectively applied to obtain the recognition target from remote sensing image.

**Keywords** Colony algorithm, Color remote sensing image, Double search equation, Edge detection, Quaternion

科技的发展大大推动了遥感技术的发展,数据类型越来越多,对识别地物的精度要求越来越高,对空间、光谱、辐射、时间分辨率的要求也越来越高,导致遥感影像数据量越来越大<sup>[1,2]</sup>。从遥感图像中获取识别目标的一个重要环节就是图像边缘检测,早期的基于灰度图像的边缘检测取得了一定的效果。彩色图像比灰度图像有着更多、更丰富的信息,虽然也出现了一些彩色遥感图像边缘检测方法<sup>[3,4]</sup>,但由于彩色图像的细节和边缘存在模糊性,现有的方法都只是基于某一个特定方面取得进步,至今也没有能自动精确区分所有彩色遥感图像边缘的高效算法。

近几年来,随着四元数<sup>[3]</sup>理论的发展,研究者开始尝试用四元数来描述彩色图像<sup>[4]</sup>。相比常用的合成法和矢量法等彩色图像边缘检测方法<sup>[5]</sup>,采用四元数描述彩色图像将彩色像素的各个颜色通道之间的强烈光谱关系联系起来,将每个彩

色图像像素用一个四元数矢量来表示,在处理彩色图像时,将每个像素当作一个整体进行处理,在进行彩色图像边缘检测时,通过四元数的极坐标旋转原理和色调抵消机制来表示边缘点<sup>[6]</sup>。

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony)<sup>[7]</sup>是为解决多目标函数寻优问题而产生的,在图像处理、工程优化等方面都已有所应用<sup>[8,9]</sup>,而图像边缘检测中边缘点恰好可以对应蜂群算法中多个局部最优解,这为图像边缘检测提供了新方法。

遥感图像在生成和传输过程中产生了多种噪声,且彩色遥感图像数据量大,在进行边缘检测时,既要抑制噪声,又要保留遥感图像的丰富信息和各频带的特征,本文用 PCA 算法对遥感图像进行了预处理以降低维数。

本文第 1 节阐述了四元数的彩色图像表示原理;第 2 节阐述了基于四元数的彩色遥感图像改进蜂群算法边缘检测;第 3 节是实验结果与分析;最后是结束语。

到稿日期:2015-08-12 返修日期:2015-10-30 本文受国家自然科学基金:基于情感语义的全局均衡智能推荐理论与应用研究(61152003),国家档案局科技计划项目:基于大数据的档案数据去重模型与方法研究(2014-X-65),四川省教育厅科研项目:人工蜂群算法在网络突发事件预测中的应用研究(15ZB0323),四川文理学院智能计算与物联网工程技术中心资助。

蒲国林(1971-),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为人工智能,E-mail: pugl@163.com;邱玉辉(1938-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能。

# 1 彩色图像的四元数表示

## 1.1 四元数理论

四元数理论从提出至今,已吸引了许多研究者的关注<sup>[10]</sup>。由于表示方法的独特优势,其在彩色图像处理领域(如彩色图像去噪、分割、还原等)中逐渐得到发展<sup>[11,12]</sup>。

一个四元数矢量  $q$  表示为:  $q = a + bi + cj + dk$ , 其中  $a, b, c, d$  是实数,  $i, j$  和  $k$  是 3 个正交的虚单位。  $q$  的模为:

$$|q| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2}$$

$q = |q|(\cos \theta + \mu \sin \theta) = |q|e^{\mu\theta}$  是  $q$  的极坐标形式。其中,  $\mu$  是单位纯虚四元数,也是四元数  $q$  的特征轴;而  $\theta$  则是特征角。

$$\mu = \frac{1}{\sqrt{b^2 + c^2 + d^2}}(bi + cj + dk)$$

$$\theta = \begin{cases} \tan^{-1}(\sqrt{b^2 + c^2 + d^2}/a), & a \neq 0 \\ \pi/2, & a = 0 \end{cases}$$

## 1.2 彩色图像边缘的四元数表示

在 RGB 中,视彩色像素值为矢量,则其模表示像素的亮度,其方向表示像素的彩色色调和饱和度。以  $R = e^{\mu\theta} = i + j + k$  为旋转轴,对任一彩色像素矢量  $q$ ,都有  $RqR^*$  是一个纯虚四元数<sup>[13]</sup>。对任两个彩色边缘像素矢量  $q_1$  和  $q_2$ ,如果  $|q_1 + Rq_2R^*| = 0$ ,则  $q_1$  和  $q_2$  是一个点。若  $q_1$  和  $q_2$  色调接近,那么存在充分小的正数  $\delta$ ,有  $|q_1 + Rq_2R^*| < \delta$ 。此法可以用于判断  $q_1$  和  $q_2$  是否在图像边缘。

## 2 基于蜂群算法的彩色遥感图像边缘检测

在四元数表示彩色图像的基础上,本文用人工蜂群算法进行彩色遥感图像边缘检测,将全部局部最优解和全局最优解对应像素点进行标记,所有标记像素点集合就是所求的彩色遥感图像边缘。

### 2.1 基本蜂群优化算法模型

人工蜂群算法中包括 3 种类型的蜜蜂:雇主蜂、跟随蜂和侦察蜂。在人工蜂群算法中,每个蜜源的位置都对应一个可行解,而每个蜜源的质量和数量对应算法中每个可能解的效益度(适应度值),雇主蜂的数量和蜜源的数量相等。开始时,人工蜂群算法随机产生  $T$  个解,即  $T$  个蜜源位置,  $T$  个雇主蜂。每个初始解用式(11)表示:

$$LX_i = \{cx_{i,1}, cx_{i,2}, \dots, cx_{i,D}\} \quad (1)$$

其二维分量  $LX_{i,j} = LX_{l,j} + \beta(LX_{u,j} - LX_{l,j})$ ,  $\beta \in [-1, 1] \neq l$ , 而  $i = 1, 2, \dots, T, j = 1, 2, \dots, D$  ( $D$  是问题的维度);  $LX_{u,j}$  和  $LX_{l,j}$  分别表示维度  $j$  的下界和上界。

3 种蜜蜂不断重复自己的搜索过程,各个雇主蜂不断把搜索到的蜜源和以前搜索到的蜜源进行比较,若搜索到的蜜源比以前搜索到的蜜源要好,则用新蜜源位置取代旧蜜源位置,并记住新的最优蜜源位置。跟随蜂选择某蜜源是按照蜜源效益值并依据一定概率来决定的,旧蜜源位置更新为新蜜源位置的方程如下:

$$LV_{i,j} = LX_{i,j} + C_{i,j}(LX_{i,j} - LX_{k,j}) \quad (2)$$

其中,  $k \neq i, k \in \{1, 2, \dots, EB\}, j \in \{1, 2, \dots, D\}, k, i, j$  均为正整数,且  $C_{i,j} \in [-1, 1]$ 。

### 2.2 搜索方程的改进

在人工蜂群算法中,为了尽快收敛以获得全局最优解,要处理好局部收敛和全局收敛的平衡,关键是雇主蜂和跟随蜂

的搜索方程,虽然以前也出现过对搜索方程的改进<sup>[14,15]</sup>,但它们都是在特定方面的改进,最有代表性的是 GABC<sup>[16]</sup>。他们提出的搜索方程如下:

$$LV_{i,j} = LX_{i,j} + \sigma_{i,j}(LX_{best,j} - LX_{i,j}) + C_{i,j}(LX_{i,j} - LX_{k,j}) \quad (3)$$

$\sigma_{i,j} \in [0, 1.5]$  且为实数。该方程与搜索方程(2)相比,增加了第二个因式。方程(3)第二个因式中的  $LX_{best,j}$  是全局最优解的第  $j$  个元素,这可以加速将搜索过程引导到全局最优解。但实验结果表明,这个改进算法对性能的提升并不明显。

GABC 对性能的改善并不明显主要由于人工蜂群算法中雇主蜂、跟随蜂、侦察蜂 3 种蜜蜂各自的搜索方式并不相同,而传统的人工蜂群算法甚至 GABC 算法的搜索方程对 3 种蜜蜂都是相同的。受粒子群算法、GABC 算法和其他算法的启发,对蜂群算法中影响最大的雇主蜂和跟随蜂各提出了一个新的搜索方程,如式(4)、式(5)所示:

$$LV_{i,j} = LX_{m,j} + \sigma_{i,j}(LX_{best,j} - LX_{i,j}) + \mu_{i,j}(LX_{i,j} - LX_{k,j}) \quad (4)$$

$$LV_{i,j} = LX_{i,j} + \tau_{i,j}(LX_{best,j} + (\beta + levy(\lambda))) + \mu_{i,j}(LX_{i,j} - LX_{k,j}) \quad (5)$$

其中,  $k, m, i, best$  互不相等,均为正整数,而且  $k, m \in \{1, 2, \dots, T\}, j \in \{1, 2, \dots, D\}, \sigma_{i,j} \in [0, 1.5], \tau_{i,j} \in [0, 1], \mu_{i,j} \in [-1, 1]; \beta > 0$ , 取  $0.2; levy$  是属于利维分布函数,并且有  $levy \sim u$  服务  $t^{-\lambda} (1 < \lambda \leq 3)$  分布。

方程(4)是雇主蜂的搜索方程,方程(5)是跟随蜂的搜索方程。方程(4)相比方程式(3),用  $LX_{m,j}$  取代了  $LX_{i,j}$ ,这样更有利于雇主蜂的全局搜索,因为雇主蜂的搜索范围要比跟随蜂大,而跟随蜂一般是在收到雇主蜂信息后在雇主蜂所找到的蜜源附近邻域进行搜索,因而跟随蜂是在较近距离搜索,只有较少情况下才进行较长距离搜索,这也正符合莱维飞行的特点,故方程(5)中右边第二个因式中加入了莱维飞行因子,以保证跟随蜂收敛的有效性。

### 2.3 参数设置

蜂群中参数设置对整个蜂群算法的寻优质量有着重要影响,其中最重要的 3 个基本参数是蜂群的规模、雇主蜂和跟随蜂的数量。在本实验中,设蜜蜂总数为  $S$ , 并取  $500 \leq S \leq 1200$ ; 雇主蜂的数量为  $Se$ , 并取  $0.375S \leq Se \leq 0.565S$ ; 跟随蜂的数量为  $So$ , 并取  $0.435S \leq So \leq 0.685S$ ; 侦察蜂的数量为  $Ss$ , 并取  $0.02S \leq Ss \leq 0.10S$ 。若  $S$  与  $Se$  太小,将导致算法不容易收敛,且分割的图像会出现明显的漏检和错漏现象。若  $S$  过大,并不会提高蜂群算法的效率,对图像分割也没有明显的贡献。 $Ss$  太小会加大算法跳出局部最优的难度,太大则会影响整体算法的效率。在每次迭代中,每只蜜蜂都可以沿 8-邻域的方向运动。

### 2.4 基于双搜索蜂群算法的四元数彩色遥感图像边缘检测算法

根据 1.2 节中四元数表示彩色图像边缘的原理,若  $|q_1 + Rq_2R^*|$  的模值越小,则  $q_1$  和  $q_2$  两个像素越可能是同质像素,否则可能是一个像素在边缘上,另一个像素在边缘外。因此,令  $F = |q_1 + Rq_2R^*|$  为适应度函数,适应度值越大,对应两个像素中有一个像素在图像边缘上的可能性越大<sup>[6]</sup>。根据该原理并结合改进人工蜂群算法,本文提出如下基于双搜索蜂群算法的四元数彩色遥感图像边缘检测算法:

a) 初始时,3 种蜜蜂都没有经验,雇主蜂、跟随蜂、侦察蜂都根据初始方程在设定条件下进行搜索。

b)将所有蜜源按适应度值进行排序,适应度值较大的前 $S_e$ 个为雇主蜂,接着分配 $S_o$ 个跟随蜂,其余的为侦察蜂,并标记适应度值较大的前 $S_e$ 个蜜源为参考蜜源。

c)雇主蜂、跟随蜂、侦察蜂根据自己的搜索方程在8-邻域内搜索新蜜源。

d)将搜到的新蜜源与参考蜜源进行适应度值比较,若新蜜源与参考蜜源适应度值相近,则将参考蜜源设为标记蜜源,将新蜜源设为参考蜜源。

e)以参考蜜源为起点,继续搜索,转向b)。

f)若达到结束条件(前 $N$ 个效益度值都大于某设定阈值,或达到最大迭代次数),则结束。

g)输出所有标记蜜源所对应的全部像素点,若有全局最优蜜源标记的像素点,也输出相应的像素点。

h)所有标记像素点的集合构成图像边缘。

### 3 实验结果和分析

本实验包括两部分:1)评估人工蜂群算法中雇主蜂、跟随蜂和侦察蜂3种蜜蜂数量变化对遥感图像边缘检测质量的影响;2)将本文所提基于双搜索蜂群算法的四元数彩色遥感图像边缘检测方法(IGBCS)与基于四元数的标准人工蜂群算法彩色遥感图像边缘检测方法(GBCS)和传统的标准人工蜂群算法彩色遥感图像边缘检测方法(BCS)进行比较。第二部分实验又分为主观实验和客观实验两部分。

实验一 评估蜂群算法中3种蜜蜂的数量对彩色遥感图像边缘提取的影响。采用黑龙江伊南河森林火灾遥感影像,选用 $300 \times 240$ 像元区域为研究区。本实验中设置雇主蜂 $S_e=0.49S$ ,跟随蜂 $S_o=0.48S$ ,侦察蜂 $S_s=0.03S$ ,在蜂群规模 $S$ 分别取400,600,800,1000时进行边缘检测,图1(a)、(b)、(c)和(d)分别是 $S$ 取400,600,800和1000时的边缘检测效果图。

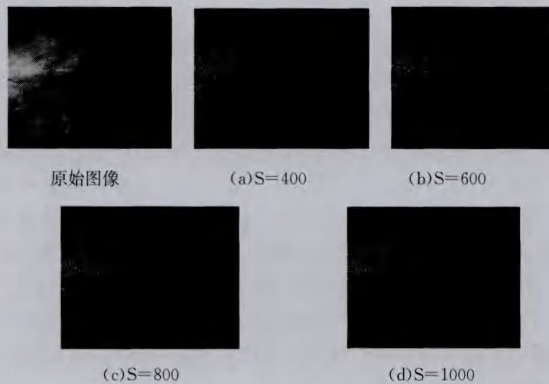


图1 蜂群规模 $S$ 取不同值时的边缘检测效果图

由图1知,当 $S$ 取400,600等较小值时,边缘提取图中森林火灾边缘线出现了许多中断现象,甚至河边缘也没完全提取出来。当蜂群数量 $S=800,1000$ 时,森林起火的边缘线及森林附近的河边缘都能比较清晰地提取出来,噪声也少得多。当遥感图像中图像不太复杂或细节不是太丰富时,可以适当减少蜂群数量来提高算法的效率。

实验二 采用南京市奥体中心航空遥感影像数据和网上下载的某岛屿遥感影像数据进行实验,分别选取 $580 \times 560$ 和 $450 \times 500$ 像元区域进行研究,其中 $S=700$ 。本实验分两部分,第一部分是主观评价,3种算法对两幅遥感图像分别进行边缘检测,边缘检测效果如图2、图3所示,按从左到右依次为BCS算法、GBCS算法和IGBCS算法效果图。

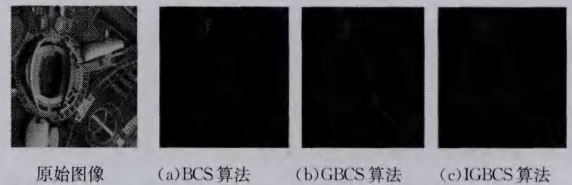


图2 奥体中心原始图像和3种算法效果图

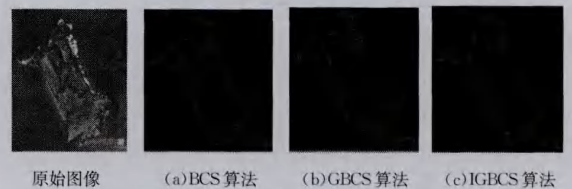


图3 某岛屿原始图像和3种算法结果图

从图2中的(a)、(b)、(c)3个效果图可以看出,图(c)效果最好,图(a)效果最差,在图(a)和图(b)中出现了相当多的漏检现象,而且图(a)、图(b)有较多的错分点,而图(c)的错分点较少,图(c)中奥体中心的整个结构轮廓甚至体育中心的跑道,都清楚检测出来了,并且本文方法还能有效抑制噪声。图3的边缘提取图中图(a)岛屿边缘部分由于受噪声及影像图纹理的影响,加之岛屿边缘浅水处颜色对比度较小,无法提取出来,明显出现了伪边缘和漏检现象,边缘粗糙且不连续,噪声也较多;而图(b)中岛屿边缘就能较清晰地显露出来,噪声也明显减少;而所有3个图中图(c)采用本文的IGBCS算法边缘检测效果最好,甚至岛屿边的浅水处边缘也能提取出来。

本实验第二部分是客观部分,从时间和数量上进行定量分析。对实验中的两幅遥感图像,从时间指标上对3种算法各进行10次独立边缘检测实验,其结果如表1和表2所列;从数量上采用文献[17]的方法定量分析图像边缘检测效果,其实验数据如表3—表5所列。

表1 基于南京奥体中心图像,3种算法时间的比较

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值
BCS	209.35	196.15	242.59	209.19	188.79	209.04	262.45	208.85	262.52	259.35	224.83
GBCS	132.43	127.87	155.90	138.12	121.24	135.42	168.98	132.56	165.59	162.04	144.02
IGBCS	80.20	78.92	105.45	85.76	73.23	78.39	116.98	76.30	113.49	108.38	91.71

表2 基于岛屿图像,3种算法时间的比较

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值
BCS	146.29	150.93	149.21	148.95	151.36	147.29	152.95	149.04	151.23	149.76	149.70
GBCS	103.19	102.48	100.02	105.52	103.32	104.48	103.20	101.28	104.88	105.67	103.40
IGBCS	63.59	67.23	66.19	62.70	66.23	65.87	65.10	65.89	64.28	67.19	65.43

从表 1 和表 2 可以看出,在相同条件下,南京奥体中心图使用 IGBCS 算法的平均计算时间占 BCS 算法的 40.79%,GBCS 算法的平均计算时间占 BCS 算法的 64.06%;岛屿图使用 IGBCS 算法的平均计算时间占 BCS 算法的 43.71%,GBCS 算法的平均计算时间占 BCS 算法的 69.07%。因此,本文采用 IGBCS 算法进行彩色遥感图像边缘检测的速度明显比 GBCS 算法和 BCS 算法的快,而 GBCS 算法在进行遥感图像边缘检测时的速度又比 BCS 算法的快。奥体中心图为  $580 \times 560$  像素,岛屿图为  $450 \times 500$  像素。IGBCS 算法进行图像边缘检测的速度随着数据量增大,其性能不仅未降低,反而有所提高。这主要是由于将彩色像素用四元数矢量表示并作为一个整体处理,相比其他处理彩色图像的合成法和矢量法,有着明显的优势。

表 3 BCS 算法实验数据表

图像	边缘点数 (A)	四连通数 (B)	八连通数 (C)	C/A	C/B
南京奥体图	69283	1895	1357	0.019586334	0.716094987
岛屿图	49776	1403	867	0.017418033	0.617961511

表 4 GBCS 算法实验数据表

图像	边缘点数 (A)	四连通数 (B)	八连通数 (C)	C/A	C/B
南京奥体图	87329	2361	1513	0.017325287	0.640830157
岛屿图	61931	1677	973	0.015711033	0.580202743

表 5 IGBCS 算法实验数据表

图像	边缘点数 (A)	四连通数 (B)	八连通数 (C)	C/A	C/B
南京奥体图	112489	2923	1794	0.015948226	0.613752993
岛屿图	89302	22276	1236	0.013840675	0.055485725

表 3—表 5 是 3 种算法分别作用于本实验中两幅彩色遥感图像的实验结果。实验中边缘点数用 A 表示,四连通数用 B 表示,八连通数用 C 表示,而 C/A 和 C/B 的大小表示了遥感图像边缘检测时错检像素点和漏检像素点的多少,C/A 和 C/B 越小表示边缘检测效果越好,即漏检和错检像素点越少。从以上 3 个表的数据来看,3 种算法的 C/A 或 C/B 值依次减小,这说明 BCS、GBCS 和 IGBCS 3 种算法的边缘检测质量是逐渐提升的。C/B 在边缘检测中的影响比 C/A 大,从表 3—表 5 的实验结果数据来看,两幅图中 IGBCS 算法 C/B 数据是最低的,因而说明本文所提 IGBCS 算法在遥感图像边缘检测效果方面都是最好的。

**结束语** 本文针对解决彩色遥感图像在进行边缘检测时效率低、效果差的缺陷,通过对标准人工蜂群算法中参数和搜索公式的改进,提出了一种改进人工蜂群算法和基于改进蜂群算法的遥感图像边缘检测方法。为验证本算法的有效性,采用了 3 种方法进行对比实验,由于四元数表示彩色图像克服了以往用三色分离方法表示彩色图像的缺陷,使得图像矩阵表示更加紧凑;而且由于用四元数表示噪声时噪声点是奇异点,用蜂群算法很容易分离出来,因此用四元数表示的蜂群算法对遥感图像进行边缘检测时效果要好于非四元数表示的蜂群算法的彩色遥感图像边缘检测,而基于四元数表示的遥感彩色图像中改进蜂群算法效果又好于标准蜂群算法,因此所提算法是可行和有效的,完全能应用于实际。

- [1] Durieux L, Lagabrielle E, Nelson A. A method for monitoring building construction in urban sprawl areas using object-based analysis of Spot 5 images and existing GIS data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(4): 399-408
- [2] Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(1): 2-16
- [3] Hamilton W R. Elements of quaternions [J]. Science, 1901, 2(2): 206
- [4] Cai C, Viiran S K. A Normalized color Difference edge Detector Based on Quaternion Representation[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. 2000: 816-819
- [5] Pan Feng, Lin Xiao. Fast mode decision for intra prediction; JVI-G013[S]. 2003
- [6] Lang Fang-nian, Zhou Ji-liu, Yan Bin, et al. Quaternion and Color Image Edge Detection[J]. Computer Science, 2007, 34(11): 212-216(in Chinese)  
郎方年,周激流,闫斌,等. 四元数与彩色图像边缘检测[J]. 计算机科学, 2007, 34(11): 212-216
- [7] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization; TR06[R]. Erciyes University, 2005
- [8] Manoj V J, Elias E. Artificial bee colony algorithm for the design of multiplier-less nonuniform filter bank transmultiplexer[J]. Information Sciences, 2012, 192(6): 193-203
- [9] Long J C, Szeto W Y, Huang H J. A bi-objective turning restriction design problem in urban road networks[J]. European Journal of Operational Research, 2014, 237(2): 426-439
- [10] Yang Pei-wen. Quaternions analysis and partial differential equations[M]. Beijing: Science Press, 2009(in Chinese)  
杨丕文. 四元数分析与偏微分方程[M]. 北京: 科学出版社, 2009
- [11] Lei Yin-jie, Yu Yan-mei, Zhou Ji-liu, et al. Quaternion Singular Value Decomposition Approach to Color Image De-noising[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2007, 44(6): 1268-1274(in Chinese)  
雷印杰,余艳梅,周激流,等. 四元数奇异值分解与彩色图像去噪[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2007, 44(6): 1268-1274
- [12] Li Yun-han, Zhu Shan-an, Zhu lei. Face Recognition Algorithm Based on the Quaternion Principal Component Analysis[J]. Journal of Signal Processing, 2007, 23(2): 214-216(in Chinese)  
黎云汉,朱善安,祝磊. 基于四元数主成分分析的人脸识别算法[J]. 信号处理, 2007, 23(2): 214-216
- [13] Jin Hai-liang, Li De-hua. Color image filtering and color image processing method based on quaternion[D]. Hubei: Huazhong University of Science and Technology, 2008(in Chinese)  
金海良,李德华. 彩色图像滤波与基于四元数的彩色图像处理方法[D]. 湖北: 华中科技大学, 2008
- [14] Gao W F, Liu S Y. A modified artificial bee colony algorithm [J]. Comput Oper Res, 2012, 39(3): 687-697
- [15] Gao W F, Liu S Y, Huang L L. A novel artificial bee colony algorithm based on modified search equation and orthogonal learning[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2013, 43(3): 1011-1024
- [16] Zhu G P, Kwong S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Appl Math Computat, 2010, 217(7): 3166-3173
- [17] Lin Hui, Shu Ning, Zhao Chang-sheng. A new edge evaluation method based on connected components[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2003(3): 37-40(in Chinese)  
林卉,舒宁,赵长胜. 一种新的基于连通分量的边缘评价方法[J]. 国土资源遥感, 2003(3): 37-40