

DOI:10.11992/tis.201507045

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20151110.1354.014.html>

基于多样性变异的 QPSO 算法的遥感图像分类

龙海侠, 吴淑雷, 吕雁

(海南师范大学 信息科学技术学院, 海南 海口 571158)

摘要: 遥感图像分类是遥感领域研究的热点问题之一。结合量子粒子群优化(QPSO)算法和多样性变异的机制提出了一种新的高光谱遥感图像分类算法。在遥感图像分类过程中,采用无监督分类,图像中每个像素点到聚类中心的高斯距离作为分类标准,使用 QPSO 算法进行聚类中心的优化,在聚类过程中使用多样性变异机制防止 QPSO 算法早熟收敛,使分类结果达到最优化。在遥感图像上所做的实验表明:此分类算法具有较好的搜索速度和收敛精度,能有效寻找和优化最佳聚类中心,是一种有效、可行的遥感图像分类方法。

关键词: 遥感图像;无监督分类;聚类中心;量子粒子群优化算法;多样性变异

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2015)06-0938-05

中文引用格式:龙海侠,吴淑雷,吕雁.基于多样性变异的 QPSO 算法的遥感图像分类[J].智能系统学报,2015,10(6):938-942.

英文引用格式:LONG Haixia, WU Shulei, LYU Yan. Classification of multispectral remote sensing image based on QPSO and diversity-mutation[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(6): 938-942.

Classification of multispectral remote sensing image based on QPSO and diversity-mutation

LONG Haixia, WU Shulei, LYU Yan

(School of Information Science and Technology, Hainan Normal University, Haikou 571158, China)

Abstract: The classification of remote sensing images is one of the most important issues in remote sensing today. This paper presents a novel classification algorithm for multispectral remote sensing images based on the quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) algorithm and diversity-mutation. To classify remote sensing images, we adopted unsupervised classification, and used the Gaussian distance function between the image pixels and the cluster centers as the classification standard. We used the QPSO algorithm to optimize the cluster centers. For clustering, we propose diversity-mutation to prevent premature convergence of the QPSO algorithm to optimize the classification results. The experimental results show that the proposed algorithm not only has better search speed, but also has higher convergence precision, and searches and optimizes the best cluster center more efficiently. Therefore, we conclude that the algorithm is effective and feasible.

Keywords: remote sensing image; un-supervised classification; cluster centers; quantum-behaved particle swarm optimization algorithm; diversity-mutation

遥感图像分类是遥感图像处理系统的核心功能之一,它实现了将图像中每个像元根据其所在不同波段的光谱亮度、空间结构特征或者其他信息,按照某

种规则或算法划分为不同的类别^[1],是遥感研究领域里的一项重要内容^[2],遥感图像分类方法主要有监督和非监督分类法^[3-4]。随着遥感图像分类方法的发展,最大似然法、光谱角填图、支持向量机、匹配滤波、神经网络等方法已经在遥感图像分类及湿地信息提取中得到应用^[5]。

国内外很多学者研究了利用粒子群优化算法对

收稿日期:2015-07-23. 网络出版日期:2015-11-10.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61163042);海南师范大学地理学重点学科基金资助项目(00203030905#).

通信作者:吴淑雷. E-mail:595615374@qq.com.

遥感图像进行分类。文献[1]利用混合 PSO-FCM 算法和非监督学习动态聚类算法分别对湖南东洞庭湖 3 个主成分合成图像,进行湿地分类实验。文献[4]提出了一种基于粒子群算法和最近邻原则的高光谱图像半监督分类方法。文献[6]提出了基于自适应最优神经网络拓扑结构的多目标 PSO 算法的多光谱卫星图像的分类。基于量子粒子群优化算法的遥感图像分类的文献几乎没有。

Sun 等^[7]提出了 QPSO 算法,提高了粒子群的全局收敛能力。QPSO 算法的思想来源于量子力学和 PSO 模型。它能保证算法的全局收敛并且在优化模型中只有位置向量,没有速度向量,控制参数少、寻优能力强。因此本文使用 QPSO 算法进行遥感图像的分类。但是 QPSO 算法像其他进化算法一样,也会遇到早熟收敛的问题,并且在收敛的后期粒子的多样性减少了,因此出现了许多改进的 QPSO 算法。Coelho^[8]介绍了基于 Gaussian 概率分布的 QPSO 算法,在此算法中引入了变异算子;在 QPSO 算法中引入多精英模型来提高算法的收敛速度^[9]。

因此在下面的分类过程中将使用一种多样性变异的机制防止 QPSO 算法的早熟收敛。本文结合 QPSO 算法和多样性变异对遥感图像进行分类。

2 研究方法

2.1 QPSO 算法

在一个 D 维的目标搜索空间中, QPSO 算法有 M 个代表优化问题的一个可行解,即 M 为种群的粒子数,对于第 i 个粒子,在搜索空间的当前位置记为 $\mathbf{X}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{iD}]$,粒子没有速度向量。在算法的每一次迭代过程中,每个粒子当前经历的个体最好位置表示为 $\mathbf{p}_{best_i} = [p_{best_{i1}} \ p_{best_{i2}} \ \cdots \ p_{best_{iD}}]$ 群体全局最好的位置表示为 $\mathbf{g}_{best} = [g_{best_1} \ g_{best_2} \ \cdots \ g_{best_D}]$ 。

Clerc 和 Kennedy 对粒子轨道的分析中证明了这样一个事实:假如每一个粒子收敛到它的局部吸引点 $\mathbf{A}_i = [A_{i1} \ A_{i2} \ \cdots \ A_{iD}]$ 并且满足条件(1),那么 PSO 算法是收敛的。

$$A_{ij}(t) =$$

$$(c_1 r_{1j} \mathbf{p}_{best_{ij}}(t) + c_2 r_{2j} \mathbf{g}_{best_j}(t)) / (c_1 r_{1j} + c_2 r_{2j})$$

$$\text{或 } A_{ij}(t) = \varphi \cdot \mathbf{p}_{best_{ij}}(t) + (1 - \varphi) \cdot \mathbf{g}_{best_j}(t) \quad (1)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, D$, $\varphi = c_1 r_1 / (c_1 r_1 + c_2 r_2)$, r_1 和 r_2 为 2 个在 $(0, 1)$ 内均匀分布的随机数序列, c_1 和 c_2 为 PSO 算法的加速因此,在通常情况下 $c_1 = c_2$ 。因此 φ_j 为一个在 $(0, 1)$ 内均匀分布的随机数序列。并且,从式(1)中可以看出局部吸引点 A_i 是一个位于

超矩形中的随机点。

下面介绍 QPSO 算法:

假如粒子在以吸引点为中心的一维 δ 势阱中运动,解一维 δ 势阱的 Schrödinger 方程,得到概率分布函数为

$$F(x_{ij}) = e^{-2|x_{ij}-A_{ij}|/L} \quad (2)$$

式中: L 为 Delta 势阱的特征长度,它决定了粒子的搜索范围。使用 Monte Carlo 方法,可得到粒子位置的进化公式为

$$x_{ij} = A_{ij} \pm \frac{L}{2} \ln(1/\mu) \quad (3)$$

式中: μ 为 $(0, 1)$ 内均匀分布的随机数,由于 L 的控制方法对 QPSO 算法的收敛速度和性能有关键性的影响, Sun 在 QPSO 算法中引入了平均最好位置 C_{best} ^[6-7], C_{best} 定义为所有粒子个体最好位置的平均值,即

$$C_{best} = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{p}_{best_{i1}}, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{p}_{best_{i2}}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{p}_{best_{iD}} \right) \quad (4)$$

L 的值用式(5)计算,采用 x_{ij} 和 C_{best_j} 之间的间隔:

$$L = 2\alpha |C_{best_j} - x_{ij}| \quad (5)$$

则式(3)的粒子位置更新方程为

$$x_{ij}(t+1) = A_{ij}(t) \pm \alpha |C_{best_j}(t) - x_{ij}(t)| \ln(1/\mu) \quad (6)$$

式中:参数 α 为收缩-扩张系数,它是 QPSO 收敛的一个重要的参数,可以通过调节 α 的值来控制算法的收敛速度,其中 α 必定小于 1.782 来保证粒子的收敛^[10],可取 $\alpha = (1.0 - 0.5) \times \frac{\text{MAXITER} - T}{\text{MAXITER}} + 0.5$,可以达到比较好的效果。其中 MAXITER 为算法迭代的次数。

2.2 多样性变异的 QPSO 算法

QPSO 算法在搜索开始时,由于粒子群的初始化,多样性相对性比较高,在搜索的过程中,由于粒子的逐渐收敛,群体的多样性不断下降,在搜索的后期,由于粒子都聚集到一个相对较小的区间,粒子群的多样性已经很低,全局搜索能力已经变得很弱,进行大范围的搜索的能力已经很小,此时算法就会发生早熟现象。为了进一步改善 QPSO 算法的性能,本文受 Ursem^[11] 和 Right^[12] 的启发,在 QPSO 算法中引入多样性控制的方法 (diversity-mutaion QPSO, DMQPSO),粒子群的多样性也采用粒子到中心点的平均欧几里德几何距离来度量,在 QPSO 算法中,存在粒子的个体最好位置组成的群体,因此 QPSO 算

法的多样性度量采用如式(7)的形式:

$$d' = [1/(M \cdot |A|)] \cdot \sum_{i=1}^m \sqrt{\sum_{j=1}^n (x'_{i,j} - \bar{x}'_j)^2} \quad (7)$$

式中: $\bar{x}'_j = (1/m) \sum_{i=1}^m x'_{i,j}$, $|A|$ 为搜索空间中最长对角的长度。如果 d' 减小到 d_l 之下, 则执行变异操作: 对于每一个 j , 使

$$z'_j = \hat{y}'_j + \gamma \cdot |A| \cdot \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, 1) \quad (8)$$

然后使 $\hat{y}'_j = z'_j$, $y'_{g,j} = z'_j$ 。这里 $y'_{g,j}$ 表示全局最优位置的粒子的个体最优位置; $N(0, 1)$ 代表标准正态分布; γ 为用户指定的参数, 必须大于 d_l , 所以在变异之后 d' 才能及时增加到 d_l 之上, 假设 $\gamma \geq 10d_l$; z' 是一个临时向量。当执行突变操作时, 全局最优位置的粒子的偏移使 $|\hat{y}'_j - y'_{i,j}|$ 的值增大并且把平均最优位置 C 拉离它原始的位置, 使粒子的搜索范围扩大, 并且每一次都导致 d' 值的增大。

2.3 基于 DMQPSO 的分类算法

DMQPSO 分类算法用于多光谱遥感图像分类是根据图像中的像素到每个聚类中心的距离, 对目标函数进行迭代优化以确定最佳聚类。多光谱遥感对象像素组成 M 个样本集合 $X = (x_1, x_2, \dots, x_M)$, 用向量 $W = (w_1, w_2, \dots, w_c)$ 表示聚类中心的集合, c 为聚类中心的个数, 作为 DMQPSO 算法中的一个粒子。并且 X_i 和 W_i 的维度相同。数据向量到中心向量的距离用式(9)来计算:

$$d(x_j, w_i) = \|x_j w_i\|^2 \quad (9)$$

在 DMQPSO 算法分类过程中用到的目标函数为

$$\text{fitness} = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^c \|X_k - w_i\|^2 \quad (10)$$

分类算法的具体过程如下:

- 1) 初始化粒子群 W_1, W_2, \dots, W_c , 作为第 1 代粒子群;
- 2) 设置聚类类别数, 多光谱遥感图像的波段数, 终止条件的最大迭代次数;
- 3) 根据式(10)计算多光谱遥感图像像素的适应度函数值;
- 4) 根据式(4)计算平均最好位置 C_{best}
- 5) 根据式(7)计算 d' 。IF $d' < d_l$, 则执行 6), 否则执行 10);
- 6) 根据式(8)对 \hat{y}'_j 和 $y'_{g,j}$ 执行变异操作
- 7) 更新局部最优 p_{best} ;
- 8) 更新全局最优 g_{best} ;
- 9) 根据式(1)计算随机点;
- 10) 根据式(6)更新粒子位置, 产生下一代粒子群; 重复计算 3)~10), 直到满足迭代的次数。

3 仿真结果及分析

3.1 仿真数据

实验平台为 Intel © Core (TM) i5-2450M 2.5 GHz 处理器, 4GB 内存, Windows 7 操作系统, 在 MATLAB 环境下编制 DMQPSO 的遥感图像分类程序。仿真数据来自 ALOS 多光谱遥感图像, 其有 8 种主要地物类型: 草地、林地、耕地、水体、居民区、裸土地、机场、道路。

3.2 参数设置

在 QPSO 和 DMQPSO 算法的实现过程中, 粒子数为 30, 最大迭代次数 MAXITER 取值为 200, 收缩-扩张系 $\alpha = (1.0 - 0.5) * (\text{MAXITER} - T) / \text{MAXITER} + 0.5$, 聚类类别数为 8, 多光谱遥感图像波段数为 3。在 K-Means、QPSO 和 DMQPSO 算法中聚类中心的个数为 30。

3.3 遥感图像分类结果图

本文分别使用 DMQPSO、QPSO 算法以及利用 ENVI 遥感图像处理软件的无监督分类模块的 K-Means, 对实验数据进行分类, 得到分类结果如图 1。

从分类结果中可以看出: K-Means 算法的分类结果中, 草地和林地的混分现象比较明显, 耕地、裸土地和道路也存在一定的混分现象, 草地和水体也存在一些分类错误。QPSO 算法在草地和林地上存在着混分现象, 草地面积增大, 水体和草地也有少量的混分。相对而言, DMQPSO 算法能得到较好的分类, 与原始遥感图像的视觉效果大概一致, 但是草地和林地也存在少量的混分现象。

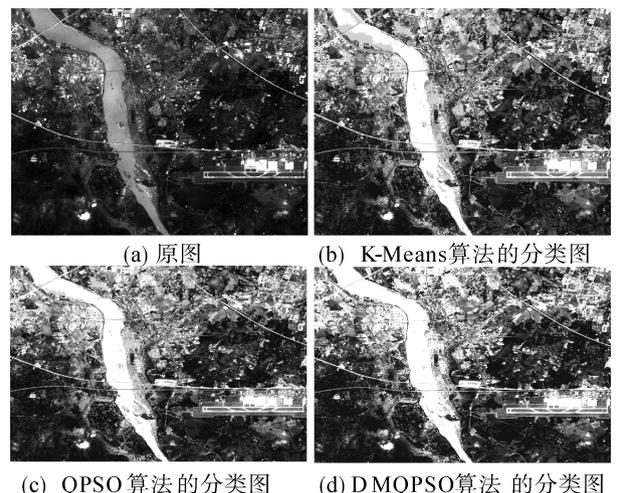


图 1 3 种算法的遥感图像分类图

Fig.1 Sensing image classification produced by three algorithms

3.4 遥感图像的精度评价

本文采用 2 种方法对分类结果进行精度评价:

1) 像素级的评价

以分类后的混淆矩阵为基础,分别计算总体分类精度、Kappa 系数、制图精度和用户精度。混淆矩阵是通过将每个地表真实像元的位置和分类与分类图像中相应位置和分类图像比较计算,混淆矩阵的每一列代表了一个地表真实分类,每一列中的数值等于地表真实像元在分类图像中对应于相应类别的数量。在实验过程中,树林、草地、房屋、道路、湖泊、土地的兴趣区都随机选取 800 个数据。表 1 给出了 DMQPSO 算法的混淆矩阵,QPSO 和 K-Means 算法的兴趣区与 DMQPSO 算法相同。

表 2 给出了 3 种算法的像素级评价结果。从总体分类精度和 Kappa 系数来说,DMQPSO 分类结果精度最高;从用户精度和制图精度来说,DMQPSO 算法和 QPSO 算法的分类精度都比 K-Means 算法的

分类精度高,总体上来说 DMQPSO 算法的分类精度稍高于 QPSO 算法。

表 1 DMQPSO 算法的混淆矩阵 (像素)

Table 1 The confusion matrix of DMQPSO algorithm (pixel)

类别	草地	林地	耕地	水体	居民区	裸土地	机场	道路	行总数
草地	620	121	50	65	35	58	29	15	993
林地	70	561	65	58	25	35	33	28	875
耕地	20	25	496	30	20	22	27	51	691
水体	5	33	28	480	18	20	32	34	650
居民区	26	26	22	32	625	15	38	88	872
裸土地	42	17	90	60	35	380	147	96	867
机场	12	10	24	45	30	20	358	156	655
道路	5	7	25	30	12	250	136	332	797
列总数	800	800	800	800	800	800	800	800	

表 2 DMQPSO 算法的混淆矩阵 (像素)

Table 2 The confusion matrix of DMQPSO algorithm (pixel)

样本类别	DMQPSO				QPSO				K-Means			
	用户精度	制图精度	总体分类精度	Kappa 系数	用户精度	制图精度	总体分类精度	Kappa 系数	用户精度	制图精度	总体分类精度	Kappa 系数
草地	95	92	88.52	80.94	94	88	82.37	73.68	86	85	77.52	68.49
林地	93	90	88.52	80.94	90	82	82.37	73.68	77	81	77.52	68.49
耕地	91	88	88.52	80.94	91	87	82.37	73.68	87	78	77.52	68.49
水体	90	90	88.52	80.94	90	84	82.37	73.68	78	71	77.52	68.49
居民区	88	82	88.52	80.94	85	75	82.37	73.68	80	70	77.52	68.49
裸土地	85	79	88.52	80.94	81	81	82.37	73.68	72	71	77.52	68.49
机场	83	80	88.52	80.94	79	77	82.37	73.68	70	74	77.52	68.49
道路	82	77	88.52	80.94	77	74	82.37	73.68	74	69	77.52	68.49

2) 基于特征级的精度评价

通过特征的属性差异,计算目标函数的适应度、类内距、类间距、运行时间、算法收敛时的迭代次数进行精度评价。其适应度函数即式(10),类内距和类间距函数为式(11)、(12)所示。

类内距函数:聚类内部的距离,即一个聚类中所有特征向量到聚类中心的距离。

$$\text{intra_distance} = \frac{1}{|C_i|} \sum_{j \in C_i} \|x_j - z_i\| \quad (11)$$

类间距函数:聚类之间的距离,即聚类的中心向量之间的距离。

$$\text{inter_distance} = \|z_i - z_j\| \quad (12)$$

评价结果的平均值如表 3 所示,本文算法中,适应度值越小,说明分类精度越好,聚类之间的距离越大越好,保证了不同聚类之间的相似性较小。聚类内部的距离(8)越小越好,保证了聚类内部的样本与中心的偏离较小,聚类内部相似性较大。

从表 3 可以看出,DMQPSO 算法的适应度、类内距和类间距都优于其他 2 种算法,所以 DMQPSO 算法的分类精度最高。但是,其收敛速度和运行时间相对较慢,所以此算法有待改进。

表 3 基于特征级的分类精度

Table 3 Classification accuracy based on feature level

分类算法	适应度	类内距	类间距	迭代次数	运行时间/min
DMQPSO	$5.842\ 9 \times 10^5$	2 753	4 267	292	81
QPSO	$8.464\ 9 \times 10^5$	3 805	2 546	205	61
K-Means	$2.992\ 3 \times 10^6$	4 157	1 563	53	0.4

5 结束语

本文将 QPSO 算法进行改进,在 QPSO 算法中加入多样性变异机制,提出了一种新的遥感图像分类算法,由实验结果可以看出,在分类过程中,采用 DMQPSO 算法得到的图像的分类精度更高,并且 QPSO 算法相比 K-Means 算法能找到更优的聚类中心,为研究人员进一步研究遥感图像分类提供了理论和实际参考价值。但是其缺点是分类时间较长,需要对算法进一步改进。

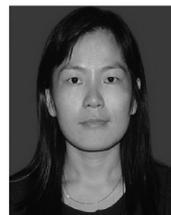
参考文献:

- [1] 蒋卫国, 陈强, 郭骥, 等. 基于 HPSO 和 FCM 的多光谱遥感图像湿地分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(12): 3329-3333.
JIANG Weiguo, CHEN Qiang, GUO Ji, et al. Classification of wetlands in multispectral remote sensing image based on HPSO and FCM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(12): 3329-3333.
- [2] SHANKAR B U, MEHER S K, GHOSH A. Wavelet-fuzzy hybridization: feature-extraction and land-cover classification of remote sensing images[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(3): 2999-3011.
- [3] 董杰, 沈国杰. 一种基于模糊关联分类的遥感图像分类方法[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(7): 1500-1506.
DONG Jie, SHEN Guojie. Remote sensing image classification based on fuzzy associative classification[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(7): 1500-1506.
- [4] 袁永福. 基于粒子群和互信息的高光谱图像波段选择和分类[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 61-73.
YUAN Yongfu. Band selection and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and mutual information[D]. Xi'an: Xidian University, 2014: 61-73.
- [5] UIA D, MUNOZ-MARI J, CAMPS-VALLS G. Remote sensing image segmentation by active queries[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2180-2192.
- [6] AGRAWAL R K, BAWANE N G. Multiobjective PSO based adaptation of neural network topology for pixel classification in

satellite imagery[J]. Applied Soft Computing, 2015, 28: 217-225.

- [7] SUN Jun, FENG Bin, XU Wenbo. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]// Congress on Evolutionary Computation. Portland: IEEE, 2004: 325-331.
- [8] COELHO L S. Novel gaussian quantum-behaved particle swarm optimiser applied to electromagnetic design[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2007, 1(5): 290-294.
- [9] SUN Jun, CHEN Wei, FANG Wei, et al. Gene expression data analysis with the clustering method based on an improved quantum-behaved Particle Swarm Optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(2): 376-391.
- [10] SUN Jun, WU Xiaojun, PALADE V, et al. Convergence analysis and improvements of quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Information Sciences, 2012, 193: 81-103.
- [11] URSEM R K. Diversity-guided Evolutionary Algorithm [M]//GUERVÓS J J M, ADAMIDIS P, BEYER H G, et al. Parallel Problem Solving from Nature -PPSN VII. Berlin Heidelberg: Springer, 2002, 2439: 462-471.
- [12] RIGET J, VESTERSTROEM J S. A Diversity-guided particle swarm optimizer-the ARPSO[R]. Aarhus: Department of Computer Science, University of Aarhus, 2002.

作者简介:



龙海侠,女,1980年生,副教授,博士,主要研究方向为人工智能。主持完成海南省自然科学基金2项,主持完成海南省高等科学研究项目1项。作为第一完成人获得海南省科技进步奖三等奖1项。发表学术论文20余篇。出版专著1部,教材1部。



吴淑雷,女,1974年生,教授,主要研究方向为视频、图像和地理信息等。主持和完成国家自然科学基金、海南省自然科学基金多项。发表学术论文30余篇。出版专著2部,教材1部。