

基于 GEPSO 模型的面向对象遥感图像分类

王卫红^{1,2} 严鲁琴² 金丹丹² 徐文涛² 李 曲²

(北京航空航天大学软件开发环境国家重点实验室 北京 100191)¹

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)²

摘要 针对演化算法的寻优能力,提出了基于 GEPSO(GEP Optimized by PSO)模型的面向对象遥感图像分类方法。先对遥感图像进行分割,选择特征集,然后利用 GEPSO 算法为每类图像对象构造一个类中心。构造类中心的过程先利用 GEP 搜索一个次优解,再根据这个次优解利用 PSO 搜索最优解。实验结果表明,基于 GEPSO 模型的面向对象遥感图像分类方法具有较高的分类精度。

关键词 面向对象,遥感分类,GEP,PSO

中图分类号 TP751 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.010

Object-oriented Remote Sensing Image Classification Based on GEPSO Model

WANG Wei-hong^{1,2} YAN Lu-qin² JIN Dan-dan² XU Wen-tao² LI Qu²

(State Key Laboratory of Software Development Environment, Beihang University, Beijing 100191, China)¹

(College of Computer Science, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)²

Abstract According to the optimization capability of evolutionary algorithms, we proposed an object-oriented remote sensing image classification method based on GEPSO (GEP Optimized by PSO, GEPSO) model. Firstly, image segmentation was done, feature set was selected for the remote sensing image, and then uses GEPSO algorithm was used to construct a class center for each type of image objects. The process of constructing class centers firstly makes use of GEP to search a suboptimal solution, and then uses PSO to search the optimal solution with the suboptimal. Experimental results show that the object-oriented remote sensing image classification method based on GEPSO model has higher classification accuracy.

Keywords Object-oriented, Remote sensing classification, GEP, PSO

1 引言

随着遥感技术的发展,高分辨率遥感图像的应用越来越普及。与中低分辨率遥感数据相比,高分辨率遥感数据除了具有光谱信息外,还具有更加丰富的形状结构和纹理信息等。传统的遥感图像分类方法都是根据地物的光谱信息特征进行的,即同类地物像元的特征向量将集群在同一特征空间区域,而不同地物的光谱信息特征或空间信息特征将不同,是基于像素的遥感图像分类方法^[1]。这种传统的分类方法未能充分利用高分辨率遥感数据丰富的影像信息,导致分类精度不高。高分辨影像地物的几何结构和纹理信息更加明显的特点使相应的图像处理技术与方法在某种程度上发生根本性的变化^[2]。Batz M 和 Schape A 根据该特点,提出了面向对象的分类方法^[3]。面向对象的遥感图像分类方法先进行图像分割,将相邻和相似的像素划分在一个对象中,再对这些同质对象进行分类。通过对对象的操作,不仅可以获得地物光谱信息,也能获得包括纹理、形状、大小、上下文等丰富的空间信息,这样就充分利用了高分辨率遥感影像的特点,使分类结果更接近于目视判读的效果,大大提高了分类精度^[4]。

在基于样本的监督分类方法中,最近邻算法是常见的用来对图像分割后形成的图像对象进行分类的算法^[5-8]。最近邻算法通过比较待分类样本与训练样本之间的距离进行分类,分类精度完全取决于样本集。文献[9]提出的 GEPSO 分类算法与最近邻算法一样,都是根据最小距离原则进行的。它利用演化算法较强的寻优能力,在特征空间区域为每类样本搜索一个能准确表示该类的中心。该类中心可能是现有样本集中的一个,也可能是根据现有样本演化得到的虚拟样本。分类时,计算待分类样本与每个类中心之间的距离,得出最小距离,分类结果即为与该最小距离对应的类中心所表示的类别。文献[9]通过在几个数据集上的实验证明了该算法具有较好的分类效果。因此本文尝试利用 GEPSO 分类算法对分割后的图像对象进行分类,并将分类结果与最近邻算法进行比较,以验证 GEPSO 模型在面向对象的遥感图像分类中的有效性。

2 研究区概况和数据

实验研究区为加拿大安大略省伦敦市中部,研究区内的地物有道路、公园、深及浅色的房屋、蓝色水池、生长低矮或略

到稿日期:2014-01-31 返修日期:2014-04-11 本文受浙江省自然科学基金(LZ14F020001, LY12F02039),中国国家自然科学基金(61340058),软件开发环境开放基金的国家重点实验室(SKLSDE-2012KF-05)资助。

王卫红(1969—),男,硕士,教授,主要研究方向为空间信息服务、网络技术与安全,E-mail:wwh@zjut.edu.cn;严鲁琴(1991—),女,硕士生,主要研究方向为数据挖掘;金丹丹(1988—),硕士生,主要研究方向为遗传算法、遥感图像分类;徐文涛(1991—),硕士生,主要研究方向为遥感图像分割。

高的草以及高大的树木。实验使用的遥感数据为航空正射影像,如图1所示。通过对影像的目视判读,并结合研究区实际情况,本文将影像中的地物分为5类:水池、道路、建筑物(公园、房屋)、草丛(低矮、略高)和树木。



图1 实验数据

3 基于 GEPSO 模型的面向对象的遥感图像分类

在面向对象的遥感图像分类中,分类的最小单元不再是像素,而是能获取光谱、形状和纹理等信息的图像对象。这些图像对象由同质区域合并而成,不同质的区域将划分在不同的对象中,因此分类最小单元之间的差异得到累积,增强了最小单元的可区分性。在基于 GEPSO 模型的面向对象的遥感图像分类中,用 GEPSO 模型处理图像对象,为每类图像对象构造一个能代表该类对象的类中心。本文将基于 GEPSO 模型的面向对象的遥感图像分类分为3个步骤:图像分割、选择特征集和构造类中心。

3.1 图像分割

图像分割是将整个图像区域分割成若干个互不交叠的非空子区域的过程,每个子区域的内部是连通的,同一区域内部具有相同或相似的特性,这里的特性可以是灰度、颜色、纹理等^[10]。一个子区域形成一个图像对象,整个图像即由若干个图像对象构成。由于不同地物在同一遥感影像中往往具有不同的尺度,因此图像分割技术涉及分割尺度选择的问题。多尺度分割^[11]能将图像划分成大小不同的对象,符合地物在同一遥感影像中尺度不一的实际情况,使分割后形成的图像对象更具有语义信息。在面向对象的分类中,图像分割的准确性直接影响对图像对象进行分类的准确率。

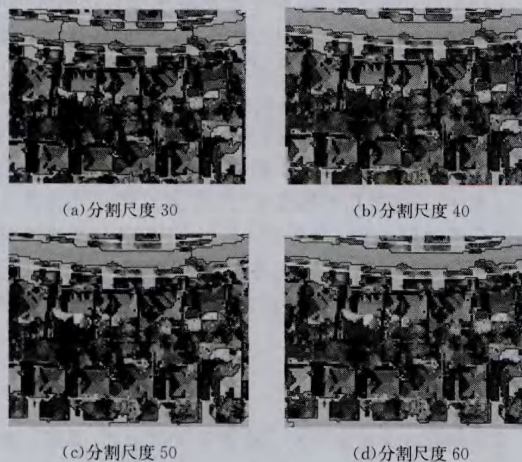


图2 不同分割尺度下影像数据分割结果

本文使用 eCongition^[12] 软件,分别选用 30、40、50、60 的分割尺度对图像进行了分割,图2展示了不同分割尺度下图像某区域的分割结果。从图2可以看出,分割尺度为30时,一个影像地物被分割成多个图像对象,形成的图像对象较多;

分割尺度为40时,影像中大部分地物边界和轮廓较为清楚;分割尺度为50和60时,一个图像对象包含了多个地物,所形成的图像对象较少。因此,最终选用尺度为40的单尺度分割。

3.2 选择特征集

分割形成的图像对象,不仅具有光谱特征,也具有形状特征和纹理特征等。特征集的选择依据是既能准确区分图像对象,又能使计算量最小。本文选取了对象的5个特征:4个波段的均值和形状指数。形状指数可以区分光谱特征相似的图像对象,图像对象形状越不规则,形状指数越大,计算方法如式(1)所示。

$$ShapeIndex = \frac{L}{4 \times \sqrt{S}} \quad (1)$$

式中, L 为对象的边界长度, S 为对象的面积。

3.3 构造类中心

GEPSO 模型是由文献^[9]提出的,其分为3个阶段,先利用 GEP^[13] 在解空间中搜索一个次优解,接着根据这个次优解构建一个小范围搜索空间,最后利用 PSO^[14] 在小范围搜索空间内搜索最优解。算法流程如图3所示。为图像对象选择特征集后,就可以利用 GEPSO 模型构造类中心。

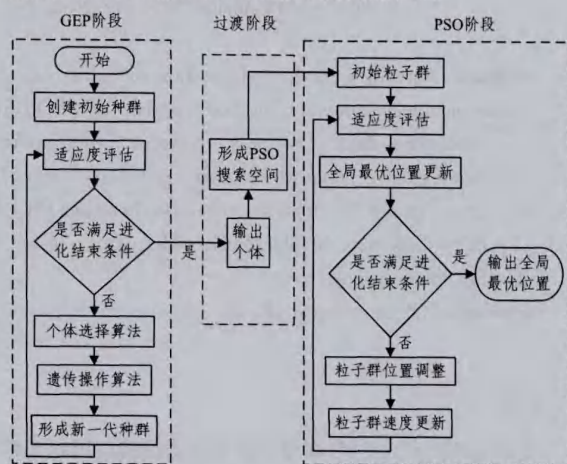


图3 GEPSO 算法模型流程

3.3.1 GEP 阶段

(1) 染色体和表达式树

在 GEPSO 算法模型中,GEP 的个体使用单基因染色体,且染色体的长度是根据实际分类问题确定的。基因尾部长度 t 的值为分类问题的类别数,根据 GEP 中基因尾部长度计算公式 $t=h(n-1)+1$ 得出头部长度 $h=(t-1)/(n-1)$,式中 n 是具有最多参数的函数的参数个数。基因头部元素全部由移动运算符 $<$ 和 $>$ 组成,尾部元素分别由表示一个类中心的符号组成。一条 GEP 染色体即一个 GEP 种群个体,创建初始种群时,在个体的基因头部随机插入 h 个移动运算符,在基因尾部随机插入 t 个从训练样本集中选择的样本作为初始类中心。染色体将翻译成表达式树,对表达式树的解码是利用移动运算符对左、右子树中的类中心进行移动的过程。左移运算符 $<$ 的计算过程如下:先计算左子树中类中心的均值 X_{mean} ,接着产生一个范围在 $[-1, 1]$ 上的随机移动因子 RMF,最后将 X_{mean} 与 RMF 相乘所得的向量加到右子树的每个类中心上,产生新的类中心。

在本文实验中,GEP 染色体的编码如图4所示,图中, o_1, o_2, \dots, o_5 依次表示类中心 c_1, c_2, \dots, c_5 , 分别对应遥感图像中

的5类地物。由于本文选取了图像对象的5个特征,因此 o_i 是一个5维向量。每条染色体中的 o_1, o_2, \dots, o_5 构成一个分类器。分类时,计算待分类对象与5个类中心之间的距离,分类结果即为与待分类样本具有最小距离的类中心所表示的类。图4所示的染色体对应的表达式树如图5所示。

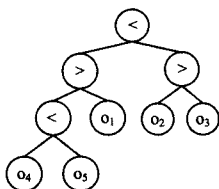


图4 GEP染色体编码

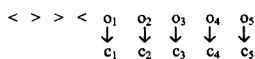


图5 GEP表达式树

(2) 适应度函数

本文选择式(2)计算个体的适应度,式中, H 为正确分类的样本个数, D 为最小距离总和。计算时,根据最小距离分类准则,将每个样本分配给与该样本具有最小距离的类中心。分类结束后,得出被正确分类的样本个数 H 和最小距离的总和 D 。式中加入 $1/D$,是为了比较 H 相同时两个个体的适应度大小。

$$fitness = H + 1/D \quad (2)$$

3.3.2 过渡阶段

过渡阶段利用GEP搜索到的次优解创建PSO粒子的飞行空间。本文次优解的形式为 $O_{base} = O_{base1}, O_{base2}, \dots, O_{base5}$, 5个类中心 $O_{base1}, O_{base2}, \dots, O_{base5}$ 将分别与一个区间的上下限相乘,得到5个分量空间。本文选取的区间范围为 $[0.75, 1.25]$,与文献[8]中的可偏移量 $offset = 0.25$ 相对应。类中心与区间范围共同确定了分量空间的范围,PSO算法将在这5个分量空间内对应搜索更精确的类中心。

3.3.3 PSO阶段

GEPSO算法模型中的PSO粒子对应到本文实际问题的编码如式(3)所示:

$$P_i = \begin{cases} O_i(o_1, o_2, \dots, o_5) \\ V_i(v_1, v_2, \dots, v_5) \end{cases}, o_i, v_i = (x_1, x_2, \dots, x_5) \quad (3)$$

式中, O_i 表示粒子的当前位置,与GEP阶段的种群个体相对应。 o_1, o_2, \dots, o_5 表示当前分量位置,对应类中心。 V_i 表示粒子的当前速度, v_1, v_2, \dots, v_5 表示当前分量速度,分量速度作用于对应的分量位置。 $o_i, v_i = (x_1, x_2, \dots, x_5)$ 表示 o_i, v_i 是5维向量,因为图像对象的特征集大小为5。在该模型中的初始粒子的创建是由次优解 O_{base} 与一个随机实数 r 相乘所得, r 的范围在 $[1 - offset, 1 + offset]$ 上。PSO阶段的适应度函数与GEP阶段的适应度函数相同,都按照式(2)计算所得。

4 精度评价

本文分别在典型样本和随机样本上对基于GEPSO模型的面向对象遥感分类方法进行了实验,并将两种样本上的实验结果与NaiveBayes算法、C4.5算法以及遥感图像分类中经常采用的最近邻算法进行了比较。典型样本100个,是影像中边界与地物轮廓基本重合的影像对象;随机样本50,是从影像中随机选择的影像对象。随机选择的影像对象可能有3种:边界与地物轮廓基本重合的影像对象,边界只占地物一部分的影像对象以及边界内包含两种或两种以上地物即分割

效果不佳的影像对象。随机选择过程中除去因分割效果不佳而无法辨别类别的影像对象,直到样本数量为50。通过目视判读,这50个样本的类别情况如下:水池2个,道路9个,建筑物24个,草丛6个,树木9个。

在典型样本上,采用5次5折交叉验证法,表1列出了4种算法在5次验证中的实验结果。

表1 4种算法分类精度的比较(%)

算法	第一次	第二次	第三次	第四次	第五次	平均
NavieBayes	88	87	87	89	88	87.8
C4.5	89	90	87	89	90	89
最近邻算法	88	90	86	88	86	87.6
本文算法	90	86	90	92	89	89.4

从表1可以看出,本文算法在第二次的验证中分类效果最不理想;在第五次的验证中分类精度低于C4.5算法,高于NavieBayes算法和最近邻算法;在第一次、第三次和第四次的验证中,本文算法的分类精度都高于其余3种算法,其中第四次的分类精度达到了92%,是4种算法在总共20次验证中的最高值。从表1还可以看出,本文算法在典型样本上的平均分类精度也高于其余3种算法。

随后,本文将所有典型样本作为训练集,将随机样本作为测试集,分别对4种算法进行了实验。表2~表5分别列出了4种算法在随机样本上的分类混淆矩阵以及分类精度。

表2 NavieBayes算法混淆矩阵(分类精度82%)

样本类别	建筑物	道路	树木	草丛	水池
建筑物	19	3	0	0	2
道路	0	9	0	0	0
树木	0	0	6	3	0
草丛	0	0	1	5	0
水池	0	0	0	0	2

表3 C4.5算法混淆矩阵(分类精度86%)

样本类别	建筑物	道路	树木	草丛	水池
建筑物	21	1	0	0	2
道路	0	9	0	0	0
树木	0	0	6	3	0
草丛	0	0	1	5	0
水池	0	0	0	0	2

表4 最近邻算法混淆矩阵(分类精度84%)

样本类别	建筑物	道路	树木	草丛	水池
建筑物	21	2	0	0	1
道路	0	9	0	0	0
树木	0	0	6	3	0
草丛	0	0	2	4	0
水池	0	0	0	0	2

表5 本文算法混淆矩阵(分类精度88%)

样本类别	建筑物	道路	树木	草丛	水池
建筑物	21	2	0	0	1
道路	0	9	0	0	0
树木	0	0	7	2	0
草丛	0	0	1	5	0
水池	0	0	0	0	2

从这些混淆矩阵可以看出,4种算法都能对道路和水池进行准确分类,对建筑物、树木和草丛的区分能力都稍弱。从正确分类典型样本的个数看,本文算法的分类精度最高,达到88%。综合分析以上实验结果可得,基于GEPSO模型的面向对象遥感图像分类方法具有较好的分类效果。

结束语 面向对象的遥感图像分类方法先对图像进行分

(下转第71页)

星图像的热带气旋客观定位提供了参考结果,同时为热带气旋路径预测奠定了良好的基础。但是对于初生和即将消亡的热带气旋来说,由于其强度弱,云系结构不完整,此方法所估计的结果与真实结果还存在一定偏差,下一步需要研究新的算法来为强度较弱的热带气旋中心进行定位。

参 考 文 献

- [1] 裘国庆,方维模,世界气象组织. 全球热带气旋预报指南:世界气象组织技术文件(WMO/TD-NO. 560)[M]. 北京:气象出版社,1995
- [2] Piñeros M F, Ritchie E A, Tyo J S. Objective measures of tropical cyclone structure and intensity change from remotely sensed infrared image data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(11):3574-3580
- [3] Wong Ka-yan, Yip Chi Lap. An intelligent tropical cyclone eye fix system using motion field analysis[C]//17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2005(IC-TAI 05). 2005:652-656
- [4] Dvorak V F. Tropical cyclone intensity analysis and forecasting from satellite imagery[J]. Monthly Weather Review, 1975, 103(5):420-430
- [5] Olander T L, Velden C S. The advanced Dvorak technique: Continued development of an objective scheme to estimate tropical cyclone intensity using geostationary infrared satellite imagery[OL]. http://www.ssec.wisc.edu/meetings/jointsatmet2007/pdf/olander_ad_t.pdf
- [6] QP Zhang, LL Lai, H Wei. Continuous space optimized artificial ant colony for real-time typhoon eye tracking[C]//IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2007 (ISIC 2007). 2007:1470-1475

- [7] Bai Qiu-chan, Wei Kun, Jing Zhong-liang, et al. Tropical cyclone spiral band extraction and center locating by binary ant colony optimization[J]. Science China Earth Sciences, 2012, 55(2):332-346
- [8] Jaiswal N, Kishtawal C M. Automatic determination of center of tropical cyclone in satellite-generated IR images[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2011, 8(3):460-463
- [9] Hastings R. Ridge enhancement in fingerprint images using oriented diffusion[C]//9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications. 2007:245-252
- [10] 田垌,刘宗田. 最小二乘法分段直线拟合[J]. 计算机科学, 2012, 39(Z6):482-484
- [11] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[J]. Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, 1967, 1(14):281-297
- [12] Ying Ming, Zhang Wei, Yu Hui, et al. An Overview of the China Meteorological Administration Tropical Cyclone Database[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2014, 31(2):287-301
- [13] 风云卫星遥感数据服务网. 2014-04-12[OL]. <http://satellite.cma.gov.cn>
- [14] Said F, Long D G. Effectiveness of QuikSCAT's Ultra-High Resolution Images in Determining Tropical Cyclone Eye Location[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008(IGARSS 2008). 2008, 1:351-354
- [15] Qiao Wen-feng, Li Yuan-xiang, Wei Xian, et al. Tropical cyclone center location based on Fisher discriminant and Chan-Vese model[C]//Fourth International Conference on Machine Vision (ICMV 11). 2012

(上接第 53 页)

割,选择特征集,然后再对图像对象进行分类。本文利用 GEPSO 分类算法对这些图像对象进行分类,提出了基于 GEPSO 模型的面向对象遥感图像分类方法。该方法利用 GEP 和 PSO 的演化搜索能力,从现有样本集中为每类图像对象构造一个类中心,分类器由这组类中心构成。对一个类别未知的图像对象,计算该对象与每个类中心之间的距离,得出最小距离,分类结果即为与该最小距离所对应的类中心表示的类。本文提出的方法与最近邻算法一样,都是基于距离的分类,但由于本文方法中引入了演化算法,使得它不仅能够利用现有样本集,还能从现有样本集中演化出新的样本进行分类。在典型和随机两种样本图像对象上的实验结果表明,基于 GEPSO 模型的面向对象遥感图像分类方法具有较好的分类效果。

参 考 文 献

- [1] 陈杰. 高分辨率遥感影像面向对象分类方法研究[D]. 长沙:中南大学,2010
- [2] 马廷. 高分辨率卫星影像及其信息处理的技术模型[J]. 遥感信息, 2001(3)
- [3] Baatz M, Schape A. Object Oriented and multi-scale image analysis in semantic networks[C]//Proc. of the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing. August 1999
- [4] Duro D C, Franklin S E, Dubé M G. A comparison of pixel-based

- and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 118:259-272
- [5] 陈金丽. 面向对象的最邻近算法研究与实现[D]. 北京:中国地质大学(北京),2009
- [6] 曹宝,秦其明,马海建,等. 面向对象方法在 SPOT5 遥感图像分类中的应用——以北京市海淀区为例[J]. 地理与地理信息科学, 2006(2):46-40,54
- [7] 李丹,张旭亚,孙丽娜. 面向对象的土地利用遥感分类方法研究[J]. 安徽农业科学, 2013, 41(20):8586-8588
- [8] 钱巧静,谢瑞,张磊,等. 面向对象的土地覆盖信息提取方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2005(3):338-342
- [9] Wang W, Jin D, Li Q, et al. The GEPSO-Classification Algorithm[M]//Advanced Data Mining and Applications. Springer Berlin Heidelberg, 2013:576-583
- [10] 何俊,葛红,王玉峰. 图像分割算法研究综述[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(12):58-61
- [11] 谭衢霖,刘正军,沈伟. 一种面向对象的遥感影像多尺度分割方法[J]. 北京交通大学学报, 2007(4):111-114,119
- [12] Baatz M, Heynen M, Hofmann P, et al. eCognition User Guide[S]. München, Definiens AG, 2000
- [13] Ferreira C. Gene Expression Programming: Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence(2nd Edition)[M]. Springer, 2006
- [14] Engelbrecht A P. 计算智能导论[M]. 北京:清华大学出版社, 2010