

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2018. 03. 07

引用格式: 杨雪峰,叶茂,毛东雷. 基于人工蜂群算法的多角度遥感影像分类[J]. 国土资源遥感,2018,30(3):48–54. (Yang X F, Ye M, Mao D L. Multi – angle remote sensing image classification based on artificial bee colony algorithm[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2018,30(3):48–54.)

基于人工蜂群算法的多角度遥感影像分类

杨雪峰, 叶 茂, 毛东雷

(新疆师范大学地理科学与旅游学院, 乌鲁木齐 830054)

摘要: 人工蜂群(artificial bee colony, ABC)算法在最优化领域有广泛的应用,但在遥感影像分类应用中研究较少。通过使用 ABC 算法构建基于规则的分类系统,对塔里木河中下游多角度遥感观测数据构建的多维数据集进行分类,生成决策规则集;并与最大似然分类法(maximum likelihood classification, MLC)、C4.5 决策树法和支持向量机(support vector machine, SVM)分类结果进行比较。结果表明,ABC 算法总体分类精度高于 MLC 和 C4.5,但低于 SVM。通过对规则中分类属性的频数分析,证明使用 ABC 算法可有效发现多角度数据观测结果与不同土地覆被类型之间的关系。

关键词: 人工蜂群(ABC)算法; 多角度遥感; 土地覆被; 塔里木河中下游

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001–070X(2018)03–0048–07

0 引言

遥感技术是获取大范围土地覆被状况信息的主要手段。由于遥感数据中包含了有关地表物体的空间、光谱和结构等多方面信息,加之在自然界复杂环境下地表物体相互影响,如何有效地从遥感数据中发现和提取关于地表物体的相关信息,长期以来一直是该领域的研究热点^[1]。在区分地表覆被类型时,如何合理选用分类器以取得较好的分类效果显得非常重要。

在众多的分类方法中,按照是否需要样本数据,可分为监督分类和非监督分类;根据是否需要考虑数据分布,又可分为参数分类和非参数分类。参数分类器主要有 ISODATA、最大似然分类(maximum likelihood classification, MLC)、平行六面体和最小距离分类法等,这类分类器当数据分布符合假设条件时能取得较好的分类效果;但当具体情况与假设不同时,或者数据量较少时,分类结果往往不好。非参数分类器主要包括神经网络、决策树(decision tree, DT)和支持向量机(support vector machine, SVM)等,这类分类器由于不对数据分布做出过多假设要求,因此一般情况下能取得比参数分类器更好的分

类效果^[2–4]。基于上述优点,这些分类器在遥感数据分类领域已得到广泛应用^[5–6]。

群智算法作为一种较新的非参数分类方法,其主要思想是通过模仿自然界的蚂蚁、鱼群和蜂群等自然生物的觅食行为,通过个体间协作和竞争等行为实现复杂问题的优化求解。其中典型的蚁群优化(ant colony optimization, ACO)和粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法得到了较广泛的应用^[7–8]。人工蜂群(artificial bee colony, ABC)算法继承了群智算法的基本思想,通过模仿自然界蜜蜂寻找食物的自然过程来解决优化问题,自 Tereshko^[9]和 Karaboga 等^[10]提出 ABC 算法以来,该方法已在最优化研究领域得到了广泛应用。但 ABC 算法用于数据分类的研究则相对较少,Çelik 等^[11]较早地提出了使用 ABC 算法进行数据分类研究,通过对加州大学欧文分校(University of California, Irvin, UCI)机器学习数据集^[12]进行处理,并与 C4.5 法和 PSO 法进行比较,结果表明 ABC 法优于 PSO 法,但低于 C4.5 法。Shukran 等^[13]使用标准 ABC 法和优化后的 ABC 法与 5 种常用算法对 6 种 UCI 数据集进行分类,其中 ABC 法在分类结果中占优势。在使用遥感数据进行分类的研究中,Jayanth 等^[14]采用 LISS–IV 多光谱数据对门格洛尔海岸的 6 种土地

收稿日期: 2016–12–29; 修订日期: 2017–02–12

基金项目: 国家自然科学基金项目“塔里木河胡杨径向生长与水分关系研究”(编号: 41461045)资助。

第一作者: 杨雪峰(1972–),男,硕士,讲师,主要从事干旱区资源环境遥感技术应用研究。Email: geomanxyxf@sina.com。

通信作者: 叶 茂(1977–),女,博士,教授,主要从事干旱区水资源环境研究。Email: 867464686@qq.com。

覆被类型进行分类,认为 ABC 算法分类精度比 MLC 高 5%,比 SVM 高 3%;曹敏等^[15]采用 ALOS 多光谱影像对长江口北岸进行土地覆被分类,ABC 算法分类精度比 See5 高约 3%。就目前研究来看,ABC 算法在数据分类和数据挖掘领域的研究还较少,尚存在较多的不确定性,例如在对不同数据的适用性、不同参数设置的影响、各种优化设定的影响等方面还存在很多未知数,还需要通过更多的研究来推动 ABC 算法在数据分类和数据挖掘领域的应用。鉴于上述情况,本文应用 JAVA 语言实现 ABC 分类算法,对塔里木河中下游多角度遥感影像数据进行分类研究;测试实际分类效果,与 MLC、DT 和 SVM 分类法进行比较;并对使用 ABC 分类算法中发现的规则进行分析。

1 ABC 算法

1.1 基本原理

ABC 算法模仿自然界蜂群的觅食行为,用蜜源表示问题可能的解,用适宜度表示蜜源的质量。问题求解过程:首先,通过雇佣蜂在解空间中随机寻找蜜源;随后,观察蜂在寻得较高适宜度蜜源的雇佣蜂附近进行下一步搜寻;如果观察蜂在限定次数内未能发现更高质量的蜜源,则转变为侦察蜂,再次在解空间中随机寻找;重复这一过程,直至达到预定的迭代次数,结束搜寻过程。

1.2 算法流程

算法具体流程如图 1 所示。

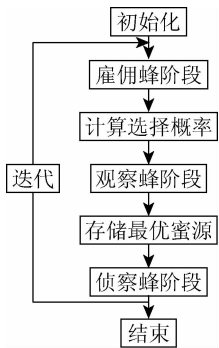


图 1 ABC 算法流程
Fig. 1 Flowchart of ABC algorithm

式中: *Precision* 为精度; *Accuracy* 为准确度; *Sensitivity* 为灵敏性; *Specificity* 为特异性; *TP* 为符合规则且与规则预测类型相同的样本数; *FP* 为符合规则但与规则预测类型不同的样本数; *TN* 为不符合规则且与规则预测类型不相同的样本数; *FN* 为不符合

1.2.1 蜂群初始化

首先,从搜索空间中随机产生 *N* 个蜜源,其中每个蜜源代表可能的一组解。实验中使用的多角度数据集由 12 个波段的反射率数据组成,再分成上、下阈值,共 24 组数据,所以数据的维数 *D* 为 24,每组解都由 24 组反射率参数组成。为了让随机产生的蜜源更具代表性,减少搜索时间,每一类土地覆被类型在初始化时,都遍历训练集中该类的所有样本,获取每一波段反射率值中的最大值 (*Max*)、最小值 (*Min*) 作为搜索空间的上、下边界,以达到缩小搜索空间的目的。对不同蜜源采用不同的初始化策略。前 *N/2* 个蜜源的 24 维参数赋值方式为

$$X_{i,j} = Rand() \cdot (Max_j - Min_j) + Min_j, \\ i \in \{1, \dots, N/2\}, j \in \{1, \dots, 12\}, \quad (1)$$

式中: *X_{i,j}* 为参数值; *Rand()* 为随机数函数; *i* 为蜜源; *j* 为波段数。

然后,获取波段反射率值的均值 (*Mean*),对前 *N/2* 的蜜源做数据镜像处理,生成后 *N/2* 的蜜源数据的解,以提高解的多样性。后 *N/2* 个蜜源的 24 维参数赋值方式为

$$X_{i,j} = \begin{cases} Mean_j - (x_{i-12,j} - Mean_j) & x_{i-12,j} \geq Mean_j \\ Mean_j + (Mean_j - x_{i-12,j}) & x_{i-12,j} < Mean_j \end{cases}, \\ i \in \{N/2, \dots, N\}, j \in \{1, \dots, 12\}. \quad (2)$$

1.2.2 蜂群进化

在雇佣蜂阶段,雇佣蜂在随机产生的蜜源附近寻找新蜜源;并通过比较两者的适宜度值,保留较好的蜜源并更新蜜源。在观察蜂阶段,观察蜂以贪婪算法选中蜜源后,也在其附近寻找新蜜源,同样经比较两者的适宜度后,保留更优蜜源并更新蜜源。

1) 适宜度函数。采用适宜度函数计算适宜度值。常用的适宜度函数有

$$Precision = TP / (TP + FP), \quad (3)$$

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN), \quad (4)$$

$$Sensitivity Specificity = [TP / (TP + FN)] [TN / (TN + FP)], \quad (5)$$

规则但与规则预测类型相同的样本数。考虑到本次评价的是最大分类精度,因此本文采用 *Precision* 作为适宜度函数。
2) 更新蜜源方法。雇佣蜂和观察蜂更新蜜源的方式采用了异步变化学习因子^[16],其计算公式为

$$V_{i,j} = X_{i,j} + C_1 \cdot Rand() \cdot (bp_i - X_{i,j}) + C_2 \cdot Rand() \cdot (bg - X_{i,j}),$$
$$i \in \{1, \cdots, N\}, j \in \{1, \cdots, 12\}$$

(6)

式中: $V_{i,j}$ 为更新后的值; $X_{i,j}$ 为更新前的值; bp_i 为第 i 个蜜蜂找到的最优蜜源; bg 为所有蜜蜂找到的最优蜜源^[16]; C_1 和 C_2 为更新步长, 即

$$C_1 = C_{\max} - \frac{C_{\max} - C_{\min}}{t_{\max}} t,$$

(7)

$$C_2 = C_{\min} + \frac{C_{\max} - C_{\min}}{t_{\max}} t,$$

(8)

其中 C_1 和 C_2 的取值范围为 $[C_{\min}, C_{\max}]$, 这里分别取值为 0.5 和 2.5; t 为当前迭代次数; t_{\max} 为最大迭代次数。

3) 蜜源选择。在雇佣蜂更新蜜源之后, 观察蜂通过计算概率 P 来决定选择哪一个蜜源, 即

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^N fit_i},$$

(9)

式中: N 为蜜源数量; fit_i 为第 i 个蜜源的适宜度值, $i \in \{1, \dots, N\}$ 。

4) 剪枝。剪枝的目的是逐一检查已发现规则中的每个属性, 找出并去除无关的属性, 以改善规则的泛化误差, 进一步提高分类精度。具体采用的方式是逐一移走各个属性, 若最后精度提高, 则去除该属性, 否则保留。

1.2.3 蜂群淘汰

如果某只观察蜂连续 n 次未能找到更好的蜜源, 则当前观察蜂变为侦察蜂, 并随机产生一个新的蜜源代替淘汰的蜜源。

1.3 基于 ABC 算法的分类方法

在土地覆被分类中, 对不同地类可以通过该地类在遥感影像各波段的波段值来区分。以上逻辑通过规则形式表示为: 若 $X_{iLow} < B_i < X_{iUpper}$ 且 \cdots 且 $X_{iLow} < B_i < X_{iUpper}$ 且 \cdots 且 $X_{iLow} < B_i < X_{iUpper}$ 则 $Class = Type\ N$, 其中 B_i 为第 i 波段的波段值; X_{iLow} 和 X_{iUpper} 分别为该地类在第 i 波段的最小和最大值, $i \in \{1, \cdots, N\}$ 。该地类在所有波段中的最小和最大波

段值构成的上、下阈值即是需要 ABC 算法寻找的问题解。因此, 用 ABC 算法进行土地覆被分类即是寻找分类规则中上、下阈值的过程。规则的表现形式有利于人们理解数据中隐藏的规律, 增进对现象本质的了解。

基于 ABC 算法的分类过程(即规则发现过程)如图 2 所示。

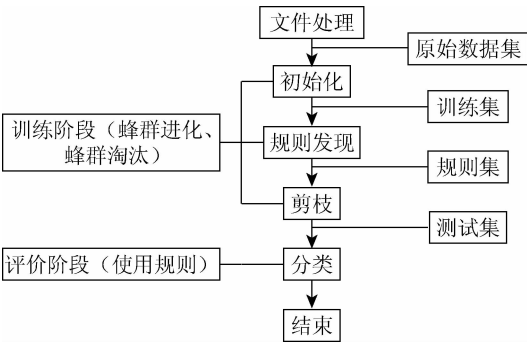


图 2 基于 ABC 算法的数据分类流程

Fig. 2 Flowchart of data classification based on ABC

2 实验与分析

2.1 多角度遥感数据及其处理

本文实验使用的遥感数据来自 EOS TERRA 卫星上搭载的多角度成像光谱仪(multi-angle imaging spectroradiometer, MISR)。该传感器提供了 9 个角度的观测信息, 分别是 4 个前向观测角: AF (26.1°), BF (45.6°), CF (60.0°), DF (70.5°); 4 个后向观测角: AA (26.1°), BA (45.6°), CA (60.0°), DA (70.5°) 以及 1 个天底角 AN (0.0°)。每个角度的传感器都有 4 个波段: 蓝光波段 (446 ± 21 nm), 绿光波段 (558 ± 15 nm), 红光波段 (672 ± 11 nm) 和近红外波段 (866 ± 20 nm)^[17]。对同一个地点, 可同时得到 4 个波段、9 个角度的 36 个观测值, 所有观测波段的空间分辨率分别为 275 m 和 1.1 km 这 2 种(表 1)。

表 1 全球模式下 MISR 各角度影像波段空间分辨率

Tab. 1 Spatial resolution of various angle image bands of MISR at globe mode (m)

波段	MISR 各角度影像波段空间分辨率								
	DF	CF	BF	AF	AN	AA	BA	CA	DA
近红外	1 100	1 100	1 100	1 100	275	1 100	1 100	1 100	1 100
红光	275	275	275	275	275	275	275	275	275
蓝光	1 100	1 100	1 100	1 100	275	1 100	1 100	1 100	1 100
绿光	1 100	1 100	1 100	1 100	275	1 100	1 100	1 100	1 100

多角度观测的优势在于充分利用地表物体在不同太阳光入射和观测角条件下形成的二向反射特性,从而更深入地发现地物反射和地物结构之间的联系。使用多角度数据集进行土地覆被分类要优于传统垂直观测数据的分类结果^[18]。本文实验使用的多角度数据集覆盖塔里木河中下游地区,该地区属于暖温带极干旱气候区,自然植被覆盖度很低,植被光谱容易受到土壤背景的影响,因此大大影响了分类效果。数据集由 4 367 个采样点的光谱信息和土地覆被类型数据组成,其中光谱数据包括 MISR 影像中所有空间分辨率为 275 m 的 9 个角度的红光波段和天底角 AN 的蓝光、绿光、近红外波段共 12 个波段的地表反射率数据。土地覆被类型主要有灌木、林地、未利用地、草地、耕地和水体 6 类(表 2)。

表 2 土地覆被类型
Tab.2 Types of land cover

类型	样地数	覆盖度/%	描述
灌木	1 888	>5	灌木、半灌木
林地	1 148	>5	胡杨林
水体	95	0	水库、天然水体
未利用地	647	<5	沙地、盐碱地
耕地	383	>40	农田
草地	206	>5	盐生草本植物

2.2 分类实验

本文实验使用的 ABC 算法基于 JAVA 软件实现,其主要参数有:蜂群规模、迭代次数、最少重复寻找次数、最少规则覆盖度和最小样本覆盖度,根据前人研究的经验^[19],分别设置为 200,200,5,0.05 和 5~15。本文实验使用的卫星遥感数据的所有波段值均是由原始 DN 值经辐射定标和大气校正后转换得到的地表反射率值,数值范围在[0,1]之间,即 ABC 算法是在解空间[0,1]内寻找不同土地覆被类型在各个波段中的地表反射率的上、下阈值。另外,与 ABC 算法进行对比的分类算法分别为:①ENVI^[20]软件实现的 MLC;②Weka^[21]软件实现的 J48 决策树(J48 是 C4.5 算法的一个版本);③LibSVM^[22]软件实现的 SVM 分类。

在分类过程中,首先随机选取数据集中 2/3 的数据作为训练集,剩余的 1/3 作为测试集;然后使用 ABC 法先对训练集进行规则发现,再使用规则集对测试集数据进行分类;对其他几种分类法,分别使用训练集进行训练,完成参数选择和调整后,对测试集数据进行分类;最后分别计算混淆矩阵、总体精度和 Kappa 系数。

2.3 结果分析

2.3.1 分类精度

4 种分类算法的分类结果混淆矩阵见表 3—6。

表 3 MLC 法分类结果混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix of MLC classification result								
类型	灌木	林地	水体	未利用地	耕地	草地	总数	用户精度
灌木	337	138	0	102	6	40	623	0.54
林地	62	266	0	34	1	15	378	0.70
水体	0	0	34	0	0	1	35	0.97
未利用地	22	4	0	187	0	4	217	0.86
耕地	1	0	0	0	130	0	131	0.99
草地	7	5	0	6	0	40	58	0.69
总数	429	413	34	329	137	100	1 442	
生产者精度	0.79	0.64	1.00	0.57	0.95	0.40		

表 4 C4.5 法分类结果混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix of C4.5 classification result								
类型	灌木	林地	水体	未利用地	耕地	草地	总数	用户精度
灌木	466	101	0	44	1	11	623	0.75
林地	155	203	0	16	0	4	378	0.54
水体	1	0	34	0	0	0	35	0.97
未利用地	52	12	0	151	0	2	217	0.70
耕地	2	0	0	0	126	3	131	0.96
草地	17	5	0	4	1	31	58	0.53
总数	693	321	34	215	128	51	1 442	
生产者精度	0.67	0.63	1.00	0.70	0.98	0.61		

表 5 ABC 算法分类结果混淆矩阵

Tab.5 Confusion matrix of ABC classification result								
类型	灌木	林地	水体	未利用地	耕地	草地	总数	用户精度
灌木	490	93	0	32	0	8	623	0.79
林地	150	210	0	16	0	2	378	0.56
水体	2	0	33	0	0	0	35	0.94
未利用地	65	9	0	143	0	0	217	0.66
耕地	2	0	0	0	127	2	131	0.97
草地	30	1	0	1	0	26	58	0.45
总数	739	313	33	192	127	38	1 442	
生产者精度	0.66	0.67	1.00	0.74	1.00	0.68		

表 6 SVM 分类结果混淆矩阵

Tab.6 Confusion matrix of SVM classification result								
类型	灌木	林地	水体	未利用地	耕地	草地	总数	用户精度
灌木	498	96	0	22	1	6	623	0.80
林地	104	259	0	9	0	6	378	0.69
水体	0	0	27	0	8	0	35	0.77
未利用地	46	12	0	157	1	1	217	0.72
耕地	1	0	0	1	129	0	131	0.98
草地	10	5	0	1	0	42	58	0.72
总数	659	372	27	190	139	55	1 442	
生产者精度	0.76	0.70	1.00	0.83	0.93	0.76		

分类结果为:MLC 总体精度为 0.689 3,Kappa 系数为 0.585 7;C4.5 总体精度为 0.701 1,Kappa 系数为 0.573 9;ABC 总体精度为 0.713 6,Kappa

系数为 0.586 1; SVM 总体精度为 0.771 2, Kappa 系数为0.675 1。4 种分类算法的分类结果按总体分类精度的大小顺序排列为: SVM > ABC > C4.5 > MLC。实验结果表明,ABC 算法的分类精度与 C4.5 法相当,两者都优于 MLC 法,但都与 SVM 有较大差距。比较单个土地覆被类型分类的用户精度,ABC 算法只有水体的分类精度比 SVM 略高,草地的分类精度则是所有分类法中最低的。总体而言,在所有地类的分类精度上,ABC 与 C4.5 算法的结果最为接近。说明 ABC 算法是一种较好的遥感影像分类方法,能够提供有效的分类结果。

2.3.2 分类规则

ABC 分类算法的一个显著特点是可以生成分类规则,部分规则举例如下:

```
IF AN_NIR >= 0.372 704 AND AA_RED <= 0.306 317 THEN 5
IF AF_RED <= 0.109 989 THEN 3
IF AA_RED >= 0.375 172 THEN 4
IF AF_RED >= 0.211 149 AND DF_RED >= 0.247 13 AND AN_NIR >= 0.343 532 AND AF_RED <= 0.269 535 THEN 6
IF DF_RED >= 0.295 815 AND AN_BLUE >= 0.142 819 AND AN_NIR >= 0.316 694 AND AF_RED <= 0.283 237 THEN 1
IF DF_RED >= 0.278 379 AND AN_NIR >= 0.340 475 AND AA_RED <= 0.326 734 AND AN_RED <= 0.294 902 THEN 2
```

规则中类别 1—6 分别代表灌木、林地、水体、未利用地、耕地和草地。

分类规则的显著特点是便于理解,不像神经网络等算法为黑箱操作。通过对规则的分析,便于发现隐藏在数据中的规律,从而进一步理解分类过程。

为了更好地理解 MISR 多角度数据集分类规则中包含的信息,对分类规则中涉及的所有属性按频数统计并做归一化处理后,生成规则属性频数分布曲线(图 3)。

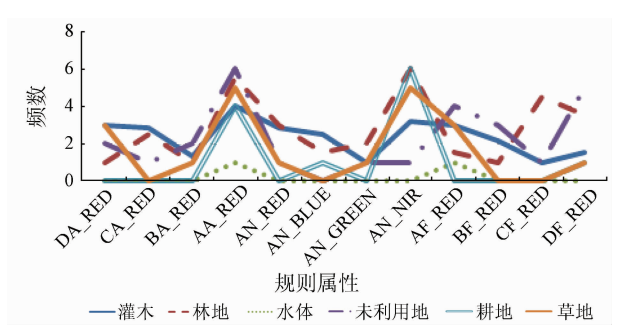


图 3 ABC 算法规则属性频数分布曲线

Fig.3 Frequency distribution curves of ABC rule's attributes

从图 3 可以看出,绿色植被类型(灌木、林地、

耕地和草地)分类规则中都大量使用了近红外波段,所有类型都较多使用了 AA 后向观测数据,而 AN 观测角度下的红光、蓝光和绿光波段数据则使用得都较少。这说明对这 6 类土地覆被类型分类的关键因素主要是近红外波段和 AA 后向观测,而除天底角 AN 近红外波段数据外,其他天底角观测数据对区分不同类型帮助不大。另外,灌木、林地和未利用地类型的分类规则中较多使用了 CA,CF 和 DA,DF;说明 C 和 D 这 2 个观测角利于区分灌木、林地和未利用地这 3 种空间结构相对复杂的类型。

3 结论

1)人工蜂群(ABC)算法虽然实现方法相对简单,没有复杂的计算公式;但是通过蜂群个体间的协作,可以完成对复杂数据分类规则的发现。通过使用 JAVA 语言实现的基于 ABC 算法的分类软件对 MISR 影像的分类实验,证明使用 ABC 算法能够完成对多角度遥感影像的分类任务,且能够提供较好的分类结果。

2)通过与 MLC,C4.5 和 SVM 算法分类精度的比较可以看出,ABC 算法的分类精度和 Kappa 系数与 C4.5 法相当,高于 MLC,但低于 SVM。ABC 分类算法与其他几种算法的比较结果证明,ABC 算法可以有效用于遥感数据的规则挖掘和分类。

3)通过对 ABC 算法分类规则属性频数的分析,发现了规则中包含的规律性问题。据此可以解释不同土地覆被类型在多角度遥感观测下具有的不同反射特性。

与前人的实验结果比较,本文的分类结果的影响因素一方面可能与使用的多角度数据集本身特征有关,另一方面可能与 ABC 算法参数设置和程序优化方式有关,因此还需要继续进行更多方面的比较,才能更进一步了解 ABC 算法的特性。此外,ABC 算法的执行效率与决策树等算法相比差别很大,这些都是未来研究要解决的问题。

志谢: NASA Langley 研究中心大气科学数据中心提供了 MISR 数据,在此表示感谢。

参考文献(References):

[1] Paul M,Brandt T. Classification Methods for Remotely Sensed Data [M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2009.

[2] Al - doski J, Mansor S B, Shafri H Z M. Image classification in remote sensing[J]. Journal of Environment and Earth Science, 2013, 3(10): 141 - 148.

[3] 贾 坤,李强子,田亦陈,等. 遥感影像分类方法研究进展[J].

光谱学与光谱分析,2011,31(10):2618-2623.

Jia K,Li Q Z,Tian Y C,et al. A review of classification methods of remote sensing imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011,31(10):2618-2623.

[4] Abburu S , Babu G S . Satellite image classification methods and techniques:A review[J]. International Journal of Computer Applications,2015 ,119(8) :20-25.

[5] 白秀莲,巴雅尔,哈斯其其格. 基于 C5.0 的遥感影像决策树分类实验研究[J]. 遥感技术与应用,2014,29(2) :338-343.

Bai X L,Wuliangha B,Hasiqiqige. The study of the remote sensing image classification based on C5.0 algorithm of decision tree[J]. Remote Sensing Technology and Application,2014,29(2) :338-343.

[6] 王小明,毛梦祺,张昌景,等. 基于支持向量机的遥感影像分类比较研究[J]. 测绘与空间地理信息,2013,36(4) :17-20,23.

Wang X M,Mao M Q,Zhang C J,et al. Comparative study on classification of remote sensing image by support vector machine[J]. Geomatics and Spatial Information Technology,2013,36(4) :17-20,23.

[7] Holden N P,Freitas A A. A hybrid PSO/ACO algorithm for classification[C]//Proceedings of the 9th annual Conference Genetic and Evolutionary Computation. London:ACM,2007:2745-2750.

[8] Parpinelli R S,Lopes H S,Freitas A A. Data mining with an ant colony optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(4) :321-332.

[9] Tereshko V. Reaction-diffusion model of a honeybee colony's foraging behaviour[M]//Schoenauer M, Deb K, Rudolph G, et al. Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg:Springer,2000:807-816.

[10] Karaboga D,Basturk B. Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems[C]//Proceedings of the 12th International Fuzzy Systems Association World Congress on Foundations of Fuzzy Logic and Soft Computing. Cancun, Mexico:Springer,2007:789-798.

[11] Çelik M,Karaboğa D,Köylü F. Artificial bee colony data miner (ABC-Miner)[C]//Proceedings of 2011 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications. Istanbul,Turkey:IEEE,2011:96-100.

[12] Lichman M. UCI Machine Learning Repository[DB/OL]. [2015-05-05]. <http://archive.ics.uci.edu/ml>.

[13] Shukran M A M,Chung Y Y,Yeh W C,et al. Artificial bee colony based data mining algorithms for classification tasks[J]. Modern Applied Science,2011,5(4) :217-231.

[14] Jayanth J,Koliwad S,Kumar T A. Classification of remote sensed data using artificial bee colony algorithm[J]. Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science,2015,18(1) :119-126.

[15] 曹敏,史照良,阳建逸. 一种基于蜂群智能算法的遥感影像分类方法[J]. 测绘学报,2013,42(5) :745-751.

Cao M,Shi Z L,Yang J Y. An innovative method to classify remote sensing images using artificial bee colony algorithm[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2013,42(5) :745-751.

[16] 王慧颖,刘建军,王全洲. 改进的人工蜂群算法在函数优化问题中的应用[J]. 计算机工程与应用,2012,48(19) :36-39.

Wang H Y,Liu J J,Wang Q Z. Modified artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Computer Engineering and Applications,2012,48(19) :36-39.

[17] Diner D J,Martonchik J V,Borel C,et al. Multi-angle imaging spectro-radiometer level 2 surface retrieval algorithm theoretical basis document[EB/OL]. (2000-08-05) [2015-10-01] http://eospsa.gsfc.nasa.gov/eos_homepage/for_scienti-sts/atbd/docs/MISR/atbd-misr-10.pdf.

[18] 杨雪峰,王雪梅,毛东雷. 塔里木河下游土地利用覆被 MISR 多角度遥感制图[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2016,46(2) :617-626.

Yang X F,Wang X M,Mao D L. Mapping land use and land cover through MISR multi-angle imagery in the lower Tarim River[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition),2016,46(2) :617-626.

[19] 梁禹,刘宇. 蜂群算法优化性能综合测试研究[J]. 计算机工程与应用,2015,51(21) :138-143.

Liang Y,Liu Y. Comprehensive test and study of artificial bee colony algorithm[J]. Computer Engineering and Applications,2015,51(21) :138-143.

[20] ENVI. Homepage[EB/OL]. (2010-10-01) [2015-10-01]. <http://www.exelisvis.com/>.

[21] Weka. Homepage[EB/OL]. (2002-03-28) [2015-10-01]. <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/documentation.html>.

[22] Chang C C , Lin C J . LIBSVM : A library for support vector machines[EB/OL]. (2001-01-28) [2015-10-1]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

Multi-angle remote sensing image classification based on artificial bee colony algorithm

YANG Xuefeng, YE Mao, MAO Donglei

(College of Geography Science and Tourism, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China)

Abstract: Artificial bee colony (ABC) algorithm is widely used in optimization field, but the study of the applications of the remote sensing image classification is inadequate. Through the use of ABC algorithm, the classification system was constructed on the basis of rules. The multi-dimensional data sets consisting of the multi-angle remote sensing observation data originating from the middle and lower reaches of Tarim River were investigated so as to generate the decision rules. A comparison with the classification results of the maximum

likelihood method(MLC) , C4.5 decision tree and support vector machine(SVM) shows that classification accuracy of ABC is higher than that of MLC and C4.5 overall, but lower than that of SVM. At the same time, through the frequency analysis of the classification attributes in the rules, it is proved that ABC can effectively discover the relationship between the results of the multi-angle data observation and different land cover types.

Keywords: artificial bee colony(ABC) algorithm; multi-angle remote sensing; land cover; middle and lower reaches of Tarim River

(责任编辑:陈 理)