

doi: 10.6046/zrzyyg.2022136

引用格式: 熊东阳,张林,李国庆. 基于最大熵模型的遥感土地利用多分类研究[J]. 自然资源遥感,2023,35(2):140-148.
(Xiong D Y,Zhang L,Li G Q. MaxEnt - based multi - class classification of land use in remote sensing image interpretation[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2023,35(2):140-148.)

基于最大熵模型的遥感土地利用多分类研究

熊东阳^{1,2,3}, 张 林^{2,4}, 李国庆^{2,4}

(1. 中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心,杨凌 712100; 2. 中国科学院水利部水土保持研究所,杨凌 712100; 3. 中国科学院大学,北京 100049; 4. 西北农林科技大学黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室,杨凌 712100)

摘要: 影像解译中对土地利用单分类的关注成为遥感研究的热点问题。最大熵模型(MaxEnt)被评价为最有潜力的单分类算法,被广泛应用于土地利用的单分类研究。然而,单分类算法(包括 MaxEnt)是否能够进行土地利用多分类尚不明晰。为了解决该问题,文章建立了利用 MaxEnt 进行遥感土地利用多分类的技术流程,并将该流程应用在云岩河流域的土地利用多分类研究中。使用总体分类精度、Kappa 系数、灵敏度以及特异度评估 MaxEnt 的总体分类效果以及在各个地类上的预测表现;同时使用 Kappa 值评估 MaxEnt 与随机森林(random forest, RF)、最大似然法(maximum likelihood classification, MLC)、支持向量机(support vector machine, SVM)在土地利用预测上的一致性表现。结果表明:①MaxEnt 的分类表现最好,总体分类精度为 84%,Kappa 系数为 0.8;②MaxEnt 在各个地类上没有最差的表现,甚至在某些地类上达到了最优的表现;③MaxEnt 与 RF 和 SVM 的分类一致性较高,这 3 种算法预测的土地利用之间一致性评估 Kappa 值均超过了 0.6;④MLC 与其他 3 种分类算法预测土地利用的差异较大,Kappa 值小于 0.4,说明 MLC 不适合该地区的土地利用解译。文章建立的技术流程仅仅依赖于土地利用发生概率,而不依赖于阈值选择,从而使得以 MaxEnt 为代表的单分类算法在遥感土地多分类应用中能够发挥巨大潜力。对于大范围的土地利用解译,加入并行计算将有利于提高利用 MaxEnt 解决多分类问题的时间效率。

关键词: 最大熵模型; 土地利用; 单分类算法; 多分类算法; 遥感解译; 云岩河流域

中图法分类号: TP 75 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2023)02-0140-09

0 引言

土地是地表某一地段包括地质、地貌、气候、水文、土壤、植被等多种自然要素在内的自然综合体^[1],是人类赖以生存与发展的重要资源和物质基础^[2],为人类提供了居住、生产等各方面的资源和条件。因此,获取准确的土地利用信息对于资源调查、环境监控以及国土空间规划与优化布局等诸多生产实践活动起着十分重要的支持作用。

传统的土地利用调查是一项工作强度大、时间周期长的系统工程^[3]。遥感技术的出现和发展为人类提供了从多维和宏观的角度去认识和研究土地利用的新手段和新方法,同时大大节省了获取土地利用信息的时间和成本^[4-5]。利用卫星影像数据进

行土地利用分类是遥感应应用研究的主要方向之一。近些年来,随着机器学习技术的高速发展,遥感影像分类算法得到了极大丰富。影像分类算法主要向传统的多分类算法和新颖的单分类算法 2 个方向发展。在传统的土地利用分类研究中,其主要目标是如何将观察到的众多地物分开,因此发展了很多非常成熟的分类算法,包括支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林法(random forest, RF)、最大似然法(maximum likelihood classification, MLC)以及人工神经网络(artificial neural network, ANN)等^[6]。随着遥感影像应用广度和深度的拓展,研究的兴趣越来越聚焦于某一种地类,而不关注其他地类,这样做的好处是不需要获得与研究目标无关地物的训练样本点,从而使得遥感解译的野外调查工作量减少^[7]。因此产生了很多单分类算法,例如单

收稿日期: 2022-04-06; 修订日期: 2022-08-22

基金项目: 国家自然科学基金项目“潜在植被约束条件下气候变化诱导树种聚合模式演变及其对森林经营启示——以黄土高原为例”(编号: 31971488)和国家重点研发计划项目“黄土高原人工生态系统结构改善和功能提升技术”(编号: 2017YFC0504601)共同资助。

第一作者: 熊东阳(1997-),男,硕士研究生,主要从事遥感土地利用分类算法的研究。Email: hpuxiongdy@163.com。

通信作者: 李国庆(1983-),男,副研究员,主要从事植被恢复与 GIS 模拟的研究。Email: liguqing@nwsuaf.edu.cn。

分类支持向量机(one – class support vector machine, OCSVM)、最大熵模型 (maximum entropy model, MaxEnt)等。将多分类算法应用在单分类实践中,已经有较多的探索^[8-9]。然而将单分类算法应用在多分类的实践中,却很少有研究关注这个问题。这个问题的解决对于拓展遥感多分类算法库有重要的实践意义,同时也对单分类和多分类算法的交叉和融合有重要的理论意义。

MaxEnt 是一个近年来在影像单分类领域应用最广泛的算法之一,也被评价为最有潜力的算法^[10]。在利用 MaxEnt 识别单个土地类型时,只需要对感兴趣土地利用类型的样本点进行训练,而不需要训练其他土地利用类型的样本。Li 等^[7]利用 MaxEnt 和 OCSVM 对一幅 0.3 m 空间分辨率的航空相片进行单个土地类别的分类,结果表明 MaxEnt 比 OCSVM 的表现更优; Lin 等^[11]基于最大熵模型,利用 MODIS 地表反射率数据、归一化植被指数数据以及夜间灯光遥感数据^[12]等进行中国城市用地提取时也获得了较好的效果。然而,这些研究仅仅是利用 MaxEnt 进行单个土地利用类型分类,而不是多类土地利用分类,从而无法与传统遥感影像多分类算法进行比较。

为了探讨将单分类算法应用来解决多分类问题,并进一步丰富遥感土地利用多分类的算法库,本文建立了利用 MaxEnt 进行土地利用多分类的技术流程,并将此模型应用于云岩河流域的土地利用解译中。通过比较 MaxEnt 与传统多分类算法(RF, MLC 和 SVM)对遥感影像解译的差异,探究 MaxEnt 在遥感土地利用分类应用中的优劣。本研究为遥感土地利用多分类研究提供了一个新的视角,以期更有利于 MaxEnt 在遥感领域的应用与发展。

1 研究区概况和数据源

1.1 研究区概况

云岩河流域位于陕西省延安市中东部(E109°31′~110°27′,N36°10′~36°30′,如图 1 所示),是黄河中游的一级支流,干流全长 112.5 km,流域总面积为 1 783.35 km²,云岩河流域地势西高东低,海拔大致在 430~1 481 m 之间。气候属于半干旱大陆性季风型气候,一年四季冷暖干湿差异显著。该流域降水季节差异大,年降水量约为 550 mm,并主要集中于 7—9 月份。流域地表覆盖主要为厚层黄土,属于典型的以黄土塬为主的塬梁沟壑区。该地区水资源比较丰富,建设有小型灌溉设施以及水电工程。

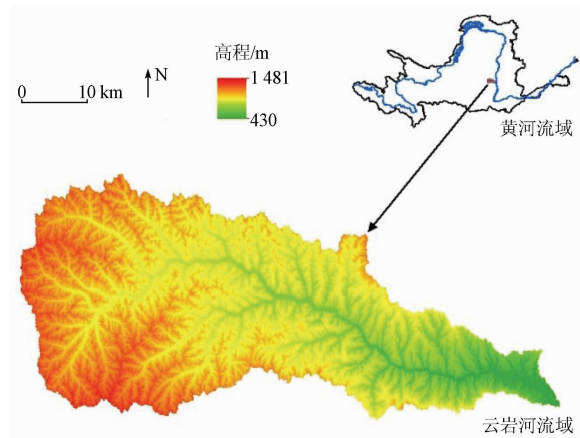


图 1 研究区概况
Fig. 1 Overview of the study area

1.2 数据来源及预处理

本文所用的遥感数据为 Landsat8 卫星影像,条带号分别为 126/35 和 127/35,数据来源于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/>),选取春季(12 月、1 月、2 月)、夏季(3 月、4 月、5 月)、秋季(6 月、7 月、8 月)以及冬季(9 月、10 月、11 月)各 2 景影像; Landsat8 卫星包括 2 个传感器、11 个波段,本研究采用陆地成像仪中的 B2—B7 波段参与分类,其参数信息如表 1 所示。卫星影像可能会受到周围环境、传感器系统误差等因素的影响,从而产生一定的辐射差异,因此在使用之前需进行预处理^[5]。遥感影像的预处理过程主要包括辐射定标、大气校正、影像镶嵌以及裁剪等。

表 1 Landsat8 陆地成像仪波段 B2—B7 参数特征
Tab. 1 Landsat8 OLI B2—B7 parameter characteristics

传感器类型	波段	波长范围/ μm	空间分辨率/m	主要应用领域
陆地成像仪 OLI	B2 Blue (蓝光波段)	0.450~0.515	30	用于水体穿透、分辨植被和土壤等
	B3 Green (绿光波段)	0.525~0.600	30	用于分辨植被等
	B4 Red (红光波段)	0.630~0.680	30	用于观测道路、裸露土壤和植被等
	B5 NIR (近红外波段)	0.845~0.885	30	用于估算生物量、分辨潮湿土壤等
	B6 SWIR 1 (短波红外 1 波段)	1.560~1.660	30	用于分辨道路、土壤和水等
	B7 SWIR 2 (短波红外 2 波段)	2.100~2.300	30	用于矿物识别、分辨植被和潮湿土壤等

数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据是进行流域水文分析的基础空间数据^[13],本研究所用的 ASTER GDEM 30 m 空间分辨率的 DEM 数据来源于地理空间数据云。首先对初始的 2 幅 DEM 数据进行图像镶嵌,使镶嵌后的 DEM 包含完

整的研究区范围;为了减少计算量、提高运算速度,对镶嵌后的 DEM 数据进行不规则裁剪处理;然后利用 ArcSWAT 模型^[14]对经过裁剪处理后的 DEM 数据进行洼地填充、确定水流方向和计算累积流量等处理,提取云岩河流域矢量边界。ArcSWAT 是基于 SWAT(soil water assessment tool)模型开发的,与 ArcGIS 配套使用。

依据我国《土地利用分类现状》(GB/T 21010—2017),并结合云岩河流域的实际情况,本研究将该流域土地利用类型划分为 5 类:森林、灌木、草地、耕地、建设用地(房屋和道路)。在该地区进行广泛实地踏勘的基础上,利用 Google Earth 平台上的高分辨率影像进行随机采样,使采样点尽可能在研究区范围内均匀分布。本研究一共获得 231 个坐标点,其中包括森林 47 个、灌木 43 个、草地 46 个、耕地 43 个、建设用地 52 个。

2 研究方法

2.1 MaxEnt 的基本思想

MaxEnt 是由最大熵原理推导实现的^[15-16],最大熵原理是在 1957 年 Jaynes 基于 Shannon 的信息熵概念提出的,其基本思想是仅用已知有限信息推断未知的概率分布,未知信息被假设呈“均匀分布”的,通过熵的最大化来表示这种均匀分布。

假设未知概率分布 $P(X)$ 在一个有限集合 X 上,其中 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_m$ (其中 m 为训练点个数)表示在集合 X 上的训练样本,对未知概率分布 $P(X)$ 的约束条件是由集合 X 上的一组特征 $f_1, f_2, f_3, \dots, f_k$ (其中 k 为特征数)表示,这些特征是对有限集合 X 的不完整描述。为了估计集合 X 上的未知概率分布 $P(X)$,需要构造一个近似于未知概率分布 $P(X)$ 的经验分布 $\tilde{P}(X = x)$,其经验分布 $\tilde{P}(X = x)$ 可以表述为:

$$\tilde{P}(X = x) = \frac{|\{1 \leq i \leq m; x_i = x\}|}{m}。$$

(1)

其中,特征函数 f_j 关于经验分布 $\tilde{P}(X = x)$ 的期望值,用 $E_{\tilde{P}}(f_j)$ 表示,即

$$E_{\tilde{P}}(f_j) = \frac{\sum_{i=1}^m f_j(x_i)}{m}。$$

(2)

如果模型可以获取训练数据中的信息,那么可以假设未知概率分布的期望值与其经验分布的期望值相同,可以表述为:

$$E_p(f_i) = E_{\tilde{P}}(f_j)。$$

(3)

未知概率分布 $P(X)$ 的熵可以定义为:

$$H(P) = - \sum_{x \in X} P(x) \ln P(x)。$$

(4)

MaxEnt 模型认为,应该在所有满足已知约束条件的模型集合中选取熵最大的模型^[15]。MaxEnt 软件利用“最大熵原理”估计物种的分布概率,其分布(吉布斯分布)形式为:

$$P(x) = \frac{\exp \sum_{i=1}^l \lambda_i f_i(x)}{Z}，$$

(5)

式中: l 为环境变量的个数; λ_j 为不同环境变量的权重; $f_j(x)$ 为第 j 个环境变量; Z 为归一化常数。

2.2 构建基于 MaxEnt 的土地利用多分类技术流程

MaxEnt 是一种概率模型,主要可用于解决单分类问题^[7, 10, 17]。当 MaxEnt 应用于遥感影像分类时,研究区的每一个栅格构成了定义 MaxEnt 概率分布的空间,每一个地类的训练数据构成样本点(即每个地类的“存在”数据),分类特征数据主要包括遥感影像的不同波段和时段的数据。本文利用 MaxEnt 解决遥感影像的多分类问题,基于 Phillips 等^[18]用 JAVA 语言编写的可以免费获取的 MaxEnt 软件 (https://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/MaxEnt/)。基本思想是先进行单分类研究,再整合单分类的结果,最终形成土地利用图。其主要技术流程如图 2 所示。

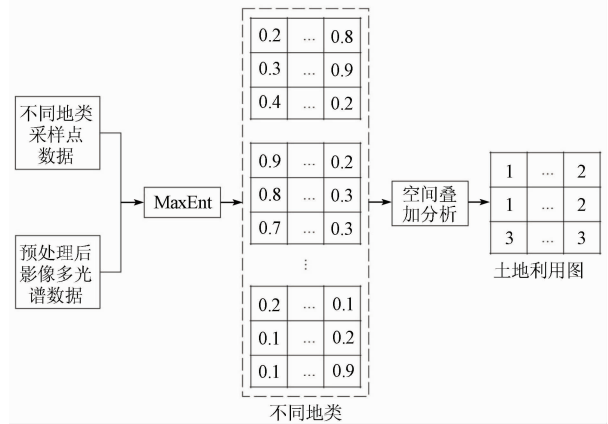


图 2 最大熵模型进行土地利用多分类的技术流程
Fig. 2 Procedure of multi-classification for land use based on maximum entropy model

- 1) 假设研究区共有 n 种土地利用类型 $N_1, N_2, \dots, N_n$, 在 MaxEnt 软件中输入 n 种土地利用类型地面采样点的坐标数据和经过预处理后的遥感影像不同波段数据。
- 2) 运行结束后,输出 n 个概率分布图层,第 i 个

概率分布图层的栅格值代表该栅格属于第 N_i 种土地利用类型的发生概率图。

3) 分别对 n 个概率分布图层(土地利用类型)编号为 $1, 2, \cdots, n$, 对 MaxEnt 软件输出的 n 个概率分布图层进行空间叠加分析, 通过对比 n 个图层同一位置的概率数值, 输出该位置栅格值最大的图层所对应的图层编号。

4) 获得的编号图层即为利用 MaxEnt 分类得到的土地利用图。

2.3 MaxEnt 与传统多分类算法比较

遥感土地利用分类的目的是将影像中的每一个像元根据其在不同波段的光谱特征、空间结构特征以及其他辅助信息, 利用不同的分类算法或数学规则划分到不同的土地利用类别中去^[5, 19]。本研究使用 MaxEnt 和 3 种传统算法进行土地利用分类, 即 RF^[20], MLC^[21-22] 和 SVM^[15, 23-24]。MaxEnt 利用 MaxEnt 3. 4. 1 软件^[18] 和 R 4. 1. 2 软件 (<https://www.r-project.org/>) 实现, RF 和 MLC 通过 RStoolbox 包中的 superClass 函数实现^[25], SVM 通过 ENVI 5.3 软件中内置的 Supervised Classification 模块实现。遥感多分类算法的比较主要包括 4 种算法的预测准确性评估和算法之间一致性评估。

2.3.1 4 种算法预测准确性评估

利用 Python 将通过 Google Earth 高分辨率影像获得的地面采样点数据按照 7: 3 的比例进行随机分割, 其中 70% 的采样点数据用做训练集, 用于训练分类器; 30% 的采样点数据用做测试集, 用于精度评估。利用总体分类精度(overall accuracy, OA)、Kappa 系数、灵敏度指数以及特异度指数作为土地利用分类精度评价指标。

1) 总体分类效果评估。OA 和 Kappa 系数是用来反映分类器的整体表现。OA 描述了遥感影像的分类结果与地面实际的土地利用类型相一致的概率; Kappa 分析是一种用于准确性评估的离散的多元技术, 它考虑了混淆矩阵的所有因素, 克服了其他精度评价指标的缺陷, 因此常作为比较各分类器总体分类表现优劣的指标^[5]。OA 和 Kappa 系数的计算公式分别为:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ii}}{N} \quad , \quad (6)$$

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} x_{+i})} \quad , \quad (7)$$

式中: r 为土地利用类型数; N 为总的用于精度评

估的采样点数量; x_{ii} 为混淆矩阵上第 i 行、第 i 列上的像元数量(即正确分类的像元数量); x_{i+} 和 x_{+i} 为第 i 行和第 i 列上总的像元数量。

2) 分土地要素的评估。灵敏度和特异度是用来反映分类器在不同土地利用类别上的分类表现^[26]。灵敏度和特异度的计算公式分别为:

$$sen = \frac{a}{a + b} \quad , \quad (8)$$

$$spe = \frac{d}{c + d} \quad , \quad (9)$$

式中: sen 为灵敏度; spe 为特异度; a 为实际为某一地类且预测为该地类的像元数量(真阳性); b 为实际为某一地类但预测不为该地类的像元数量(假阴性); c 为实际不为某一地类但预测为该地类的像元数量(假阳性); d 为实际不为某一地类且预测不为该地类的像元数量(真阴性)。

2.3.2 4 种算法之间一致性评估

为了衡量分类图之间的相似性, 本文利用 Kappa 值和混合矩阵进行 4 种分类算法获得的土地利用图之间的一致性评估。Kappa 值的计算与总体分类效果评估中的 Kappa 系数的计算方法相似, 但存在区别。具体计算步骤如下: ①将 4 种分类算法得到的 4 个土地利用的栅格图层分别转换为 4 个向量; ②将这 4 个向量之间两两配对计算混合矩阵; ③通过式(7)计算 Kappa 值。由于有 4 种算法, 按照排列组合的规律, 应该有 6 对组合, 即可获得 6 个 Kappa 值, 以此评估 4 种算法分类结果的一致性。Kappa 统计量是分类变量分类可靠性的统计度量, 它几乎等同于分类可靠性^[27-28]。一致性的评价标准见表 2。

表 2 Kappa 系数评价一致性标准
Tab. 2 Agreement standard of Kappa coefficient evaluation

Kappa	一致性程度
[-1.00, 0)	极差
[0, 0.20)	微弱
[0.20, 0.40)	弱
[0.40, 0.60)	中度
[0.60, 0.80)	高度
[0.80, 1.00]	极强

3 结果与分析

3.1 总体分类结果与评价

使用 MaxEnt, RF, MLC 和 SVM 这 4 种分类算法进行土地利用分类, 分类的结果见图 3。OA 和 Kappa 系数作为总体分类精度评价结果见表 3。结果表

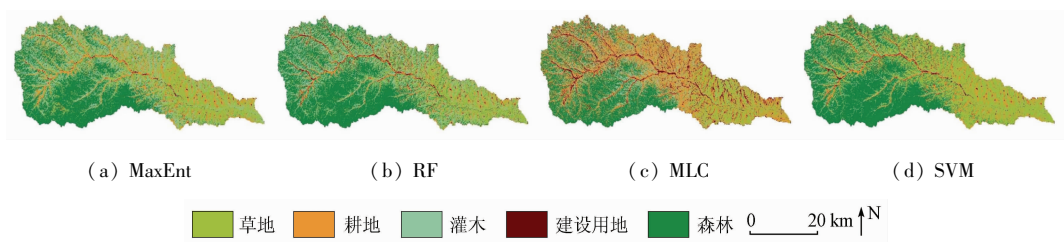


图 3 4 种算法的土地利用分类图

Fig.3 Land use classification maps of four algorithms

明,MLC 的 OA 为 75.76% ,Kappa 系数为 0.69,在 4 种分类算法中表现最差;MaxEnt,RF 和 SVM 这 3 种分类器相较于 MLC,分类精度有显著提升,OA 为 79.71% ~84.06% ,Kappa 系数为 0.76 ~0.80; 其中 MaxEnt 的分类精度最高,OA 达到 84.06% ,Kappa 系数达到 0.80,说明该算法在云岩河流域识别效果较好。

表 3 4 种算法的 OA 和 Kappa 系数

Tab.3 OA and Kappa coefficients of the four algorithms

指标	算法			
	MaxEnt	RF	MLC	SVM
OA/%	84.06	80.88	75.76	79.71
Kappa	0.80	0.76	0.69	0.75

3.2 不同地类分类结果与评价

通过 4 种分类算法对 5 种土地利用类型的灵敏度和特异度(表 4)的研究结果表明,4 种算法均具

有较高的特异度,对 5 种土地利用类型的特异度指数均达到或超过 0.89,说明 4 种算法均具有较低的 I 型错误(即错误被预测为正确)。4 种分类算法在灵敏度上存在一定的差异性,对 5 种土地利用类型的灵敏度指数在 0.15 ~1.0 之间。MaxEnt,RF 以及 SVM 对森林的灵敏度指数均为 1,说明这 3 种算法对森林的识别都较为准确;其次,4 种算法对建设用地的灵敏度指数均大于 0.9,说明 4 种算法对建设用地预测的准确性也较高;MaxEnt 和 SVM 对于草地、耕地的提取表现显著优于其他 2 种算法;4 种分类算法对灌木的提取均不太理想,特别是 SVM 表现最差。总体来说,MaxEnt 相对于其他 3 种算法在各个土地利用类型上没有最差的表现,甚至达到最优的表现。

表 4 4 种算法的分类精度比较

Tab.4 Comparison of classification accuracy of four algorithms

土地利用类型	MaxEnt		RF		MLC		SVM	
	灵敏度	特异度	灵敏度	特异度	灵敏度	特异度	灵敏度	特异度
草地	0.93	0.89	0.79	0.93	0.38	0.96	0.93	0.82
耕地	0.85	0.96	0.69	0.96	0.75	0.91	0.85	0.98
灌木	0.46	0.98	0.62	0.91	0.67	0.89	0.15	0.98
建设用地	0.93	1.00	0.93	1.00	1.00	0.94	1.00	1.00
森林	1.00	0.96	1.00	0.96	0.93	1.00	1.00	0.96

3.3 一致性检验和混合矩阵

4 种分类算法产生的土地利用分类图的一致性 Kappa 检验和混合矩阵结果见图 4,小图中格子数字表示不同模型分类结果的匹配栅格数量(万个,大小为 30 m×30 m);小图上的横坐标(X 轴)名称为

vs 符号前面的模型,纵坐标(Y 轴)名称为 vs 符号后面模型。MaxEnt 与 RF 和 SVM 的 Kappa 系数都超过了 0.6,表明 MaxEnt 与 RF 和 SVM 有较高的一致性,达到了高度一致水平,混合矩阵也表明了这 3 种算法在各个地类上的较高一致性。但 MaxEnt 与

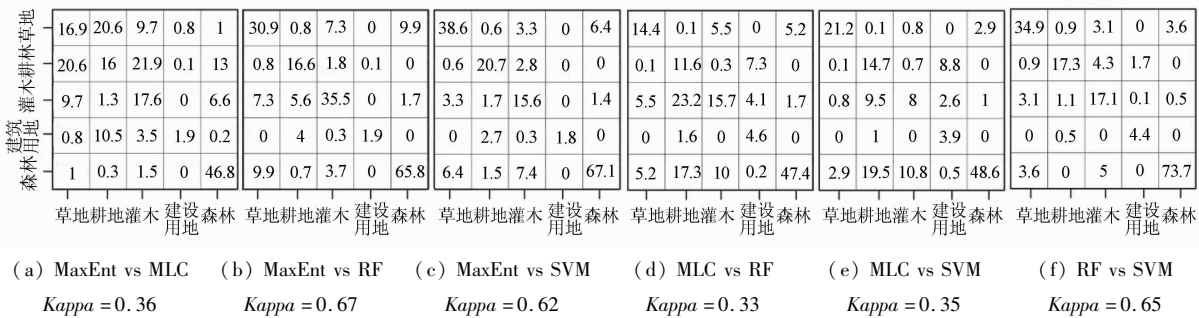


图 4 4 种分类算法分类结果的 Kappa 一致性检验和混合矩阵

Fig.4 Kappa consistency test and confusion matrix of classification results of four classification algorithms

MLC 分类图的 Kappa 值均小于 0.4,表明 MaxEnt 与 MLC 分类结果的一致性较差。与此同时,MLC 与其他 2 种算法分类结果的 Kappa 值也小于 0.4,表明 MLC 与 RF 和 SVM 分类结果的一致性较弱,混合矩阵也表明了 MLC 与其他算法在各个地类上存在较大差异性。

4 讨论

4.1 MaxEnt 多分类方法体系与土地利用制图

本研究建立了利用 MaxEnt 进行遥感土地利用多分类的技术流程,并将此算法应用于云岩河流域的土地利用解译中。通过比较 MaxEnt 与传统多分类算法(RF,MLC 和 SVM)对遥感影像解译的差异,探究 MaxEnt 在遥感土地利用分类应用中的优劣。研究发现:① MaxEnt 总体分类精度最大,达到 84%,Kappa 系数为 0.8;② MaxEnt 在各个地类识别上没有最差的表现,甚至在某些地类上达到了最优的表现;③ MaxEnt 与 RF 和 SVM 的表现一致性较高,这 3 种算法产生的土地利用分类图之间一致性评估 Kappa 值均超过了 0.6。以上研究结果表明,建立的利用 MaxEnt 单分类算法解决遥感多分类问题的技术流程是有效的。就目前研究所知,本文是第一次尝试利用 MaxEnt 来解决遥感多分类问题的。这个工作流的核心是通过比较栅格中各个土地利用类型的发生概率,认为概率发生最大的土地利用类型即为栅格的状态。这种算法的实现不同于单分类研究中依赖阈值的确定方法^[10, 29]。目前单分类遥感解译中最大的不确定性来源之一就是阈值方法的选择^[10],而本文建立的方法体系不需要面临阈值选择的问题,从而能够避免由于阈值选择而带来的不确定性。本文技术流程虽然只是应用在 MaxEnt 中,但同样适用于其他单分类算法,例如 OCSVM、逻辑斯蒂回归模型(logistic regression model,LRM)以及广义线性模型(generalized linear model,GLM)等。

本文不仅为遥感土地利用多分类研究提供了一个新的视角,而且也为云岩河流域土地利用制图提供了最精确的算法工具。以往很多研究,力图从采用更高分辨率影像^[30]、多源数据融合^[11, 31]以及分类算法改进^[22]等多方面提高影像分类精度。而本研究基于 MaxEnt 单分类算法,提出一种新的多分类算法,能从总体分类表现上超过传统算法(RF,MLC 和 SVM)3~8 百分点的准确度,并且在各个地类识别上均表现出最佳或中等以上的分类精度。将 MaxEnt 的分类结果作为云岩河流域最终的土地利用图,每种土地利用类型的面积如图 5 所示。研究

表明,森林是云岩河流域最主要的土地利用类型,主要分布于研究区的西南部;其次分别为灌木、草地和耕地,建设用地区在该区域分布较少。云岩河流域是黄河的一级支流,该地区是黄土高原水土保持治理的关键区域,及时掌握该地区的土地利用类型及其变化对山水林田湖草沙系统治理具有重要意义^[32]。本文利用 MaxEnt 获得云岩河流域的土地利用图,能够为后续该区域的土地资源优化配置、景观格局分析以及土地信息系统的构建等提供一定的数据支撑。

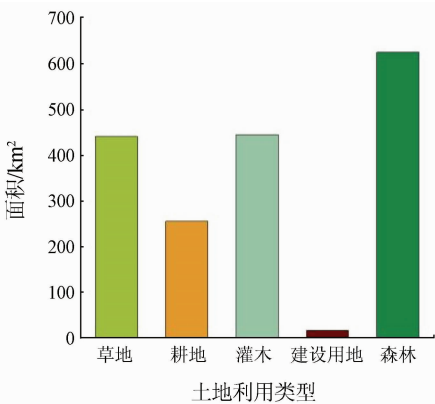


图 5 云岩河流域不同土地利用类型的面积
Fig. 5 Area of different land use types in Yunyan River watershed

4.2 MaxEnt 在遥感土地利用多分类应用中的展望

自从 2006 年以来,MaxEnt 在物种潜在分布研究领域得到了广泛应用^[33-34]。近 10 a 来,MaxEnt 模型才开始逐渐应用于遥感影像的单分类研究^[7]。当主要研究目标为对单个地类进行信息提取时,只需选择目标地类的样本点作为训练数据,此时利用传统的多分类算法进行地类识别时可能会导致效率低下^[10]。在这种情况下,单分类算法可能是一种更为有效的替代方法。在过去利用 MaxEnt 提取单类土地利用类型的研究中,在城市用地提取^[11]、地表水提取^[35]以及植被识别^[36]等方面都获得了较好的识别效果。以上利用 MaxEnt 进行单个地类识别大多是基于 MaxEnt 软件的,然而 MaxEnt 软件最初是由生态学家们用于物种地理分布的生态位模拟而设计开发的^[34],并不是专门用来进行遥感土地利用分类的。因此,有遥感领域学者在 MaxEnt 的参数优化和阈值调整^[10, 29]上做了一些研究,发现通过调整默认参数和更改阈值能够在一定程度上提高遥感解译精度。然而,上述研究也只是针对 MaxEnt 的单分类而言的,关于如何进行内在参数优化配置来改进算法、提高 MaxEnt 的泛化能力^[37],从而获取更优的影像多分类效果仍需要进一步探索。

虽然本研究利用 4 种算法进行土地利用分类

时,MaxEnt 总体分类表现最优,但是其分类全过程用时较长。利用 MaxEnt 进行土地利用分类时,对 MaxEnt 软件输出的 n 个概率分布图层进行空间叠加分析以获取最终的土地利用图时,其运算效率取决于遥感影像的像元数量。当研究区遥感影像的空间分辨率进一步提高或研究范围扩大时,利用此方法进行土地利用分类,运行时长将成倍数增加。因此,提高 MaxEnt 土地利用多分类的运算效率是目前亟须解决的问题。鉴于此,如果在后续的相关研究中将并行计算^[38]纳入到分类过程中,将有利于提高该模型的运算效率。因此,若将优化后的 MaxEnt 集成在遥感影像专业处理软件如 ENVI 或 ERDAS 中,则对于该模型在遥感领域的应用和发展具有非常重要的意义。

5 结 论

1)MaxEnt 比其他 3 种传统算法(RF,MLC 和 SVM)更适合云岩河流域的土地利用分类,总体分类精度达到 84.06%,Kappa 系数为 0.80;利用 MaxEnt 获取云岩河流域的土地利用图,发现森林是该区域最主要的土地利用类型,其次是灌木、草地、耕地和建设用地。

2)4 种不同分类算法对 5 种地类提取的准确性存在显著差异。4 种算法对森林、建设用地的提取都表现较好;MaxEnt 和 SVM 对于草地、耕地的提取表现显著优于其他 2 种算法;但 MaxEnt 对灌木提取的准确性比 SVM 更好。

3)利用 MaxEnt 对多光谱影像进行地物信息提取时,其地物识别精度、稳健性等方面都达到或者超过了其他 3 种传统的分类算法,显示出 MaxEnt 在遥感多分类研究中的巨大潜力。但是其分类过程的时间效率相对较低,加入并行计算能够提高 MaxEnt 的时间效率。

4)利用 MaxEnt 进行遥感多分类的算法仅仅依赖于各个土地利用类型的发生概率,而不依赖阈值的确定方法,从而能够避免由于阈值选择而带来的不确定性。建立的这套技术流程,在其他单分类算法中具有移植性和拓展性。

参考文献(References):

[1] 刘南威,郭有立.综合自然地理学(第2版)[M].北京:科学出版社,2004.
Liu N W,Guo Y L. Synthesize physical geography(2nd edition)[M]. Beijing:Science Press,2004.
[2] 刘彦随.区域土地利用优化配置[M].北京:学苑出版社,

1999.
Liu Y S.Optimal regional allocation of land use[M]. Beijing:Xueyuan Press,1999.
[3] 舒 弥,杜世宏.国土调查遥感 40 年进展与挑战[J].地球信息科学学报,2022,24(4):597-616.
Shu M,Du S H. Forty years' progress and challenges of remote sensing in national land survey[J]. Journal of Geo-Information Science,2022,24(4):597-616.
[4] Xu L,Herold M,Tsendbazar N E,et al. Time series analysis for global land cover change monitoring:A comparison across sensors[J]. Remote Sensing of Environment,2022,271:112905.
[5] 赵英时.遥感应用分析原理与方法[M].北京:科学出版社,2003.
Zhao Y S. Principles and methods of remote sensing for applied anaysis[M]. Beijing:Science Press,2003.
[6] Lu D,Weng Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance[J]. International Journal of Remote Sensing,2007,28(5):823-870.
[7] Li W K,Guo Q H. A maximum entropy approach to one-class classification of remote sensing imagery[J]. International Journal of Remote Sensing,2010,31(7-8):2227-2235.
[8] Shahzad N,Ding X,Abbas S. A comparative assessment of machine learning models for landslide susceptibility mapping in the rugged terrain of northern Pakistan[J]. Applied Sciences,2022,12(5):2280-2302.
[9] Arabameri A,Asadi N O,Saha S,et al. Novel ensemble approaches of machine learning techniques in modeling the gully erosion susceptibility[J]. Remote Sensing,2020,12(11):1890-1918.
[10] Fernández I C,Morales N S. One-class land-cover classification using MaxEnt:The effect of modelling parameterization on classification accuracy[J]. PeerJ,2019,7:e7016.
[11] Lin J Y,Liu X P,Li K,et al. A maximum entropy method to extract urban land by combining MODIS reflectance,MODIS NDVI, and DMSP-OLS data[J]. International Journal of Remote Sensing,2014,35(17-18):6708-6727.
[12] 陈颖彪,郑子豪,吴志峰,等.夜间灯光遥感数据应用综述和展望[J].地理科学进展,2019,38(2):205-223.
Chen Y B,Zheng Z H,Wu Z F,et al. Review and prospect of application of nighttime light remote sensing data[J]. Progress in Geography,2019,38(2):205-223.
[13] 白琪阶,宋志松,王红瑞,等.基于 SWAT 模型定量分析自然因素与人为因素对水文系统的影响——以漳卫南运河流域为例[J].自然资源学报,2018,33(9):1575-1587.
Bai Q J,Song Z S,Wang H R,et al. Quantitative analysis of the impact of natural factors and human factors on hydrological system using the SWAT model:The Zhangweinan canal basin case[J]. Journal of Natural Resources,2018,33(9):1575-1587.
[14] Arnold J G,Williams J R,Maidment D R. Continuous-time water and sediment-routing model for large basins[J]. Journal of Hydraulic Engineering,1995,121(2):171-183.
[15] 李 航.统计学习方法[M].北京:清华大学出版社,2012.

Li H. Statistics learning method [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.

[16] Jaynes E T. Information theory and statistical mechanics [J]. Physical Review, 1957, 106(4): 620–630.

[17] Sanchez – Hernandez C, Boyd D S, Foody G M. One – class classification for mapping a specific land – cover class: SVDD classification of Fenland [J]. IEEE Transactions on Geoeence and Remote Sensing, 2007, 45(4): 1061–1073.

[18] Phillips S J, Dudík M, Schapire R E. Maxent software for modeling species niches and distributions (Version 3. 4. 1) [EB/OL]. [2022 – 08 – 22] http://biodiversityinformatics. amnh. org/open_source/maxent/.

[19] 周珂, 杨永清, 张俨娜, 等. 光学遥感影像土地利用分类方法综述 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21(32): 13603–13613.

Zhou K, Yang Y Q, Zhang Y N, et al. Review of land use classification methods based on optical remote sensing images [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(32): 13603–13613.

[20] Belgiu M, Drăguț L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24–31.

[21] Sisodia P S, Tiwari V, Kumar A. Analysis of supervised maximum likelihood classification for remote sensing image [C]//International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE – 2014). IEEE, 2014: 1–4.

[22] 骆剑承, 王钦敏, 马江洪, 等. 遥感图像最大似然分类方法的 EM 改进算法 [J]. 测绘学报, 2002(3): 234–239.

Luo J C, Wang Q M, Ma J H, et al. The EM – based maximum likelihood classifier for remotely sensed data [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2002(3): 234–239.

[23] Otukey J R, Blaschke T. Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010, 12: S27–S31.

[24] 张睿, 马建文. 支持向量机在遥感数据分类中的应用新进展 [J]. 地球科学进展, 2009, 24(5): 555–562.

Zhang R, Ma J W. State of the art on remotely sensed data classification based on support vector machines [J]. Advances in Earth Science, 2009, 24(5): 555–562.

[25] Thomas N, Hanna M, Tim A, et al. Satellite: Handling and manipulating remote sensing data [EB/OL]. [2021 – 10 – 12] <https://cran. r – project. org/web/packages/satellite/index. html>.

[26] 李国庆, 黄菁华, 刘冠, 等. 基于 Landsat8 卫星影像土地利用景观破碎化研究——以陕西省延安麻塔流域为例 [J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3): 121–128. doi:10. 6046/gtzyyg. 2020. 03. 16.

Li G Q, Huang J H, Liu G, et al. A study of the landscape fragmentations of land cover structure based on Landsat8 remote sensing image: A case study of Mata watershed in Yanan, Shaanxi Province [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(3): 121–128. doi:10. 6046/gtzyyg. 2020. 03. 16.

[27] Artstein R, Poesio M. Inter – coder agreement for computational linguistics [J]. Computational Linguistics, 2008, 34(4): 555–596.

[28] Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales [J]. Educational and psychological measurement, 1960, 20(1): 37–46.

[29] Mack B, Waske B. In – depth comparisons of MaxEnt, biased SVM and one – class SVM for one – class classification of remote sensing data [J]. Remote Sensing Letters, 2017, 8(3): 290–299.

[30] 许泽宇, 沈占锋, 李杨, 等. 增强型 DeepLab 算法和自适应损失函数的高分辨率遥感影像分类 [J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 406–415.

Xu Z Y, Shen Z F, Li Y, et al. Classification of high – resolution remote sensing images based on enhanced Deep Lab algorithm and adaptive loss function [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(2): 406–415.

[31] 吴琳琳, 李晓燕, 毛德华, 等. 基于遥感和多源地理数据的城市土地利用分类 [J]. 自然资源遥感, 2022, 34(1): 127–134. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021061.

Wu L L, Li X Y, Mao D H, et al. Urban land use classification based on remote sensing and multi – source geographic data [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(1): 127–134. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021061.

[32] 王逸男, 孔祥兵, 赵春敬, 等. 2000—2020 年黄土高原植被覆盖度时空格局变化分析 [J]. 水土保持学报, 2022, 36(3): 130–137.

Wang Y N, Kong X B, Zhao C J, et al. Change of vegetation coverage in the Loess Plateau from 2000 to 2020 and its spatiotemporal pattern analysis [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022, 36(3): 130–137.

[33] Li G Q, Huang J H, Guo H, et al. Projecting species loss and turnover under climate change for 111 Chinese tree species [J]. Forest Ecology and Management, 2020, 477: 118488.

[34] Phillips S J, Anderson R P, Schapire R E. Maximum entropy modeling of species geographic distributions [J]. Ecological modelling, 2006, 190(3–4): 231–259.

[35] Li W, Zhang W, Li Z, et al. A new method for surface water extraction using multi – temporal Landsat8 images based on maximum entropy model [J]. European Journal of Remote Sensing, 2022, 55(1): 303–312.

[36] Rapinel S, Hubert – Moy L. One – class classification of natural vegetation using remote sensing: A review [J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1892–1915.

[37] Norallahi M, Kaboli H S. Urban flood hazard mapping using machine learning modelings: GARP, RF, MaxEnt and NB [J]. Natural Hazards, 2021, 106(1): 119–137.

[38] 关雪峰, 曾宇媚. 时空大数据背景下并行数据处理分析挖掘的进展及趋势 [J]. 地理科学进展, 2018, 37(10): 1314–1327.

Guan X F, Zeng Y M. Research progress and trends of parallel processing, analysis, and mining of big spatiotemporal data [J]. Progress in Geography, 2018, 37(10): 1314–1327.

MaxEnt – based multi – class classification of land use in
remote sensing image interpretation

XIONG Dongyang^{1,2,3}, ZHANG Lin^{2,4}, LI Guoqing^{2,4}

(1. *The Research Center of Soil and Water Conservation and Ecological Environment, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Education, Yangling 712100, China*; 2. *Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling 712100, China*; 3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*; 4. *State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Northwest A&F University, Yangling 712100, China*)

Abstract: The one – class classification (OCC) of land use in image interpretation is a hot research topic of remote sensing. Many novel algorithms of OCC were introduced and developed. The maximum entropy model (MaxEnt) – the most promising OCC algorithm as evaluated – is widely used in the OCC study of land use. However, it is unclear about the applicability of these algorithms (including MaxEnt) in multi – class classification (MCC) of land use. Thus, this study established a procedure for MaxEnt – based land – use MCC in remote sensing image interpretation and applied the procedure to the land – use MCC of the Yunyan River basin. The overall classification effect of MaxEnt and the performance of MaxEnt in the prediction of various land were evaluated using overall classification accuracy, Kappa coefficient, sensitivity, and specificity. Moreover, the Kappa coefficient was also used to evaluate the consistency between MaxEnt and random forest (RF), maximum likelihood classification (MLC), and support vector machine (SVM) in the prediction of land use maps. The results are as follows: ① MaxEnt showed the best classification effect, with overall classification accuracy of 84% and a Kappa coefficient of 0.8; ② MaxEnt showed no worst performance in any land type, and even performed the best in some land types; ③ MaxEnt showed high classification consistency with RF and SVM, and the consistency evaluation of the land use maps obtained using the three algorithms yielded Kappa coefficients of greater than 0.6; ④ Compared with the other the three algorithms, MLC yielded a significantly different land use map, with a Kappa coefficient of less than 0.4. This result indicates that MLC is not applicable to the interpretation of land use of the study area. The procedure established in this study only depends on the occurrence probability of land use rather than the threshold selected. As a result, the OCC algorithms represented by MaxEnt have great potential for application to the land – use MCC in remote sensing image interpretation. In addition, the introduction of parallel computing into large – scale land use interpretation will help improve the efficiency of solving MCC problems using MaxEnt.

Keywords: MaxEnt; land use; one – class classification algorithm; multi – class classification algorithm; remote sensing image interpretation; Yunyan River basin

(责任编辑: 张 仙)