

# 基于遥感影像与逻辑回归模型的延河流域 沟壑分布概率预测

范天程, 贾云飞, 李云飞, 赵建林

(长安大学 地质工程与测绘学院, 西安 710054)

**摘要:**为研究黄土高原沟壑地貌空间分布特征,开展了基于遥感影像和机器学习的沟壑地貌提取,研究了延河流域沟壑地貌空间分布及其环境控制因子。以 Google Earth Pro 平台为支撑,在人工提取大量沟壑地貌样本的基础上,基于 Landsat8 OLI 影像波段信息,采用主成分分析前 3 个变量、缨帽变换前 3 个变量、NDVI、高程、坡度和坡向 10 个因子,使用逻辑回归模型预测整个延河流域的沟壑概率分布。结果表明:(1) 在 10 个变量因子中,因子 Brightness 的  $R^2_{McF}$  为 0.158,重要性最大,因子 elevation 的  $R^2_{McF}$  为  $3.6 \times 10^{-5}$ ,重要性最小;(2) 最优逻辑回归模型由组合因子 Brightness、PCA<sub>1</sub>、Greenness、Wetness、PCA<sub>3</sub> 和 slope 确定,其重要性  $R^2_{McF}$  为 0.206;(3) 最优逻辑回归模型的沟壑概率预测精度为 73.72%,ROC 曲线下面积即 AUC 值为 0.80;(4) 延河流域沟壑地貌约占整个延河流域面积的 52.05%。研究表明,延河流域沟壑分布呈现从西北方向到东南方向逐渐集中的特点。

**关键词:**遥感影像; 沟壑分布; 逻辑回归模型; 多因子; 延河流域; 黄土高原

中图分类号:P208

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2022)04-0316-06

## Prediction of Gully Distribution Probability in Yanhe Basin Based on Remote Sensing Image and Logistic Regression Model

FAN Tiancheng, JIA Yunfei, LI Yunfei, ZHAO Jianlin

(School of Geological Engineering and Surveying and Mapping, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** In order to study the spatial distribution characteristics of gully landform on the Loess Plateau, remote sensing images and machine learning were used to extract gully landform, and the spatial distribution and environmental control factors of gully landform in the Yanhe Basin were studied. We estimated the probability of gully distribution based on a large number of gully samples extracted manually from Google Earth Pro platform and the logical regression model. Based on the Landsat8-OLI image, we established 10 environmental and spectrum factors, including the first three variables of principal component analysis, the first three variables of Landsat8-OLI transform, NDVI, elevation, slope as well as aspect, to calibrate the logistic regression method. Then, the model was used to predict the probability distribution of gullies in the entire Yanhe Basin. The results show that: (1) among the 10 variables, the most important factor is brightness with the  $R^2_{McF}$  of 0.158, while elevation has the lowest contribution with the  $R^2_{McF}$  of  $3.6 \times 10^{-5}$ ; (2) the optimal logistic regression model is determined by the combined factors of Brightness, PCA<sub>1</sub>, Greenness, Wetness, PCA<sub>3</sub> and slope, and its overall  $R^2_{McF}$  is 0.206; (3) the accuracy of the optimal logistic regression model is 73.72% and the AUC value of the ROC curve is 0.80, which indicates that the model has relatively higher accuracy to estimate the distribution of gully on the Loess Plateau; (4) the gully landform accounts for 52.05% of the total areas of Yanhe Basin. The study shows that the distribution of gullies in Yanhe Basin gradually concentrates from northwest to southeast.

**Keywords:** remote sensing image; gully distribution; logistic regression model; multiple-factor; Yanhe Basin; Loess Plateau

收稿日期:2021-08-16

修回日期:2021-09-17

资助项目:国家自然科学基金(41907048);中央高校基本科研费专项资金(300102260206)

第一作者:范天程(1997—),男,山西临汾人,硕士研究生,研究方向为生态遥感应用。E-mail:2020226008@chd.edu.cn

通信作者:赵建林(1988—),男,陕西镇巴人,讲师,主要从事土壤侵蚀与区域生态评价研究。E-mail:jianlin.zhao@chd.edu.cn

黄土高原位于我国西北部,覆盖青海、甘肃、宁夏、陕西等省,是我国水土流失最严重的区域之一<sup>[1]</sup>。根据“中国水土流失与生态安全综合科学考察”报告,黄土高原总面积约为 64 万 km<sup>2</sup>,其中土壤侵蚀面积约占 39 万 km<sup>2</sup><sup>[2]</sup>。严重的土壤侵蚀使黄土高原形成了纵横交错的沟壑系统和千沟万壑的地形景观。基于黄土高原 46 个流域的沟壑密度与泥沙贡献研究表明,当沟壑区的沟壑密度大于 30% 时,沟壑区对流域泥沙的贡献率达到了 75% 以上<sup>[3]</sup>。因此,研究沟壑分布对于黄土高原生态系统和经济发展等问题具有重要的意义。

沟壑分布图的绘制是研究区域沟壑分布的主要手段,目前关于沟壑分布图的绘制,主要方法为目视解译法,目视解译法是以影像为数据源,人工识别出沟壑区域。关于航空影像提取沟壑最早是从 20 世纪 40 年代开始,随着科学技术的发展,到了 20 世纪 60 年代,遥感技术已经成为大多数研究人员获取数据信息的途径,因为其可以获取多个时间段的数据,且成本较低,在提取沟壑分布的过程中,遥感技术成为人们的首选<sup>[4]</sup>。但是在大规模的研究范围内,人工提取方法费时又费力,工作效率不高,相比之下,机器学习方法运算速度快,稳定性高,具有明显的优越性。近年来,不少学者采用面向像元的分析方法,基于高分辨率遥感影像在不同领域的大尺度范围内进行研究,比如在国外研究中,Broeckx 等<sup>[5]</sup>基于逻辑回归模型分析了整个非洲区域的滑坡点分布情况;Vanmaercke 等<sup>[6]</sup>基于随机森林模型预测了东非大裂谷北部的沟壑密度。在国内研究中,胡涛等<sup>[7]</sup>基于逻辑回归模型对思南县的滑坡易发性进行研究;陈黔等<sup>[8]</sup>基于分类回归树(CART)模型和支持向量机(SVM)模型估算毛乌素沙地灌木覆盖度,并对比两种方法结果;修晓敏等<sup>[9]</sup>基于分类回归树(CART)模型、支持向量机(SVM)模型和普通最小二乘法(OLS)模型,估算安徽省零散草地生物量,并对比每种方法精度;杨敏等<sup>[10]</sup>基于 Landsat8 OLI 影像建立神经网络模型反演生成了南京市叶面积指数分布图,模型可靠性较高。以往的研究表明机器学习方法在不同领域大范围研究中得到了广泛的应用,同时目前对于沟壑地貌空间分布预测和制图较少,特别是大尺度范围的预测和制图较少。

因此,本文以黄土高原延河流域为研究对象,通过系统样本和高清影像的人工勾绘延河流域沟壑地貌样本,在此基础上以光谱因子和辅助数据为变量因子,采用逻辑回归模型研究延河流域沟壑样本光谱特

征,预测延河流域沟壑的像元概率分布。本研究结果为大尺度预测流域沟壑分布和模拟以及延河流域土壤侵蚀和泥沙治理提供方法和数据基础。

# 1 试验材料与方法

## 1.1 研究区概况

延河流域位于陕北黄土高原中部,地理位置在 36°21′—37°19′N 和 108°38′—110°29′E,流域面积为 7 725 km<sup>2</sup><sup>[11]</sup>,地势西北高,东南低。流域处于东部季风湿润区和内陆干旱区的交叉处,年降水量少,多年平均降水量为 520 mm,降水量主要集中于夏季,冬季有少量降雪<sup>[12]</sup>。该流域是黄土高原水土流失最严重的区域区之一,大部分属于黄土高原丘陵区第二副区,地形破碎<sup>[13]</sup>,沟壑密度为 2.1~4.6 km/km<sup>2</sup><sup>[14]</sup>。延河流域土壤侵蚀程度剧烈,沟壑分布广泛,是研究沟壑分布的较好选择。

## 1.2 沟壑提取和沟壑概率估算

Google Earth Pro 平台拥有丰富的高分辨率遥感影像数据,其中延河流域范围内的遥感影像数据分辨率达到了 0.3 m,能够保证本研究的人工勾绘精度要求。本文基于 Google Earth Pro 平台,采用系统样本法和人工勾绘,建立延河流域沟壑样本库,并把沟壑提取的结果作为研究过程中的实测沟壑概率。如图 1 所示,沟壑样本提取的流程如下:首先,在研究区域内均匀分布 272 个 3 km×3 km 的矢量样本,样本区覆盖整个延河流域;其次,将样本区导入 Google Earth Pro 平台中,采用目视解译的方法勾绘各样本区内的沟沿线:沟沿线的闭合区域即为沟壑地貌。样本区内沟壑地貌以外的区域为非沟壑地貌;最后,将勾绘的沟壑地貌做进一步分析。

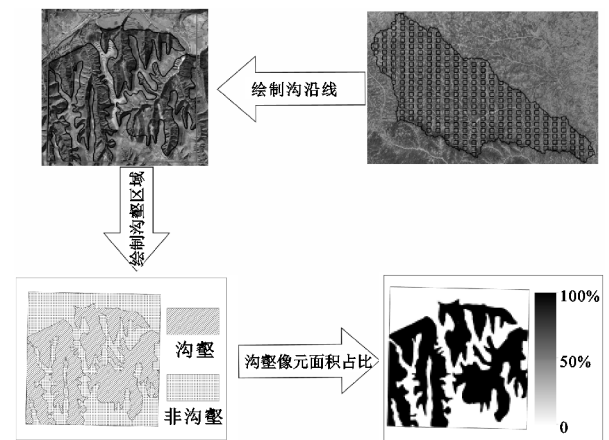


图 1 沟壑提取过程

本文选用的遥感影像的分辨率为 30 m,为研究沟壑地貌的光谱特征,在提取矢量沟壑地貌后,将其

转换为对应的 30 m 分辨率的栅格沟壑概率。转换的方法如下:首先创建与遥感影像数据像元一致的缓冲区,基于缓冲区对沟壑矢量和非沟壑矢量进行分割,使得分割后的每一个区域完全覆盖所对应的像元,然后计算分割后沟壑区域和非沟壑区域内像元对应的矢量面积,再结合像元面积得到每一个像元的沟壑地貌面积占比,该面积比即为该像元的沟壑概率(GP),计算公式如下:

$$GP=\frac{A}{900}$$

(1)

式中:GP 为每个像元值,即像元的沟壑概率;A 为每个像元中人工勾绘的沟壑面积(m<sup>2</sup>)。

1.3 逻辑回归模型

本文选择机器学习中的逻辑回归模型预测某一像元的沟壑概率。逻辑回归模型是研究二分类问题的主要常用模型,该模型描述一组自变量和一个二元因变量之间的关系,它在线性回归的基础上使用了 sigmoid 函数,从而使预测结果位于[0,1]区间,因此可用于表达某一像元的沟壑概率。Logistic 函数可以被描述为:

$$P(y=1)=\frac{1}{1+e^{-(b_0+b_1x_1+b_2x_2+\cdots+b_nx_n)}}$$

(2)

式中: $x_i$ 为自变量; $b_i$ 为回归系数,该方程结果  $P$  为 0~1 的一个数字。在本研究中, $P$  为某一像元的沟壑概率。

1.4 数据来源和变量选择

本文基于 Landsat8 OLI (Operational Land Image,陆地成像仪传感器)影像数据和 DEM(Digital Elevation Model,数字高程模型)数据获取光谱因子和辅助因子,Landsat8 OLI 影像和 DEM 数据都来自地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn>),空间分辨率为 30 m。

考虑到研究区域的大小和影像获取过程中地表植被因素的影响,成像时间选择为 2018 年 10 月 29 日(两景)和 2018 年 12 月 25 日(一景),所选影像研究区域上空无云层遮挡,成像质量良好。Landsat8 OLI 多光谱遥感数据在获取过程中已经经过系统的辐射和几何校正,在此基础上,基于 ENVI 平台对影像进行辐射定标和大气校正;对预处理后的影像进行拼接和匀色处理,获取研究区域的 Landsat8 OLI 多光谱影像。考虑到遥感影像各波段之间的相关性,需要对影像数据降维,去除冗余信息<sup>[15]</sup>。目前常用的方法主要有主成分分析和缨帽分析,如岳程鹏等<sup>[16]</sup>基于 Landsat8 OLI 影像使用主成分分析方法反演了乌梁素海浮游植物生物量;傅姣琪等<sup>[17]</sup>提出了一种基于卫星遥感数据使用缨帽变换提取水边线信息的方法。本文基于预处理后遥感影像,采用主成分分析获得影像 7 个波段(B<sub>1</sub>—B<sub>7</sub>)前三个主成分波段因子,同时采用缨帽分析获得影像前 5 个波段和第 7 波段(B<sub>1</sub>—B<sub>5</sub>,B<sub>7</sub>)中 3 个光谱因子。此外,归一化植被指数 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)能够反映植被覆盖率,且沟壑密度和植被分布存在联系,因此本文选取 NDVI 作为一个变量因子,计算公式如下:

$$NDVI=\frac{NIR-R}{NIR+R}$$

(3)

式中:NIR 为近红外波段反射率; $R$  为红光波段反射率。

对于 DEM 数据,对其进行投影变换后提取本研究所需要的相关地貌因子,主要包括高程、坡度和坡向信息。

最后本文选取主成分变换因子(3 个)和缨帽变换因子(3 个)为光谱因子,植被指数因子(1 个)和地形因子(3 个)为辅助因子,共 10 个变量因子(表 1)建立逻辑回归模型。

表 1 建模因子

信息类别	遥感因子	描述
光谱因子	PCA <sub>1</sub>	主成分分析第一波段,反映各波段的总体特征
	PCA <sub>2</sub>	主成分分析第二波段,反映光谱曲线的斜率变化 <sup>[18]</sup>
	PCA <sub>3</sub>	主成分分析第三波段,主要反映植被信息
	Brightness	缨帽分析第一波段,表示亮度信息,反映了总体的反射值
	Greenness	缨帽分析第二波段,表示绿度信息,反映了绿色生物量的特征
	Wetness	缨帽分析第三波段,表示湿度信息,反映湿度特征
辅助因子	elevation	高程
	slope	坡度
	aspect	坡向
	NDVI	归一化植被指数,与植被覆盖度有关



1.5 逻辑回归模型建立

1.5.1 训练和验证样本建立 本文基于逻辑回归模型预测沟壑分布,建立沟壑与非沟壑的训练样本。通过面积比例确定某一个像元是否为沟壑像元或者非沟壑像元。本研究定义当一个像元的沟壑面积比例大于 0.9 时,定义为沟壑像元,赋值为 1;当像元沟壑面积比例小于 0.1 时,定义为非沟壑像元,赋值为 0,剩下的混合像元则舍弃。再从赋值后的数据集中分别筛选出 10 000 个数据组成新的数据集,作为建立逻辑回归模型的数据源。

1.5.2 控制变量选取与模型建立 本文共建立了 10 个沟壑概率预测控制因子,基于单因子和多因子蒙特卡洛分析建立最优的逻辑回归预测模型,具体步骤如下:

首先,基于单因子分析,分析 Wald 检验在  $p < 0.05$ 显著性水平下各单个变量因子在逻辑回归模型中的显著性。

其次,基于筛选的显著性变量因子,依次建立逻辑回归模型,选取 Mc Fadden 的伪  $r^2 (R^2_{McF})$  评价模型预测精度。

然后,根据单变量模型精度大小,采用因子依次叠加组合建立多元逻辑回归模型,并计算每个组合的  $R^2_{McF}$ ,当增加因子后预测模型的  $R^2_{McF}$  不再增加时,该因子组合即为本研究的最佳沟壑预测模型。

在上述过程中,从 1.5.1 节获取的数据集中随机选择 2/3 的沟壑样本建立模型,同时为了降低模型的偶然性,对于每一次变量的选择,建立 101 次模型,在多次的迭代中,同一组变量因子的  $R^2_{McF}$  大小没有发生显著变化。最后选择剩余 1/3 验证样本进行二分类结果验证。

1.5.3 模型评估 基于上述确定的最优因子组合和 1.5.1 所获取的 2/3 训练样本建立最终的预测模型,对剩余的 1/3 验证样本进行二分类验证。选取 ROC 曲线下面积 AUC 作为模型验证指标,ROC 曲线是衡量分类精度的常用指标,以非沟壑像元被预测为沟壑像元的比例(假阳性率,FPR)为横轴,以沟壑像元被预测为沟壑像元的比例(真阳性率,TPR)为纵轴绘制曲线。

2 结果与分析

2.1 逻辑回归模型建立

本文使用 1.5 节所描述的流程建立最优逻辑回归模型,其中各单变量因子显著性(Wald 检验)和重要性  $R^2_{McF}$  统计量见表 2。与此同时,基于蒙特卡洛模

拟建立的多元逻辑回归模型表明,在所有变量因子中,因子 Brightness 的重要性( $R^2_{McF}$  为 0.158)最大,其次依次是  $PCA_1$ , Greenness, Wetness,  $PCA_2$ ,  $PCA_3$ , slope, NDVI, aspect 和 elevation。由于因子  $PCA_2$  和 NDVI 在单因子分析中不具有显著性( $p > 0.05$ ),因此在后续建模过程中将其剔除。使用剩余因子建立最优逻辑回归模型(图 2)表明,随着变量因子的增加,  $R^2_{McF}$  系数呈现先增加后保持不变的趋势,从单变量因子 Brightness ( $R^2_{McF}$  为 0.158)到组合因子 Brightness,  $PCA_1$ , Greenness, Wetness,  $PCA_3$  和 slope ( $R^2_{McF}$  为 0.206)一直呈现增加的状态,当加入因子 aspect 和 elevation 时,其重要性  $R^2_{McF}$  不再发生变化,拐点出现在变量 Brightness,  $PCA_1$ , Greenness, Wetness,  $PCA_3$  和 slope 的组合模型,因此本文选择该组合变量建立最终的最优沟壑预测模型,公式如下:

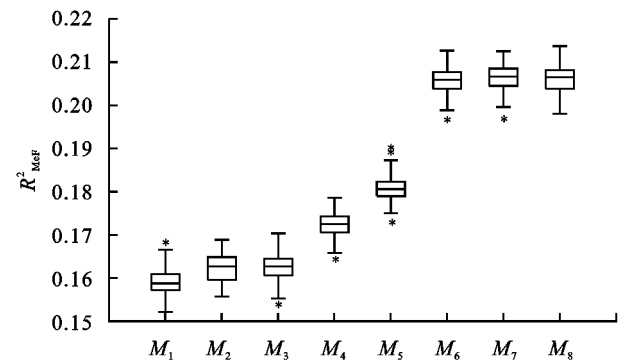
$$P(y=1)=\frac{1}{1+e^{-(5.602-0.035B+0.015G+0.012W+0.049S+0.043PCA_1-0.003PCA_3)}}$$

(4)

式中:  $B$  为 Brightness;  $G$  为 Greenness;  $W$  为 Wetness;  $S$  为 Slope。

表 2 变量因子统计

遥感因子	$R^2_{McF}$	Wald 检验统计量
Brightness	0.158	<0.001
$PCA_1$	0.147	<0.001
Greenness	0.136	<0.001
Wetness	0.131	<0.001
$PCA_2$	0.077	0.135
$PCA_3$	0.049	<0.001
slope	0.048	<0.001
NDVI	0.006	0.710
aspect	0.001	<0.001
elevation	$3.6 \times 10^{-5}$	<0.001



注:  $M_1$  为 Brightness;  $M_2$  为  $M_1 + PCA_1$ ;  $M_3$  为  $M_2 + Greenness$ ;  $M_4$  为  $M_3 + Wetness$ ;  $M_5$  为  $M_4 + PCA_3$ ;  $M_6$  为  $M_5 + slope$ ;  $M_7$  为  $M_6 + aspect$ ;  $M_8$  为  $M_7 + elevation$ 。

图 2 变量因子  $R^2_{McF}$  箱线图

基于上述建立的最优逻辑回归模型,本文使用所

建立模型对验证样本的 1/3 沟壑数据进行预测,其精度为 73.72%。根据验证样本的预测结果检验逻辑回归模型,其 ROC 曲线下面积 AUC 为 0.80(图 3),表明模型预测结果准确度较高<sup>[19]</sup>。

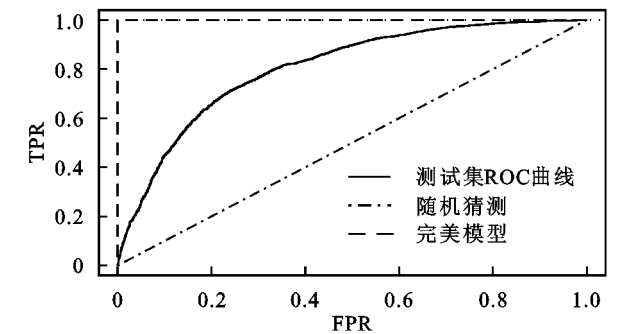


图 3 验证样本 ROC 曲线

## 2.2 延河流域沟壑密度预测及其分布

本文基于最优逻辑回归模型(公式 4)预测延河流域沟壑分布概率,结果见图 4。整个延河流域中,像元沟壑概率最大值为 98.28%,最小值为 0.57%,均值为 52.05%,若将像元沟壑概率假设为真实的像元沟壑地貌面积占比,则基于本模型预估的延河流域沟壑地貌面积占比为 52.05%。将沟壑概率分布图(图 4)以 10% 的间隔进行分级评定,得到延河流域沟壑概率分级图(图 5),结合图 5 和表 3,在整个延河流域内,沟壑概率在 0~50% 的区域(约占整个流域面积的 44.95%)相对集中在西北地区,沟壑概率在 80%~100% 的区域(约占 16.11%)则集中分布在中部和东南部,而沟壑概率在 50%~80% 的区域(约占 38.94%)则是均匀分布在整个延河流域。整体来看,从西北方向到东南方向,沟壑分布呈现越来越集中的特点。

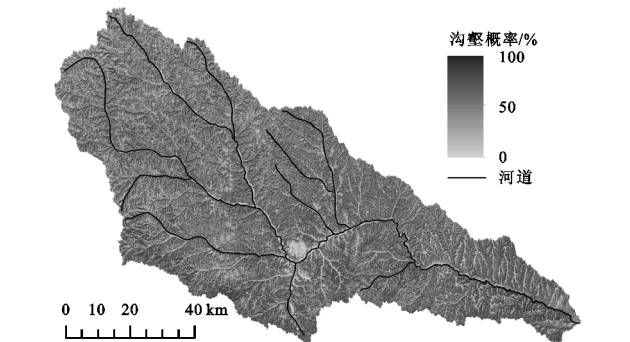


图 4 延河流域沟壑概率预测

## 3 讨论

沟壑地貌作为黄土高原地区重要的地貌之一,是土壤侵蚀最严重的区域,也是黄河流域泥沙主要来源。因此开展沟壑地貌分布的研究对于黄土高原地区土壤侵蚀治理和泥沙输移控制具有重要意义。本

文研究基于遥感影像和逻辑回归模型,以延河流域为研究对象,对大尺度区域像元单位沟壑地貌概率分布进行预测和建模。基于本研究结果估算延河流域沟壑地貌约占整个流域面积的 52.05%,且延河流域的沟壑分布呈现出从西北方向到东南方向逐渐集中分布的特点,沟壑密度从西北向东南方向逐渐增大,这与前人研究结果一致<sup>[20]</sup>。因此,采用本文相关方法能够在在大尺度区域对沟壑地貌的空间分布进行预测。

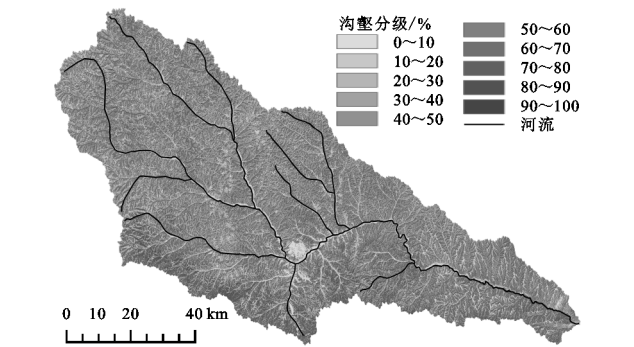


图 5 延河流域沟壑预测概率分级

表 3 沟壑分级面积占比

沟壑概率等级/%	像元占比/%	面积/km <sup>2</sup>
0~10	6.14	472.51
10~20	7.61	585.31
20~30	9.09	699.53
30~40	10.51	808.49
40~50	11.60	892.20
50~60	12.36	951.70
60~70	13.02	1001.47
70~80	13.56	1042.97
80~90	12.87	989.99
90~100	3.24	249.51

但在本文研究中,也有一定的局限性,首先是人工提取的矢量沟壑,沟壑和非沟壑区域的界定并不明显,因此沟壑提取过程中主观性较强,提取过程中存在一定误差;其次是遥感影像的选取,本文选取的遥感影像分辨率为 30 m,属于中高分辨率,但随着科学技术的发展和影像获取手段的进步,高分影像的获取逐渐平民化。因此在未来的研究中,可以对上面提到的两点不足加以改进,选取更高精度的遥感影像进行分析,并把这种方法运用到更大的研究区域中。

由于本文所建立模型的精度较高,本文所预测的延河流域沟壑概率图和概率分级图可以为相关部门改善延河流域环境和修复延河流域生态提供重要沟壑分布数据,从而有针对性的提出合理的治理措施;同时也可以为相关学者研究延河泥沙变化和沟壑之间的联系提供一定基础数据。

# 4 结 论

(1) 在选取的单变量因子中,因子 Brightness 的重要性最大, $R^2_{McF}$  为 0.158;因子 elevation 重要性最小, $R^2_{McF}$  为  $3.6\times 10^{-5}$ 。

(2) 在选取的组合变量中,因子 Brightness,  $PCA_1$ , Greenness, Wetness,  $PCA_3$  和 slope 组合确定的逻辑回归模型最优,重要性  $R^2_{McF}$  为 0.206。

(3) 对最优逻辑回归模型进行评估,得到验证样本预测精度为 73.72%,ROC 曲线与坐标轴围成的面积即 AUC 值为 0.80,模型准确度较高。

(4) 在延河流域,沟壑概率小于 50%的区域集中分布在西北方向,而沟壑概率大于 80%的区域则集中分布在中部和东南部,总体呈现从西北到东南方向沟壑概率逐渐增加的趋势,且沟壑地貌约占延河流域总面积的 52.05%。

参考文献:

[1] 姚文艺,肖培青.黄土高原土壤侵蚀规律研究方向与途径[J].水利水电科技进展,2012,32(2):73-78.

[2] 高海东,李占斌,李鹏,等.基于土壤侵蚀控制度的黄土高原水土流失治理潜力研究[J].地理学报,2015,70(9):1503-1515.

[3] Zhao J, Vanmaercke M, Chen L, et al. Vegetation cover and topography rather than human disturbance control gully density and sediment production on the Chinese Loess Plateau[J]. Geomorphology,2016,274:92-105.

[4] 王庆,李智广,高云飞,等.基于 DEM 及高分辨率遥感影像的西北黄土高原区侵蚀沟道普查[J].中国水土保持,2013(10):61-64.

[5] Broeckx J, Vanmaercke M, Duchateau R, et al. A data-based landslide susceptibility map of Africa [J]. Earth-Science Reviews, 2018,185:102-121.

[6] Vanmaercke M, Chen Y, Haregeweyn N, et al. Predicting gully densities at sub-continental scales: A case study for the Horn of Africa[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2020,45(15):3763-3779.

[7] 胡涛,樊鑫,王硕,等.基于逻辑回归模型和 3S 技术的思南县滑坡易发性评价[J].地质科技通报,2020,39(2):113-121.

[8] 陈黔,李晓松,修晓敏,等.基于 Google Earth Engine 与机器学习的大尺度 30 m 分辨率沙地灌木覆盖度估算[J].生态学报,2019,39(11):4056-4069.

[9] 修晓敏,周淑芳,陈黔,等.基于 Google Earth Engine 与机器学习的省级尺度零散分布草地生物量估算[J].测绘通报,2019(3):46-52.

[10] 杨敏,林杰,顾哲衍,等.基于 Landsat 8 OLI 多光谱影像数据和 BP 神经网络的叶面积指数反演[J].中国水土保持科学,2015,13(4):86-93.

[11] 刘婷,周自翔,朱青,等.延河流域生态系统土壤保持服务时空变化[J].水土保持研究,2021,28(1):93-100.

[12] 朱青,周自翔,刘婷,等.黄土高原植被恢复与生态系统土壤保持服务价值增益研究:以延河流域为例[J].生态学报,2021,41(7):2557-2570.

[13] 夏岩,张姝琪,高文冰,等.黄土高原变绿对黄河中游延河流域径流演变的影响估算[J].地球科学与环境学报,2020,42(6):849-860.

[14] 苗连朋,温仲明,张莉.植被变化与水沙响应关系研究:以延河流域为例[J].干旱区资源与环境,2015,29(5):75-81.

[15] 邱新彩,郑冬梅,王海宾,等.结合地统计学与 Landsat 8 影像的乔木林地上碳储量估算[J].中南林业科技大学学报,2020,40(11):138-146.

[16] 岳程鹏,李兴,包龙山,等.基于 Landsat 8 OLI 遥感数据反演乌梁素海浮游植物生物量[J].灌溉排水学报,2020,39(8):122-128.

[17] 傅姣琪,陈超,郭碧云.缨帽变换的遥感图像水边线信息提取方法[J].测绘科学,2019,44(5):177-183.

[18] 陈晔,何政伟,邓辉,等.利用 ASTER 影像识别和提取矿化蚀变信息[J].桂林理工大学学报,2014,34(1):51-57.

[19] Pontius R G, Schneider L C. Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA [J]. Agriculture, Ecosystems and Environment, 2001,85:239-248.

[20] 丁琳,刘辉.延河流域沟壑密度统计学特征及影响因素分析[J].安徽农学通报,2016,22(14):108-110,116.