

引用格式: 杨定, 杨振山. 高寒地区生态贫困评价及影响因素分析[J]. 资源科学, 2021, 43(2): 293-303. [Yang D, Yang Z S. Ecological poverty and its influencing factors in an alpine area: Case study of the Selinco area[J]. Resources Science, 2021, 43(2): 293-303.] DOI: 10.18402/resci.2021.02.08

# 高寒地区生态贫困评价及影响因素分析 ——以色林错地区为例

杨 定<sup>1,2,3</sup>, 杨振山<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. 中国科学院区域可持续发展分析与模拟实验室, 北京 100101; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 生态贫困研究对于理解生态环境恶劣地区生态环境与贫困作用机制、支撑巩固减贫成果的政策制定具有重要意义, 然而对高寒地区的生态贫困评价和影响因素探索较少。本文以藏北深度贫困区色林错地区为例, 构建生态贫困评价体系, 将BP神经网络模型和DEMATEL方法相结合, 对该地区生态贫困水平及其影响因素进行分析。研究表明: ①色林错地区各乡镇生态贫困指数平均值为2.97, 多数乡镇生态贫困等级集中在三级(最贫困为五级), 且生态贫困等级较高的乡镇处于地理环境恶劣的山区, 生态贫困等级较低的乡镇处于湖盆附近自然条件较好的区域; ②各因素对生态贫困的影响方向存在差异, 地面坡度、地形起伏度、平均气温与平均海拔对生态贫困有正向作用, 河网密度、平均降水、土壤质地结构与植被指数对生态贫困有负向作用; 应引导居民尽量减少在生态系统抗干扰能力弱的区域活动, 加强优良草场和水源地保护, 发展现代畜牧业和旅游服务业等特色产业, 推动社区发展以降低生计脆弱性; ③平均海拔、地形起伏度和地面坡度是影响生态贫困的关键因素, 并与平均气温和降水等因素相关联; 应以海拔、地形等为主要考虑因素, 优化居民点布局, 积极应对生态贫困。研究结果不仅可为从生态环境角度出发制定长期有效的减贫策略提供参考, 还可为其他地区生态贫困监测提供借鉴。

**关键词:** 生态贫困; BP神经网络; 影响因素; MIV值; DEMATEL方法; 高寒地区; 色林错地区

DOI: 10.18402/resci.2021.02.08

## 1 引言

生态贫困是地区资源环境要素耦合失调导致居民基本生产生活条件被剥夺而形成的特殊贫困类型<sup>[1-3]</sup>。生态贫困反映了区域生态环境和资源禀赋的情况<sup>[1,4]</sup>。资源环境的优劣状况直接影响个人和社会的发展, 因而在资源环境要素长期作用下, 生态环境恶劣地区极易形成生态贫困与经济贫困、社会贫困等叠加的多重贫困<sup>[1,2,5]</sup>。随着脱贫攻坚战获得全面胜利, 中国进入相对贫困时期, 持续巩固脱贫攻坚成果推动相对贫困地区高质量发展成为重要任务。而资源环境条件较差的地区, 自然资本匮乏, 对巩固扶贫成果提出了更高的要求。因而,

生态贫困研究有助于理解贫困与资源环境要素的关系以及空间贫困陷阱的形成机制, 对巩固减贫成果与可持续发展具有实践指导意义。

20世纪50年代以来, 国内外学者对与资源环境有关的贫困问题开展了研究。研究重点由贫困与地理位置关系<sup>[6-8]</sup>、贫困与生态环境复杂关系<sup>[9-11]</sup>, 逐渐扩展到生态扶贫<sup>[12]</sup>、生态贫困的内涵界定<sup>[11,13,14]</sup>、生态贫困影响因素及形成机制<sup>[15,16]</sup>、生态贫困评价<sup>[15-18]</sup>等问题上。由此来看, 学界对生态贫困的研究正不断深化和走向定量化, 但在生态贫困内涵、界定、成因方面还存在较多争议。在生态贫困评价方面, 因资源环境要素间往往存在相互影响、相互作用的非

收稿日期: 2020-01-12; 修订日期: 2020-07-31

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项(A类)(XDA20020302); 中国科学院青年创新促进研究会优秀会员项目(Y201815)。

作者简介: 杨定, 男, 陕西商洛人, 硕士研究生, 研究方向为城市与区域可持续发展。E-mail: yangding18@126.com

通讯作者: 杨振山, 男, 新疆博乐人, 博士, 研究员, 研究方向为城市和区域规划。E-mail: yangzs@igsnnr.ac.cn

线性复杂关系<sup>[19]</sup>,传统评价模型在设置权重和加权时,较难刻画这种复杂关系,且简单的加权忽略了各指标间的不可完全替代关系<sup>[20]</sup>。在构建生态贫困评价指标体系时,往往根据自身对生态贫困的界定或要达到的减贫目标进行设计<sup>[21]</sup>,加之数据可得性的限制,学者们在多方面权衡和取舍后构建的评价体系很难做到真正的系统和规范。评价方法包括定性描述分析<sup>[22]</sup>、资源环境与贫困耦合分析<sup>[23-26]</sup>、主成分分析法和层次分析法<sup>[18,27]</sup>、神经网络模拟分析<sup>[28-30]</sup>等。其中,神经网络较好地刻画了资源环境要素间的非线性复杂关系。然而,现有研究中设置生态贫困评价等级时往往以资源环境要素与经济指标的相关性为依据<sup>[28,30]</sup>。生态贫困是对资源环境状况的综合反映,以经济指标为设定标准在揭示生态贫困发生机制方面难免有失偏颇。在研究区域方面,国内研究集中在西北地区<sup>[24-26,31]</sup>、全国尺度<sup>[1,32]</sup>,而对贫困程度较深的青藏高原高寒地区分析较少。

生态贫困评价及其影响因素研究是理解生态贫困形成机制和指导减贫的重要依据。面向国家推动相对贫困地区高质量发展和生态文明建设的现实需要,为拓展生态贫困研究,资源环境条件较差、贫困问题突出和全球气候变化敏感的青藏高原地区值得深入探索。本文基于生态贫困的内涵,以藏北色林错地区为例,运用BP神经网络构建生态贫困评价模型,测算生态贫困指数,并运用平均影响值(Mean Impact Value, MIV)、决策试验和评价实验室(Decision Making Trial and Evaluation Laboratory, DEMATEL)对生态贫困各影响因素的作用程度、影响因素间的交互作用进行分析,以期为高寒地区生态贫困监测和减贫策略制定提供参考。

## 2 文献综述

生态贫困是区域资源环境要素耦合失调的结果,表达了贫困地区在资源禀赋、生态环境方面的先天性劣势。资源环境条件与贫困发生率存在着关联,资源环境条件的变化关系着贫困发生的可能<sup>[32]</sup>,资源环境要素影响着贫困的空间分布<sup>[33]</sup>。

资源环境要素对贫困发生的影响是人与自然、自然与社会相互作用的动态过程,呈现出系统影响整体性,路径方向多样性和作用机制复杂性特征<sup>[34]</sup>,这种动态过程导致“空间贫困陷阱”形成<sup>[35]</sup>。各要素在贫困发生中存在地域性和作用方式差异性特点<sup>[36]</sup>。

周蕾等<sup>[37]</sup>研究发现,复杂的地形条件对贫困县的空间分布具有相当强度的正向驱动作用。杜国明等<sup>[38]</sup>研究黑龙江贫困空间格局及其影响因素发现,气候和地貌等资源环境条件对贫困发生具有间接性与长期性的影响。唐梦莹<sup>[39]</sup>认为海拔与贫困有一定的相关性,随着海拔的升高,贫困程度加深。此外,灾害与贫困具有重合性和一致性,灾害、脆弱性、贫困等要素间具有相对的继替性和循环性,脆弱性越大的地区越贫困<sup>[40]</sup>。旱灾、风灾和冷冻灾等区域自然灾害,一方面,导致居民用于抵御灾害的家庭支出增加,而用于再生产和自身发展的支出减少;另一方面,促使居民不得不缩小生产规模,导致居民收入增长缓慢,从而更容易使居民陷入贫困状态或加深贫困<sup>[41]</sup>。对于小尺度区域,自然灾害因素数据较难获取,因而本文对自然灾害不作考虑。

生态贫困评价及其影响因素识别和评估是减贫的基础。现有研究中较多的是对资源环境与贫困耦合关系的定性解释和描述,以定量、客观的评价模型综合评价生态贫困水平的研究较少<sup>[18]</sup>。生态贫困的致贫因子间往往存在相互影响、相互作用的复杂动态关系<sup>[19,42]</sup>,因而如何客观刻画这种复杂关系,并定量评价生态贫困水平成为关键问题。在多维贫困评价和资源环境致贫效应研究中,部分学者通过设计生态贫困维度尝试定量评价生态贫困,如王艳慧等<sup>[18]</sup>根据各贫困县的资源环境条件运用层次分析法和熵值法得到的权重的最优组合,加权计算自然致贫指数,表示其可能的贫困程度;张芷蓓<sup>[27]</sup>与Zhang等<sup>[43]</sup>通过主成分分析方法提取自然要素主成分,进行生态贫困评价。从这些研究来看,权重确定是关键,简单加权综合评价结果易受主观因素影响。许月卿等<sup>[17]</sup>、李双成等<sup>[29]</sup>将神经网络引入生态贫困评价中,建立资源环境要素与生态贫困等级间的联系,较好描述了资源环境要素间的复杂关系,但以人均生产总值、人均农业产值等经济指标与资源环境要素间的相关关系为依据设置贫困等级<sup>[44]</sup>,未能直接揭示生态贫困与资源环境要素间的关联。

人工神经网络为生态贫困研究提供了新的技术与方法。人工神经网络是大量简单神经元连接而成的非线性复杂网络系统,在模式识别<sup>[45,46]</sup>、土地分类<sup>[47,48]</sup>、预测与模拟<sup>[49-51]</sup>等方面得到了广泛的应用,并逐渐扩展到生态适宜性<sup>[52]</sup>、城市可持续发展<sup>[53]</sup>、

贫困特征分析<sup>[28-30]</sup>等领域。BP神经网络作为应用最广泛的人工神经网络之一,在复杂逻辑操作和非线性关系实现方面具有突出优势,与传统统计模型相比具有较强的容错性、自适应性和鲁棒性。

3 研究区与研究方法

3.1 研究区概况

色林错地区属藏北地区,地处青藏高原腹地,包括尼玛、班戈、申扎3县(图1)。面积约3万 km<sup>2</sup>,包括30个乡镇8.8万人。地貌以中高山为主,平均海拔4984 m;气候属高原亚寒带半干旱季风气候,植被主要有高寒草原草地、高寒草甸草地、高寒荒漠草地。该地区是中国深度贫困区之一,2016年贫困发生率为31%;也是重要的高寒牧区和生态脆弱区。脆弱的生态环境限制了当地居民的生活生产活动,居民处于深度贫困状态。而长期贫困促使居民扩大放牧,导致生态环境恶化,进一步限制畜牧业的发展和加深贫困,最终形成恶性循环。

3.2 研究数据

研究数据包括30 m分辨率DEM数据、2011—

2016年MODIS NDVI 250 m分辨率栅格数据、2011—2016年色林错地区降水、气温、土壤质地结构栅格数据以及各乡镇河网密度、乡镇边界数据、2016年各乡镇贫困人口数据。其中,30 m分辨率DEM数据、MODIS NDVI 250 m分辨率栅格数据来源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>),降水、气温、土壤质地结构栅格数据以及河网密度、乡镇边界数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn/>),贫困人口数据来源于各县扶贫办。运用ArcGIS10.4软件从DEM数据中提取海拔、地形起伏度、坡度,用于表征地形因子;提取和计算各乡镇多年平均降水量和平均气温,用于表征气候状况;提取和计算各乡镇多年平均植被指数,用于表征地表植被状况;计算研究区土壤中黏土和沙土含量百分比的比值并进行提取,用于表征土壤质地结构。计算各乡镇内河流总长度与其面积的比值,用于表征各乡镇的水文状况。各乡镇数据统计特征值见表1。

3.3 模型构建

3.3.1 生态贫困评价指标体系构建

根据数据可得性和生态贫困内涵,参考既有研究<sup>[16,18,54]</sup>以及《中国农村扶贫开发纲要(2011—2020年)》<sup>[55]</sup>构建指标,并以贫困发生率与资源环境要素间的相关性为依据,筛选出平均海拔、地形起伏度、地面坡度、平均气温、平均降水、植被指数、土壤质地结构、河网密度等关键因子构建生态贫困评价指标体系。平均海拔、地形起伏度、地面坡度与贫困发生率成正相关关系,平均气温、平均降水、植被指数、土壤质地结构、河网密度与贫困发生率成负相关关系。通过相关性分析,一方面,检验所选指标与贫困间的相关性,保证指标选取的合理性;另一方面,为生态贫困BP神经网络模型提供评价等级设置的依据。

3.3.2 生态贫困评价等级构建

生态贫困评价等级与范式目前没有通用的标

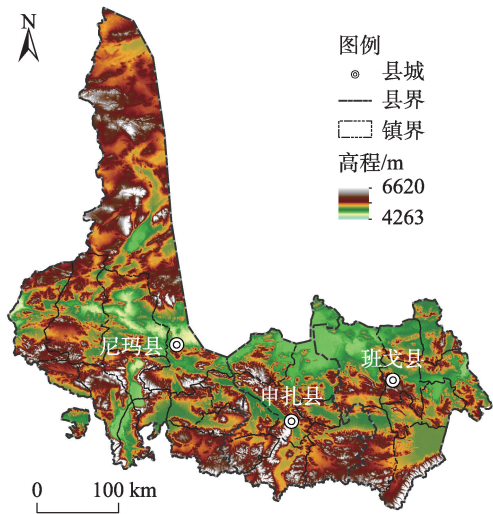


图1 研究区概况  
Figure 1 The study area

表1 变量描述性统计

Table 1 Descriptive statistics of the variables

	平均海拔/m	地形起伏度/m	地面坡度/°	平均降水量/mm	平均气温/℃	植被指数	土壤质地结构	河网密度/(km/km <sup>2</sup> )	贫困发生率/%
平均值	4934	27.11	9.87	136.50	-0.36	0.11	0.32	0.09	31
最大值	5187	37.68	13.36	208.12	6.71	0.14	0.46	0.32	40
最小值	4731	17.45	6.51	74.19	-8.97	0.08	0.24	0.02	23



准,本文参考现有研究中线性设定贫困等级的方法<sup>[28,30]</sup>,根据各资源环境要素与贫困发生率间的相关性、各资源环境要素指标值的范围,来构建色林错地区生态贫困评价等级。将生态贫困等级分为5级:1表示生态贫困水平低,2表示生态贫困水平较低,3表示生态贫困水平中等,4表示生态贫困水平较高,5表示生态贫困水平高,评价等级如表2所示。

为了提高生态贫困模型的精确度,对评价等级数据进行等距内插以扩大样本量;并在训练数据输入神经网络前进行归一化处理,即每一指标数据除以各指标中的最大值,最终获得BP神经网络模型的训练数据。

### 3.3.3 生态贫困评价模型构建

本文运用Python语言实现BP神经网络,构建资源环境要素和生态贫困等级间复杂的内在对应联系。训练数据中资源环境要素指标作为神经网络输入数据,生态贫困等级数据作为神经网络输出数据,反复训练生成生态贫困模型。最后将各乡镇的资源环境要素指标数据输入模型,获得生态贫困指数。

若有  $n$  个输入神经元,  $m$  个输出神经元和  $p$  个隐藏层神经元的BP神经网络,隐藏层和输出层神经元的输出分别为:

$$x_j = \sigma \left( \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + b_j \right), j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

$$y_k = \sum_{j=1}^p x_j w_{jk}, k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中:  $w_{ij}$ 、 $w_{jk}$  分别为输入层与隐藏层神经元间权重矩阵  $W = (w_{ij})_{n \times p}$ 、隐藏层与输出层神经元间权重矩阵  $w = (w_{jk})_{p \times m}$  的元素;  $b_j$  为偏置值;  $\sigma$  为激励函数,本文采用对数 sigmoid 函数  $\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$  作为

激励函数;  $x_i$ 、 $x_j$ 、 $y_k$  分别为输入层神经元标准化后的输入值、隐藏层神经元的输出值、输出层神经元的输出值。

本文采用三层神经网络进行生态贫困评价。在不限隐藏层节点数的情况下,只有一个隐藏层的三层BP神经网络可以实现任意函数的逼近<sup>[56]</sup>。隐藏层神经元个数由公式  $p = \sqrt{n+m} + a$  确定( $a$  为1~10之间的常数)。神经网络中输入层节点数由生态贫困评价指标体系的指标个数确定,即输入层节点为8个;神经网络输出为生态贫困指数(EPI),即输出节点数为1个。运用收敛速度确定神经网络隐藏层神经元个数,经反复实验确定本文中隐藏层节点数为5个。最终确定拓扑结构为8×5×1的训练网络(图2)。生态贫困BP神经网络模型的学习率为0.05,最大训练次数为10000次,矫正率为0.01,作为训练终止的条件,并运用均方误差MSE(Mean-Square Error)性能函数判定模型的有效性。

MIV值是用于确定神经网络中输入神经元对输出神经元影响大小的重要指标之一,其符号代表相关的方向,绝对值大小代表对结果的影响程度。参考既有研究<sup>[57]</sup>,将训练数据中每一自变量在其原值的基础上分别加(减)10%,输入BP神经网络计算各参数对生态贫困指数的MIV值,定量测度地理因素对生态贫困指数的影响程度大小和方向。

### 3.3.4 生态贫困影响因素间交互关系测度模型构建

将DEMATEL方法与BP神经网络相结合,对生态贫困测度指标间的复杂关系进行分析。DEMATEL方法是基于图论和矩阵论确定复杂系统影响因素相互关系的方法,基于神经网络的权重矩阵,确定生态贫困各影响因素间的直接影响矩阵,计算出各影响因素的中心度和原因度,以此确定各因素间的交互关系。

表2 生态贫困评价标准

Table 2 Evaluation standard of ecological poverty

海拔/m	地形起伏度/m	地面坡度/°	平均降水量/mm	平均气温/°C	平均植被指数	土壤质地结构	河网密度/(km/km <sup>2</sup> )	生态贫困等级
$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	EPI
4731	17.45	6.51	208.12	6.71	0.14	0.46	0.32	1
4845	22.51	8.22	174.64	2.79	0.12	0.40	0.24	2
4959	27.57	9.94	141.15	-1.13	0.11	0.35	0.17	3
5073	32.62	11.65	107.67	-5.05	0.09	0.29	0.10	4
5187	37.68	13.36	74.19	-8.97	0.08	0.24	0.02	5

2021年2月

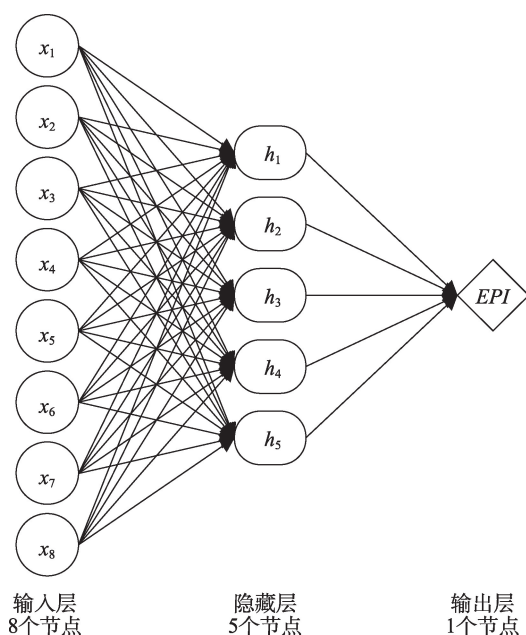


图2 生态贫困BP神经网络模型拓扑结构

Figure 2 Architecture of the BP neural network for ecological poverty

### (1) 计算整体权重向量

根据生态贫困BP神经网络模型输出的权重矩阵  $W = (w_{ij})_{n \times p}$ 、 $w = (w_{jk})_{p \times m}$  计算整体权重向量  $\omega$ ：

$$\omega = |W| \times |w| \quad (3)$$

式中： $|W|$  和  $|w|$  表示取权重矩阵的元素的绝对值； $\omega$  取每列的平均值，即  $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 。

### (2) 计算直接关联矩阵、直接影响矩阵、综合影响矩阵

根据整体权重向量计算生态贫困各测度指标的直接关联矩阵  $B$ ， $b_{tg} = \frac{\omega_t}{\omega_g}$  为测度指标  $t$  对于测度指标  $g$  的直接关联程度，规定  $b_{tt} = 0$ ，且  $\omega_g = 0$  时  $b_{tg} = 0$ ，则

$$B = (b_{tg})_{n \times n} \quad (4)$$

将直接关联矩阵  $B$  归一化处理，可得到归一化后的直接影响矩阵  $M$ ：

$$M = B/s \quad (5)$$

$$s = \max \left[ \max_{1 \leq t \leq n} \sum_{g=1}^n b_{tg}, \max_{1 \leq g \leq n} \sum_{t=1}^n b_{tg} \right] \quad (6)$$

计算生态贫困测度指标的综合影响矩阵  $H$ ：

$$H = (h_{uv})_{n \times n} = M(I - M)^{-1} \quad (7)$$

式中： $h_{uv}$  为影响因素  $u$  对于影响因素  $v$  的综合影响

程度， $I$  为同维度的单位矩阵。

### (3) 计算影响度、被影响度、中心度和原因度

影响度  $f$  为矩阵  $H$  的各行之和，表示影响因素  $u$  对其他所有影响因素的直接和间接影响之和：

$$f_u = \left( \sum_{v=1}^n h_{uv} \right)_{n \times 1} = (f_1, f_2, \dots, f_n) \quad (8)$$

被影响度  $e$  为矩阵  $H$  的各列之和，表示其他所有影响因素对影响因素  $u$  的直接和间接影响之和：

$$e_u = \left( \sum_{u=1}^n h_{uv} \right)_{n \times 1}^T = (e_1, e_2, \dots, e_n) \quad (9)$$

中心度  $C$  表示影响因素  $u$  在生态贫困测度体系中位置及其所起作用的大小，值越大表明该影响因素所起作用越大：

$$C = f_u + e_u \quad (10)$$

原因度  $R$  表示影响因素  $u$  与其他影响因素间的因果逻辑关系，原因度为正数，表明该因素对其他因素影响大；原因度为负数，表明该因素受其他因素影响大：

$$R = f_u - e_u \quad (11)$$

## 4 结果与分析

### 4.1 色林错地区生态贫困特征

#### 4.1.1 色林错地区整体生态贫困特征

生态贫困BP神经网络模型的均方误差MSE达到0.000159，拟合效果良好，最终生态贫困指数，并采用自然间断点分级法将生态贫困水平划分为一级(1.54~2.32)、二级(2.33~2.78)、三级(2.79~3.11)、四级(3.12~3.55)、五级(3.56~4.61)。

色林错地区整体生态贫困指数平均值为2.97，高于平均值的乡镇占47%；生态贫困等级为二、三、四级的乡镇占有所有乡镇数量的83%，生态贫困等级为一级的乡镇有2个；二级的乡镇有9个，占有所有乡镇数量的30%；三级的乡镇有13个，占有所有乡镇数量的43%，说明多数乡镇生态贫困水平集中在平均值附近；而生态贫困等级为四级的3个乡镇均位于尼玛县境内，五级的3个乡镇巴扎乡、恰乡、塔尔玛乡均位于申扎县境内，为生态贫困等级最高的乡镇(图3)。

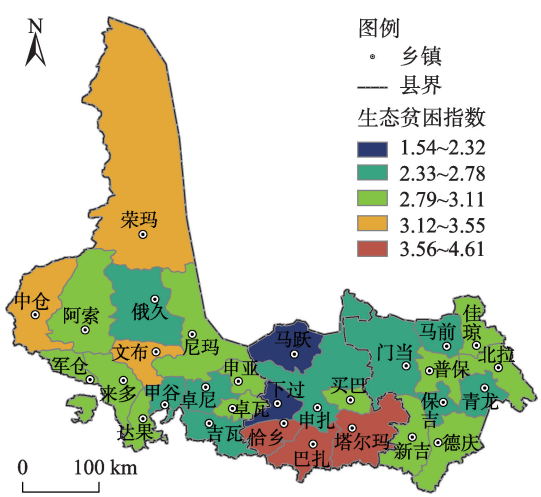


图3 色林错地区生态贫困指数空间分布

Figure 3 Spatial distribution of ecological poverty index in the Selinco area

色林错地区生态贫困由其资源环境要素和全球气候变化等多种因素造成。一方面,色林错地区高峻的海拔和特殊的地理区位,导致该地区氧气稀薄、降水稀少、年均气温较低,植被以高寒草甸为主且稀少;土壤以河相沙土为主,在冰雪消融、短暂强降水、秋冬大风影响下,沙土极易流失,草原生态系统易受破坏。在这样的生态环境中,居民基本生态需求难以满足,以传统畜牧业为主的经济活动发展受限。另一方面,在全球气候变化影响下,草场退化,冰川融化淹没草场或产生如冰湖溃坝等新型自然灾害,强化了生态环境对居民生产生活活动的限制,特别是对传统畜牧业发展影响较大。

4.1.2 色林错地区区县生态贫困特征

色林错地区内各县生态贫困空间分异明显。申扎县各乡镇生态贫困指数平均为3.20,空间上呈现南高北低的分布格局;尼玛县各乡镇生态贫困指数平均值为2.94,生态贫困等级较高的乡镇位于北部,较低的乡镇位于昂孜错湖盆区域;班戈县各乡镇生态贫困指数为2.83,各乡镇生态贫困等级集中在二级和三级,较低的乡镇处于色林错和纳木错附近。

色林错地区3县生态贫困差异与其资源环境条件有关。尼玛县平均海拔在5000 m以上,多风雪天气,年降水量仅150 mm,年均气温为-4℃,积温不足,空气稀薄,植被稀疏,不利于居民个体生存和畜牧业发展。尼玛县北部和西部为无人区,分布着高

山和冰川;南部和东部为当惹雍错、孜桂归错、戈芒错、昂孜错等构成的湖盆区域,海拔相对较低,较适宜居民生存和畜牧业生产,加之区域内居民活动强度的差异,各乡镇生态贫困水平表现出差异性。因而,处于西部和北部的荣马乡、中仓乡生态贫困等级较高;靠近南部湖盆的甲谷乡、卓尼乡、吉瓦乡生态贫困等级较低;中部的文布乡虽然靠近湖泊,但海拔高峻,资源环境条件较差,生态贫困等级较高;同样位于中部的俄久乡因海拔较低,资源环境条件较好,生态贫困等级较低。申扎县地势南高北低,甲岗山突居中南部,终年积雪,资源环境条件较差;北部为色林错湖盆地,地势平坦,河网密布,较适合居住和经济活动,居民生境条件相对较好。因而申扎县生态贫困等级较高的乡镇分布在南部,生态贫困等级较低的乡镇分布在北部。班戈县中部为中高山地,地形起伏度较小;南北分别为纳木错和色林错湖盆,资源环境条件较好且相似,各乡镇生态贫困等级较为相近。

4.2 色林错地区生态贫困影响因素分析

4.2.1 影响因素对生态贫困影响程度分析

通过生态贫困影响因素分析,可发现不同因素对生态贫困的影响方向和程度存在差异(表3)。从影响方向来看,各因素对各县生态贫困影响方向与地区整体的影响方向一致;海拔、地形起伏度、坡度、气温对生态贫困具有正向作用,即随着各因素程度提升,生态贫困等级提高;河网密度、土壤质地、植被指数与降水则对生态贫困具有负向作用,即随着各因素的提高,生态贫困等级降低。从影响程度来看,对于班戈县,坡度与地形起伏度对生态

表3 基于MIV值的各影响因素对生态贫困影响程度

Table 3 Influence degree of influencing factors on ecological poverty based on the mean impact value (MIV)

影响因素	MIV			
	地区整体	班戈县	尼玛县	申扎县
平均海拔	0.0292	0.1080	0.0513	0.0220
地形起伏度	0.0400	0.3335	0.1408	0.0268
地面坡度	0.0520	0.3659	0.1518	0.0413
平均降水量	-0.0255	-0.5315	-0.0724	-0.0315
平均气温	0.0379	0.0101	0.0339	0.0527
植被指数	-0.0006	-0.0082	-0.0022	-0.0001
土壤质地结构	-0.0104	-0.1427	-0.0184	-0.0114
河网密度	-0.0496	-0.0867	-0.2209	-0.0086



2021年2月

贫困具有较大的正向作用,土壤质地结构与降水量则对生态贫困具有较大的负向作用;对于尼玛县,坡度与地形起伏度对生态贫困具有较大的正向作用,河网密度对生态贫困具有较大的负向作用;对于申扎县,各因素对生态贫困影响程度较低,其中气温对生态贫困的正向作用较突出。

对于色林错地区,高峻的海拔对地形、气候、河流分布、土壤发育等造成影响,导致资源环境极为恶劣,严重影响居民的生存与生产。随着地形起伏度和坡度的增加,植被生长条件变差,加之风雪和短暂强降水等灾害影响,土壤和土壤养分更容易流失,致使土地生产力低。因而,地形条件复杂的班戈县和尼玛县,海拔、地形起伏度和坡度对生态贫困影响较大,资源环境条件较好的申扎县生态贫困受三者影响较小。而气温提升虽然有利于人体机能运行、牧草和牲畜的生长,但也有利于害虫、细菌繁殖以及冰川融化淹没草场,影响人的生存和畜牧业发展。

河网密度是衡量区域内河流密集程度的重要参数。色林错地区居民较难利用湖泊和冰川水,更多是依靠河流,且优良草场主要分布在河漫滩,因而河流直接影响着居民活动空间和畜牧生产,对生态贫困具有负向作用。土壤质地结构在一定程度上决定着对水土流失状况和牧场的好坏。土壤质地结构较好则意味着黏土比例较高,土壤持水能力和保持养分的能力较强,适宜牧草生长,草场不易受水和风侵蚀,利于畜牧业发展和居民生存。降水一方面可补给河流和湖泊,另一方面有利于牧草生长。但色林错地区降水稀少,牧草生长所需的水分主要来自冰川融水和湖泊,因而降水对生态贫困的影响较小。该地区的植被指数主要由牧草体现,牧草影响着畜牧业的发展,间接影响地区经济状况和居民收入。

#### 4.2.2 影响因素在生态贫困形成中的交互关系分析

如表4所示,平均海拔、地形起伏度、地面坡度的中心度最大,表明三者为影响生态贫困的关键因素。平均海拔、地面坡度、地形起伏度的原因度较大且均大于零;平均降水量、平均气温、植被指数、土壤质地结构、河网密度原因度小于零,其中平均气温和降水的原因度小于零且绝对值最大,表明平均海拔、地面坡度、地形起伏度在生态贫困发生中

表4 基于DEMATEL的生态贫困影响因素相互关系

Table 4 Correlation of influencing factors of ecological poverty based on the Decision Making Trial and Evaluation Laboratory (DEMATEL) method

资源环境要素	影响度	被影响度	中心度	原因度
平均海拔	0.4483	0.3489	0.7972	0.0994
地形起伏度	0.4136	0.3787	0.7922	0.0349
地面坡度	0.4110	0.3048	0.7159	0.0862
平均降水量	0.2627	0.4093	0.6719	-0.1466
平均气温	0.1040	0.4010	0.4050	-0.2970
植被指数	0.1858	0.2225	0.4083	-0.0367
土壤质地结构	0.1588	0.2228	0.3816	-0.0640
河网密度	0.2568	0.3310	0.5878	-0.0742

起着关键作用,且与平均气温和降水、植被指数、土壤质地结构、河网密度相关联。

## 5 结论与展望

### 5.1 结论

本文在探讨生态贫困内涵及影响因素的基础上,利用BP神经网络模型和DEMATEL方法探究了色林错地区的生态贫困水平及其各影响因素的作用机制。得到如下结论:

(1)色林错地区各乡镇生态贫困指数平均值为2.97,高于平均值的乡镇占47%;生态贫困水平为二、三、四级的乡镇占有所有乡镇数量的83%,生态贫困等级数量呈现中间多、两头少的分布特征。

(2)色林错地区生态贫困空间分异明显。申扎县生态贫困水平较低的乡镇分布在地理条件较好的色林错湖盆附近,生态贫困等级较高的乡镇分布在地理环境恶劣的南部甲岗山地区;尼玛县生态贫困等级较高的乡镇位于北部,较低的乡镇处于昂孜错湖盆区;申扎县各乡镇生态贫困等级差别较小,较低的乡镇处于色林错和纳木错附近。

(3)地面坡度、地形起伏度、平均气温与平均海拔对生态贫困具有正向作用,而河网密度、平均降水、土壤质地结构与植被指数对生态贫困具有负向作用;各因素对各县生态贫困影响方向与对地区整体的影响方向一致。因而,应引导居民尽量减少在生态系统抗干扰能力弱的区域活动,加强优良草场和水源地保护,减少水土流失;同时因地制宜发展现代畜牧业和旅游服务业等具有地域特色的产业,带动社区发展,降低居民生计脆弱性。

(4)平均海拔、地形起伏度、地面坡度是影响生

态贫困的关键因素,并与平均气温和降水、植被指数、土壤质地结构、河网密度相关联;各因素对不同县生态贫困的影响程度存在差异。鉴于此,应以海拔、地形等为主要考虑因素,优化居民点结构,引导游牧民定居,建设重点村和特色村,积极应对生态贫困。

## 5.2 展望

生态贫困揭示了贫困陷阱中生态环境与贫困的关系,为提升生态系统稳定性和促进生态脆弱区绿色发展提供了应对视角。生态贫困是资源环境要素相互作用的结果,本文未考虑生态恢复能力、全球变化等因素对生态贫困的影响,可能致使高寒地区生态贫困水平评价出现偏差;同时,高寒地区生态贫困可能与其他贫困存在复杂的联系。因而,未来需强化以下方面研究:

(1)受限于研究数据,本文未能考虑生态恢复能力、自然灾害与气候等因素,仅从资源环境方面对高寒地区的生态贫困进行了评价。今后还需要综合各种因素,构建较为全面的生态贫困评估体系,深入揭示该地区生态贫困水平与格局,为科学应对这一区域复杂的贫困问题提供依据。

(2)生态贫困与社会贫困可能存在复杂的联系。生态贫困与社会贫困问题常常交织在一起。鉴于青藏高原区资源环境和问题的复杂性,本文仅分析了其生态贫困,后续研究还需深入探究生态贫困与社会贫困之间的关系。

## 参考文献(References):

- [1] 李寻欢,周扬,陈玉福.区域多维贫困测量的理论与方法[J].地理学报,2020,75(4):753-768. [Li X H, Zhou Y, Chen Y F. Theory and measurement of regional multidimensional poverty[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(4): 753-768.]
- [2] 李虹.中国生态脆弱区的生态贫困与生态资本[D].成都:西南财经大学,2011. [Li H. Study on Ecological Poverty and Ecological Capital in Chinese Ecologically Fragile Areas[D]. Chengdu: Southwestern University of Finance and Economics, 2011.]
- [3] Coward W E, Oliver M L, Conroy M E. Building Natural Assets Re- Thinking the Centers' Natural Resources Agenda and Its Links to Poverty Alleviation[R]. San Jose: Assessing the Impact of Agricultural Research on Poverty Alleviation, 1999.
- [4] 龙先琼.关于生态贫困问题的几点理论思考[J].吉首大学学报(社会科学版),2019,40(3):108-113. [Long X Q. Some theoretical reflections on ecological poverty[J]. Journal of Jishou University (Social Sciences), 2019, 40(3): 108-113.]
- [5] 周扬,李寻欢,童春阳,等.中国村域贫困地理格局及其分异机理[J/OL].地理学报,(2020-07-07)[2020-07-21]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/11.1856.P.20200707.1315.002.html>. [Zhou Y, Li X H, Tong C Y, et al. The geographical pattern and differentiation mechanism of rural poverty in China[J/OL]. Acta Geographica Sinica, (2020-07-07)[2020-07-21]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/11.1856.P.20200707.1315.002.html>.]
- [6] Partridge M D, Rickman D S. Distance from urban agglomeration economies and rural poverty[J]. Journal of Regional Science, 2008, 48(2): 285-310.
- [7] Jalan J, Ravallion M. Geographic poverty traps? A micro model of consumption growth in rural China[J]. Journal of Applied Econometrics, 2002, 17(4): 329-346.
- [8] Daimon T. The spatial dimension of welfare and poverty: Lessons from a regional targeting programme in Indonesia[J]. Asian Economic Journal, 2001, 15(4): 345-367.
- [9] 丁建军,冷志明.区域贫困的地理学分析[J].地理学报,2018,73(2):232-247. [Ding J J, Leng Z M. Regional poverty analysis in a view of geography science[J]. Acta Geographica Sinica, 2018, 73(2): 232-247.]
- [10] Jahan S, Umana A. Environment-poverty nexus[J]. Development Policy Journal, 2003, (3): 53-70.
- [11] Aluko M A O. Sustainable development, environmental degradation and the entrenchment of poverty in the Niger Delta of Nigeria [J]. Journal of Human Ecology, 2006, 13(2): 181-188.
- [12] 陈甲,刘德钦,王昌海.生态扶贫研究综述[J].林业经济,2017,39(8):31-36. [Chen J, Liu D Q, Wang C H. Research review of ecological poverty alleviation[J]. Forestry Economics, 2017, 39(8): 31-36.]
- [13] 张洪伟.我国区域生态贫困问题探析[J].中共南昌市委党校学报,2018,16(4):43-46. [Zhang H W. Analysis of regional ecological poverty in China[J]. Journal of the Party School of CPC Nanchang Municipal Committee, 2018, 16(4): 43-46.]
- [14] 程蹊,陈全功,程兵.工业化引致生态贫困的基本过程与形式浅析[J].生态经济,2015,31(5):166-169. [Cheng X, Chen Q G, Cheng B. Analysis on the basic forms and processes of ecological poverty resulted from industrialization[J]. Ecological Economy, 2015, 31 (5): 166-169.]
- [15] 陈阿江,闫春华.从生态贫困到绿色小康:生态脆弱区的乡村振兴之路[J].云南社会科学,2020,(1):24-31. [Chen A J, Yan C H. From ecological poverty to green and well-off: The road to rural revitalization in ecologically fragile area[J]. Social Sciences in Yunnan, 2020, (1): 24-31.]
- [16] Cao S S, Wang Y H, Duan F Z, et al. Coupling between ecological vulnerability and economic poverty in contiguous destitute areas, China: Empirical analysis of 714 poverty-stricken counties[J]. The Journal of Applied Ecology, 2016, 27(8): 2614-2622.
- [17] 许月卿,李双成,蔡运龙.基于GIS和人工神经网络的区域贫困



2021年2月

- 化空间模拟分析:以贵州省猫跳河流域为例[J]. 地理科学进展, 2006, 25(3): 79-85. [Xu Y Q, Li S C, Cai Y L. Spatial simulation using GIS and artificial neural network for regional poverty: A case study of Maotiaohe Watershed, Guizhou Province[J]. Progress in geography, 2006, 25(3): 79-85.]
- [18] 王艳慧, 钱乐毅, 陈烨烽, 等. 生态贫困视角下的贫困县多维贫困综合度量[J]. 应用生态学报, 2017, 28(8): 2677-2686. [Wang Y H, Qian L Y, Chen Y F, et al. Multidimensional and comprehensive poverty measurement of poverty-stricken counties from the perspective of ecological poverty[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(8): 2677-2686.]
- [19] 曲玮, 涂勤, 牛叔文, 等. 自然地理环境的贫困效应检验: 自然地理条件对农村贫困影响的实证分析[J]. 中国农村经济, 2012, (2): 21-34. [Qu W, Tu Q, Niu S W, et al. Test of the poverty effect of natural geographical environment: An empirical analysis of the effects of natural geographical conditions on rural poverty[J]. Chinese Rural Economy, 2012, (2): 21-34.]
- [20] 刘艳华, 徐勇. 中国农村多维贫困地理识别及类型划分[J]. 地理学报, 2015, 70(6): 993-1007. [Liu Y H, Xu Y. Geographical identification and classification of multi-dimensional poverty in rural China[J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(6): 993-1007.]
- [21] 王艳慧, 钱乐毅, 段福洲. 县级多维贫困度量及其空间分布格局研究: 以连片特困区扶贫重点县为例[J]. 地理科学, 2013, 33(12): 1489-1497. [Wang Y H, Qian L Y, Duan F Z. Multidimensional poverty measurement and spatial distribution pattern at the country scale: A case study on key country from national contiguous special poverty-stricken areas[J]. Scientia Geographica Sinica, 2013, 33(12): 1489-1497.]
- [22] 张慧芝, 刘月. 滦河流域民族聚居区生态贫困的脱贫路径[J]. 民族学刊, 2018, 9(6): 11-17, 98-100. [Zhang H Z, Liu Y. Exploration of the path of anti-ecological poverty in the ethnic areas of the Luanhe River Basin[J]. Journal of Ethnology, 2018, 9(6): 11-17, 98-100.]
- [23] 王睿, 洪菊花, 骆华松, 等. 典型生态脆弱区生态环境与贫困耦合分析: 以四川省藏区为例[J]. 水土保持通报, 2020, 40(3): 125-132. [Wang R, Hong J H, Luo H S, et al. Coupling analysis of ecological environment and poverty in typical ecologically fragile areas: A case study of Tibetan area, Sichuan Province[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2020, 40(3): 125-132.]
- [24] 李响, 齐文平, 谭畅, 等. 生态环境脆弱性与多维贫困的耦合关系: 基于广西河池市1586个贫困村的实证分析[J]. 应用生态学报, 2019, 30(12): 4303-4312. [Li X, Qi W P, Tan C, et al. Coupling between ecological environment vulnerability and multidimensional poverty: An empirical analysis from 1586 poverty-stricken villages in Hechi City, Guangxi, Southwest China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2019, 30(12): 4303-4312.]
- [25] 程欣, 帅传敏, 王静, 等. 生态环境和灾害对贫困影响的研究综述[J]. 资源科学, 2018, 40(4): 676-697. [Cheng X, Shuai C M, Wang J, et al. The impact of eco-environment and disaster factors on poverty: A review[J]. Resources Science, 2018, 40(4): 676-697.]
- [26] 牛亚琼, 王生林. 甘肃省脆弱生态环境与贫困的耦合关系[J]. 生态学报, 2017, 37(19): 6431-6439. [Niu Y Q, Wang S L. Research of the coupling relationship between the vulnerable ecological environment and poverty in Gansu Province[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(19): 6431-6439.]
- [27] 张芷蓓. 武陵山片区生态贫困测度与空间格局[J]. 知识经济, 2017, (24): 11-12. [Zhang Z H. Measurement and spatial pattern of ecological poverty in Wuling Mountain Area[J]. Knowledge Economy, 2017, (24): 11-12.]
- [28] 曾永明, 张果. 基于GIS和BP神经网络的区域农村贫困空间模拟分析: 一种区域贫困程度测度新方法[J]. 地理与地理信息科学, 2011, 27(2): 70-75. [Zeng Y M, Zhang G. Spatial simulating in regional rural poverty based on GIS and BP neural network: A new appraisalment method on regional rural poverty[J]. Geography and Geo-Information Science, 2011, 27(2): 70-75.]
- [29] 李双成, 许月卿, 傅小锋. 基于GIS和ANN的中国区域贫困化空间模拟分析[J]. 资源科学, 2005, 27(4): 76-81. [Li S C, Xu Y Q, Fu X F. Spatial simulation using GIS and ANN for regional pauperization in China[J]. Resources Science, 2005, 27(4): 76-81.]
- [30] 刘一明, 胡卓玮, 赵文吉, 等. 基于BP神经网络的区域贫困空间特征研究: 以武陵山连片特困区为例[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(1): 69-77. [Liu Y M, Hu Z W, Zhao W J, et al. Research on spatial characteristics of regional poverty based on BP neural network: A case study of Wuling Mountain Area[J]. Journal of Geo-Information Science, 2015, 17(1): 69-77.]
- [31] 刘玥, 帅传敏, 程欣, 等. 基于DSR模型的三峡库区贫困的时空演变分析: 生态减贫视角[J]. 经济地理, 2017, 37(7): 156-165. [Liu Y, Shuai C M, Cheng X, et al. Spatiotemporal changes of poverty in the Three Gorges Reservoir Region: Perspective of ecological poverty reduction[J]. Economic Geography, 2017, 37(7): 156-165.]
- [32] Liu Y S, Liu J L, Zhou Y. Spatio-temporal patterns of rural poverty in China and targeted poverty alleviation strategies[J]. Journal of Rural Studies, 2017, 52: 66-75.
- [33] Okwi P O, Ndeng'e G, Kristjanson P, et al. Spatial determinants of poverty in rural Kenya[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2007, 104(43): 16769-16774.
- [34] 黄国勇, 张敏, 夏咏, 等. 新疆边境贫困县自然地理环境影响因素实证分析[J]. 干旱区地理, 2015, 38(4): 814-820. [Huang G Y, Zhang M, Xia Y, et al. Poor effect test of natural geographical environment in arid areas quantile regression method based on panel data[J]. Arid Land Geography, 2015, 38(4): 814-820.]
- [35] Bird K, McKay A, Shinyekwa I. Isolation and Poverty: The Relationship between Spatially Differentiated Access to Goods and Services and Poverty[R]. London: Overseas Development Institute, 2010.
- [36] 高军波, 喻超, 戈大专, 等. 不同地理环境下农户致贫机理的多尺度比较: 以河南省为例[J]. 资源科学, 2019, 41(9): 1690-1702. [Gao J B, Yu C, Ge D Z, et al. Multiscale analysis of poverty creation for farming households in different geographical environ-

- ments: A case study of Henan Province[J]. *Resources Science*, 2019, 41(9): 1690–1702.]
- [37] 周蕾, 熊礼阳, 王一晴, 等. 中国贫困县空间格局与地形的空间耦合关系[J]. *经济地理*, 2017, 37(10): 157–166. [Zhou L, Xiong L Y, Wang Y Q, et al. Spatial distribution of poverty-stricken counties in China and their natural topographic characteristics and controlling effects[J]. *Economic Geography*, 2017, 37(10): 157–166.]
- [38] 杜国明, 姜莹莹, 孙晓兵, 等. 黑龙江省县域贫困空间格局及其影响因素分析[J]. *农业现代化研究*, 2018, 39(3): 460–467. [Du G M, Jiang Y Y, Sun X B, et al. County level poverty pattern and influencing factors in Heilongjiang Province[J]. *Research of Agricultural Modernization*, 2018, 39(3): 460–467.]
- [39] 唐梦莹. 苍溪县贫困特征及影响因素研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2018. [Tang M Y. A Study of Characteristics and Influencing Factors of Poverty in Cangxi County[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2018.]
- [40] 张大维. 集中连片少数民族困难社区的灾害与贫困关联研究: 基于渝鄂湘黔交界处 149 个村的调查[J]. *内蒙古社会科学*, 2011, 32(5): 127–132. [Zhang D W. A study on the relationship between disaster and poverty in a concentrated and contiguous minority community based on a survey of 149 villages at the juncture of Chongqing, Hubei, Hunan and Guizhou[J]. *Inner Mongolia Social Sciences*, 2011, 32(5): 127–132.]
- [41] 杨浩, 庄天慧, 蓝红星. 气象灾害对贫困地区农户脆弱性影响研究: 基于全国 592 个贫困县 53271 户的分析[J]. *农业技术经济*, 2016, (3): 105–114. [Yang H, Zhuang T H, Lan H X. Study on the impact of meteorological disasters on the vulnerability of farmers in poverty-stricken areas based on the analysis of 53271 households in 592 poverty-stricken counties in China[J]. *Journal of Agrotechnical Economics*, 2016, (3): 105–114.]
- [42] Schleicher J, Schaafsma M, Burgess N D, et al. Poorer without it? The neglected role of the natural environment in poverty and well-being[J]. *Sustainable Development*, 2017, DOI: 10.1002/sd.1692.
- [43] Zhang H M, Xu Z D, Wu K, et al. Multi-dimensional poverty measurement for photovoltaic poverty alleviation areas: Evidence from pilot counties in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.118382.
- [44] 李静怡, 王艳慧. 吕梁地区生态环境质量与经济贫困的空间耦合特征[J]. *应用生态学报*, 2014, 25(6): 1715–1724. [Li J Y, Wang Y H. Spatial coupling characteristics of eco-environment quality and economic poverty in Luliang area[J]. *The Journal of Applied Ecology*, 2014, 25(6): 1715–1724.]
- [45] Gao Y N, Li Q. A segmented particle swarm optimization convolutional neural network for land cover and land use classification of remote sensing images[J]. *Remote Sensing Letters*, 2019, 10(12): 1182–1191.
- [46] Jaffe L, Zelinski M, Sakla W. Remote sensor design for visual recognition with convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, DOI: 10.1109/TGRS.2019.2925813.
- [47] Park K H, Zhao Y H, Lin Y H. Deep learning based land cover classification using convolutional neural network: A case study of Korea[J]. *Journal of the Korean Geographical Society*, 2019, 54(1): 1–16.
- [48] Stathakis D, Kanellopoulos I. Global elevation ancillary data for land-use classification using granular neural networks[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2008, 74(1): 55–63.
- [49] Azadi S, Karimi-Jashni A. Verifying the performance of artificial neural network and multiple linear regression in predicting the mean seasonal municipal solid waste generation rate: A case study of Fars Province, Iran[J]. *Waste Management*, 2016, 48: 14–23.
- [50] 陆琳, 张虹. 城市短时交通流预测仿真研究[J]. *计算机仿真*, 2012, 29(5): 326–328. [Lu L, Zhang H. Simulation of city short-time traffic flow forecasting[J]. *Computer Simulation*, 2012, 29(5): 326–328.]
- [51] 马慧强, 廉倩文, 论宇超, 等. 基于 BP 神经网络的旅游经济系统脆弱性省际空间分异[J]. *资源科学*, 2019, 41(12): 2248–2261. [Ma H Q, Lian Q W, Lun Y C, et al. Spatial differentiation of tourism economic system vulnerability based on BP neural network in different provinces of China[J]. *Resources Science*, 2019, 41(12): 2248–2261.]
- [52] 孙世军, 严晓飞, 崔朋, 等. 基于 BP 人工神经网络的小城镇生态规划研究: 以梅河口市中和镇为例[J]. *经济地理*, 2010, 30(9): 1473–1477, 1491. [Sun S J, Yan X F, Cui P, et al. Ecological planning for small town based on BP artificial neural networks: Taking Zhonghe Town of Mehekou City as an example[J]. *Economic Geography*, 2010, 30(9): 1473–1477, 1491.]
- [53] 孙湛, 马海涛. 基于 BP 神经网络的京津冀城市群可持续发展综合评价[J]. *生态学报*, 2018, 38(12): 4434–4444. [Sun Z, Ma H T. Assessment of the sustainable development of the Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration based on a back propagation neural network[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(12): 4434–4444.]
- [54] Yu B H, Lu C H. Assessment of ecological vulnerability on the Tibetan Plateau[J]. *Geographical Research*, 2011, 30(12): 2289–2295.
- [55] 国务院扶贫开发领导小组办公室. 中国农村扶贫开发纲要(2011–2020) [R]. 北京: 国务院扶贫开发领导小组办公室, 2011. [State Council Leading Group Office of Poverty Alleviation and Development. New Framework for China Rural Poverty Alleviation and Development(2011–2020) [R]. Beijing: The State Council Leading Group Office of Poverty Alleviation and Development, 2011.]
- [56] 周开利. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005. [Zhou K L. Neural Network Model and MATLAB Simulation Program Design[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.]
- [57] 李双成, 郑度. 人工神经网络模型在地学研究中的应用进展[J]. *地球科学进展*, 2003, 18(1): 68–76. [Li S C, Zheng D. Applications of artificial neural networks to geosciences: Review and prospect[J]. *Advance in Earth Sciences*, 2003, 18(1): 68–76.]

# Ecological poverty and its influencing factors in an alpine area: Case study of the Selinco area

YANG Ding<sup>1,2,3</sup>, YANG Zhenshan<sup>1,2</sup>

(1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

2. Key Laboratory of Regional Sustainable Development Modeling, CAS, Beijing 100101, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Ecological poverty research is of great significance for understanding the mechanism of interaction between the ecological environment and poverty in areas with formidable ecological environments, and for giving support to formulating policy measures to consolidate the achievements of poverty alleviation. However, there exist only few studies on the evaluation of ecological poverty and analysis of its influencing factors in alpine areas with harsh ecological environments. Taking the Selinco area of Tibet as an example, this study constructed an index system of ecological poverty. By using the BP neural network and the Decision Making Trial and Evaluation Laboratory (DEMATEL) method, the ecological poverty level and influencing factors of ecological poverty of 30 township-level administrative units in the Selinco area were evaluated and analyzed. The results show that: (1) The average level of ecological poverty of the townships is 2.97, and most townships are in the third level. Townships with a higher level of ecological poverty are located in mountainous areas with harsh natural conditions, while townships with lower levels are located in areas with better natural conditions near the lakes. (2) There are differences in the impact direction of the factors on ecological poverty. Slope, relief, mean temperature, and elevation have a positive effect on ecological poverty, while drainage density, average precipitation, soil texture structure, and vegetation are the opposite. Therefore, residents should be guided to reduce the interference to highly ecologically fragile areas, strengthen the protection of pastures and water sources, develop characteristic industries such as modern animal husbandry and tourism service industry, and further promote community development to reduce livelihood vulnerability. (3) Altitude, slope, and relief are the key factors that affect ecological poverty and are correlated with other factors such as average temperature and precipitation. Considering the key factors such as altitude and topography, it is recommended to optimize the layout of residential areas and actively respond to ecological poverty. These results not only provide some references for formulating long-term effective poverty reduction strategies from the perspective of the ecological environment but also provide a reference for ecological poverty monitoring in other areas.

**Key words:** ecological poverty; BP neural network; influencing factors; mean impact value (MIV); decision making trial and evaluation laboratory (DEMATEL); alpine area; Selinco area