

区域多维贫困测量的理论与方法

李寻欢^{1,2,3}, 周扬^{1,2,3}, 陈玉福^{1,2,3}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 中国科学院区域可持续发展分析与模拟重点实验室, 北京 100101; 2. 中国科学院精准扶贫评估研究中心, 北京 100101; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 贫困包括区域贫困和个体贫困,两者均具有多维属性。区域多维贫困是贫困地理学研究的重要内容,深度贫困地区是区域多维贫困的集中表现,是当前和未来脱贫攻坚的贫中之贫、困中之困、坚中之坚。本文以空间贫困理论为基础,界定了贫困地域系统和区域多维贫困的概念,并探究了区域多维贫困测度指标体系与评估方法。据此,以中国334个深度贫困县为研究对象,运用BP神经网络模型和ESDA技术刻画了中国深度贫困地区的多维贫困空间格局。结果表明:① 区域多维贫困是贫困地域系统发展演化过程中“人”“地”“业”三个核心要素耦合失调的一种外在表现形式,是特定地域在生态环境劣势、经济劣势、社会福利劣势上的综合表现,包括生态贫困、经济贫困和福利贫困3个维度。② 深度贫困地区最“深”的地方在青藏高原,最“深”的短板在公共服务和基础设施。从单一维度的贫困指数来看,深度贫困地区的福利贫困指数(WPI)>经济贫困指数(EPI)>生态贫困指数(NPI),三者平均值分别为2.77、2.66、1.89,贫困人口社会福利供给不足和公共服务短缺是深度贫困地区最突出的问题;从多维贫困指数来看,青藏高原是区域多维贫困指数(RMP)的高集聚区或热点区,生态贫困、经济贫困和福利贫困程度均显著高于其他地区。③ 区域多维贫困指数能较好地揭示特定区域的贫困状况。在地理位置偏远、生态环境极其脆弱、区域劣势突出的地区,区域贫困和个体贫困在空间上高度重叠。

关键词: 区域多维贫困;贫困地理学;贫困地域系统;深度贫困地区;区域可持续发展

DOI: 10.11821/dlxb202004007

1 引言

贫困是全球性重大社会问题和现实难题^[1],消除贫困、促进人类社会全面发展、实现共同富裕是国际社会一致的期盼与追求^[2]。20世纪90年代以来,全球减贫事业取得了巨大进展,贫困人口不断减少,贫困发生率大幅下降。然而全球仍有大量的极端贫困人口,据世界银行统计2015年全球仍有7.36亿极端贫困人口,贫困发生率为10%^[3]。2015年联合国发布了《2030年可持续发展议程》,并将“消除一切形式的极端贫困”列为17个可持续发展目标的首要目标^[4]。中国曾经是世界上贫困问题最为突出的国家之一。1978年改革开放政策实施以来,中国政府高度重视扶贫开发工作,减贫事业取得了举世瞩目

收稿日期: 2019-05-29; 修订日期: 2020-02-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(41871183, 41601172) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41871183, No.41601172]

作者简介: 李寻欢(1998-), 男, 重庆彭水人, 硕士生, 主要从事农村减贫与发展研究。E-mail: lixh.19s@igsnrr.ac.cn

通讯作者: 周扬(1984-), 男, 贵州普安人, 副研究员, 硕士生导师, 主要从事贫困地理与乡村振兴研究。

E-mail: zhouyang@igsnrr.ac.cn

的成就,成为世界上首个实现联合国贫困人口减半千年发展目标的发展中国家。可以肯定的是,短期性(暂时性)的绝对贫困容易被消除,但长期性的相对贫困将会持续存在。摆脱贫困是乡村振兴的前提和基础,如何解决贫困人口集中连片难题,实现深度贫困地区贫困人口长期、稳定脱贫目标,促进深度贫困地区转型发展和乡村振兴,正成为各界高度关注的焦点。

贫困具有多维性、区域性和动态性特征^[2]。学界对贫困的认知经历了从单一维度收入/消费贫困向多维贫困(包含收入、教育、健康、就业和居住条件)的转变过程。20世纪初,Rowntree^[5]在《贫困:城镇生活研究》一书中首次提出了贫困的概念,即一个家庭的收入不足以维持其生理功能的最低需求,包括食物、住房、衣物及其他生活必需品。随着贫困问题研究逐渐深入,学界涌现了一批重要理论成果,包括经济学视角的基本需求理论、社会学视角的社会排斥理论、发展学视角的能力贫困和多维贫困理论、政治学视角的权利贫困和阶级理论等^[6-8]。其中,以Amartya Sen为代表的多维贫困理论最具影响力^[7]。该理论认为贫困不仅是收入低下,更是对人的基本可行能力的剥夺^[9]。随着对贫困基础理论研究的不断深入,贫困测量方法也在不断的创新发展。目前最有代表性的贫困测量方法包括收入/消费标准法^[10]、人类发展指数(Human Development Index, HDI)^[11]、脆弱性—可持续生计分析框架^[12]、多维贫困指数(Multidimensional Poverty Index, MPI)^[13-14]等,其中HDI和MPI在世界银行和联合国开发计划署等国际机构和组织得到广泛运用。

地理学研究具有综合性和区域性特点^[15]。不同于经济学和社会学,地理学主要关注贫困地区的形成、分布格局、区域特征,以及贫困与环境之间的关系^[2]。贫困人口分布的区域集聚性特征也表明,以空间分析见长的地理学在贫困研究中可以体现其重要的学科价值^[16]。然而,中国贫困地理研究要晚于扶贫开发实践。直到20世纪80年代末,国内地理学界才开始重视贫困地理研究^[17]。2013年精准扶贫战略提出以来,大批地理学者和青年学生参与到国家精准扶贫成效第三方评估工作中,贫困地理学的研究成果和学科影响力迈上了新台阶。近年来,贫困地理研究成果不断涌现,主要涉及贫困与环境的关系^[18]、贫困地理格局与贫困化过程^[19-20]、贫困地域类型与减贫路径和模式^[18, 21-22]、区域贫困测量^[23-24]、贫困发生机制与减贫策略^[25-28]等。贫困的多维性、区域性和复杂性不仅为地理学关注贫困问题提供了机遇,也提出了严峻的挑战^[16, 29]。与此同时,与经济学、社会学相比,地理学在贫困基础理论与测量方法上仍不成熟,理论创新性不强,地理学的综合性研究特色尚未得以体现^[2, 16]。

复杂多样的地理环境决定了中国区域发展差异明显,区域性贫困问题突出,贫困人口集中连片,特别是深度贫困地区贫困人口高度集中^[1, 18]。由于地理位置偏远、生存环境恶劣、致贫原因复杂,深度贫困地区贫困人口多、贫困程度深、脱贫难度大。2017年习近平总书记在深度贫困地区脱贫攻坚座谈会上指出“深度贫困地区是脱贫攻坚的坚中之坚”。2018年8月中共中央、国务院发布的《关于打赢脱贫攻坚战三年行动的指导意见》明确指出,要“集中力量支持深度贫困地区脱贫攻坚”。深度贫困是脱贫攻坚最突出的短板,也是最薄弱的区域。深度贫困地区不仅是个体贫困的问题,更是区域贫困的集中表现,致贫原因复杂、贫困程度深、脱贫难度大,不仅表现在经济、社会维度的“深”,更有地理环境维度的深层次原因。因此,本文从地理学的综合性、区域性视角出发,立足于空间贫困理论和人地关系地域系统理论,以中国334个深度贫困县为研究对象,建立了区域多维贫困测度理论框架、指标体系和评估方法,刻画了深度贫困地区的多维贫困地理格局,揭示深度贫困地区的贫困发生机理,以期为中国如期打赢脱贫攻坚战和实现深度贫困地区转型发展提供理论依据和决策支持。

2 理论基础

2.1 空间贫困理论

贫困地理学研究的核心是贫困与地理环境要素之间的关系^[2, 16, 18]。20世纪90年代, GIS技术的发展为空间要素的可视化表达提供了便利, 空间贫困研究进展迅速, “地理资本”“空间贫困”“贫困制图”等一系列重要的概念和术语相继出现^[30-31]。其中对贫困地理学发展具有重要影响的理论是“空间贫困陷阱”(Spatial Poverty Traps, SPT)。Jallan等开创了空间贫困陷阱研究的先河, 首次提出了“空间贫困陷阱”概念, 并用一个包含地理资本的微观模型验证了空间贫困陷阱的存在^[32-33]。Daimon认为空间贫困陷阱是由于地理位置偏远或迁移成本过高所导致的一种持续性贫困状态^[34]。Bird等指出空间贫困陷阱常出现在地理资本低、贫困水平高的地区^[35]。曼彻斯特大学“持续性贫困研究中心”(The Chronic Poverty Research Centre, CPRC)把空间贫困陷阱的特征概况为: 地理位置偏远、农业生态与气候条件较差、经济系统脆弱、政治性优惠缺乏^[36]。空间贫困陷阱理论较好地诠释了贫困人口分布的空间集聚性, 为地理学关注贫困地理格局和分异机制奠定了理论基础。

近年来, 中国减贫事业取得了举世瞩目的成就, 地理学贫困问题研究在理论创新与实践运用上迎来了发展的黄金期。刘彦随等^[1]学者提出了农村贫困演化的“孤岛效应”理论。“孤岛效应”是指当一个区域较少或难以和外界进行物质、信息、人员的交流, 长期处于封闭或半封闭的状态时, 会出现空间上孤立存在、形似岛状的地域性贫困现象^[1, 20]。“孤岛效应”理论从地域系统格局演化的视角, 解释了贫困人口在山地丘陵区、干旱高寒区、生态脆弱区、边境地区等区域的集聚现象。该理论在“空间贫困陷阱”的基础上, 不仅强调了贫困人口的空间集聚性, 更是揭示了贫困人口集聚分布的深层原因——区域封闭性, 为着力解决区域贫困问题提供了智力支持。

2.2 区域贫困与个体贫困

区域贫困 (Regional Poverty) 与个体贫困 (Individual Poverty) 是贫困地理学研究的两大基本内容^[2, 23, 37], 两者基于不同的视角审视贫困问题 (图1)。个体贫困的瞄准对象是个人、群体或家庭, 区域贫困瞄准的是贫困人口分布的特定地域或空间范围。个体贫困研究的核心观点认为贫困是由于个人资源、能力、权力和机会的缺失所导致的一种社会经济现象, 主要表现在生计资本的匮乏或发展机会的剥夺, 包括收入低下、受教育程度低、失业、公共服务缺失、身体健康状况差等经济和社会两个维度^[38]。区域贫困研究关注贫困发生的场所, 即贫困人口的空间分布, 核心在于贫困与环境 (自然环境/人文环境) 的关系。区域贫困是地理资本缺失带来区域劣势的集中体现, 包括地理位置劣势、

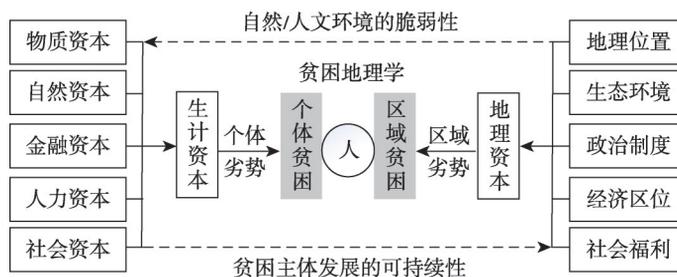


图1 区域贫困与个体贫困对比和联系

Fig. 1 Comparison and connection between regional poverty and individual poverty

生态环境劣势、经济劣势、制度安排劣势、社会福利劣势等经济、社会、环境维度。从地理学“人地关系”视角来看，区域贫困的本质是“人”“业”“地”三者耦合失调的过程和状态^[2, 16, 18, 37]。区域贫困瞄准的是贫困地区，个体贫困瞄准的是贫困地区的特殊困难群体，即贫困人口。

区域贫困和个体贫困相互影响、相互制约。个体贫困表现为个体生计资本和可行能力的缺失，是区域贫困的一种外在表现。个体贫困具有累积放大效应，当个体贫困累积达到一定程度时，会形成区域性贫困，而由于交通基础设施落后、公共服务供给不足、区位条件差、生态环境脆弱等因素导致的区域贫困又反过来影响贫困群体摆脱贫困的能力，迫使贫困群体处于不利的地位。区域贫困和个体贫困均具有多维性、动态性和复杂性特征。减贫实践中既需要关注区域贫困，也需要关注贫困区域中的贫困个体，且两者减贫的侧重点和途径有所不同；区域贫困的减轻更多的是通过营造区域发展环境，促进贫困群体增收致富，而个体贫困的减轻侧重于个体内生发展能力的培育。

2.3 贫困地域系统与区域多维贫困

人地关系地域系统是地理学的研究核心。作为人文地理学的分支学科，贫困地理学的研究核心则是贫困地域系统 (Impoverished Areal System, IAS)，重点关注贫困地域系统的形成、演化特征及系统内各要素交互作用机理^[2]。贫困地域系统是在特定贫困地域内，由地理区位、生态环境、资源禀赋、经济水平、社会福利等要素相互作用构成的，具有一定功能和结构的复杂系统。它包括3个子系统 (图2)：①以“人”为核心要素的社会子系统，表现为个人或群体在医疗、教育、就业、政治参与、社会制度与公共政策安排等综合福利的缺失；②以“地”为核心要素的环境子系统，表现为区域资源禀赋的劣势和生态环境的脆弱性；③以“业”为核心要素的经济子系统，表现为经济发展基础、市场进入机会、交通可达性、产业等方面的劣势。贫困地域系统具有开放性和动态性的特点，在全球化、城镇化、工业化、信息化等外部环境变化以及内部脱贫动力的共同调控下，各要素之间、子系统与子系统之间、子系统与系统之间通过信息传输、能量流动和物质交换的方式不断发展演化。贫困地域系统不是先天就存在的系统，系统的边

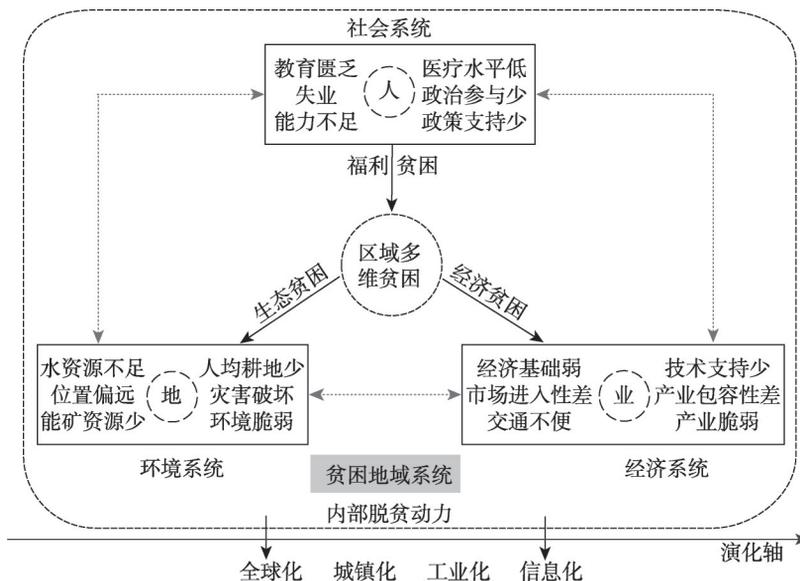


图2 贫困地域系统与区域多维贫困的理论内涵

Fig. 2 Theoretical connotation of impoverished areal system and regional multidimensional poverty

界也不固定。贫困地域系统是一个复杂的动态系统,其演化过程遵循形成、成长、稳定、成熟、衰退的生命周期规律。

区域贫困是贫困地域系统发展演化过程中“人”“地”“业”三个核心要素耦合失调的一种外在表现形式,刻画了社会、经济、环境等子系统综合作用下的多要素贫困格局。据此,区域多维贫困可以从生态贫困、经济贫困、福利贫困3个维度来刻画。其中,福利贫困反映了社会子系统中“人”这一主体性要素的福利缺失水平,表达了公共服务、社会制度等致贫因子作用于区域贫困的强弱程度;生态贫困反映了环境子系统中“地”这一客体性要素的劣势水平,表达了资源禀赋、生态环境等致贫因子的强弱程度;经济贫困反映了经济子系统中“业”这一中介性要素的劣势水平,表达了经济区位、交通、产业等致贫因子的强弱程度。贫困地理学研究应基于贫困地域系统的理论认知,重点探究区域贫困化的过程与格局、区域贫困化与地理环境演变之间交互作用的机理以及反贫困措施、对策及其减贫效应,而区域多维贫困测量则是综合减贫的前提和基础。

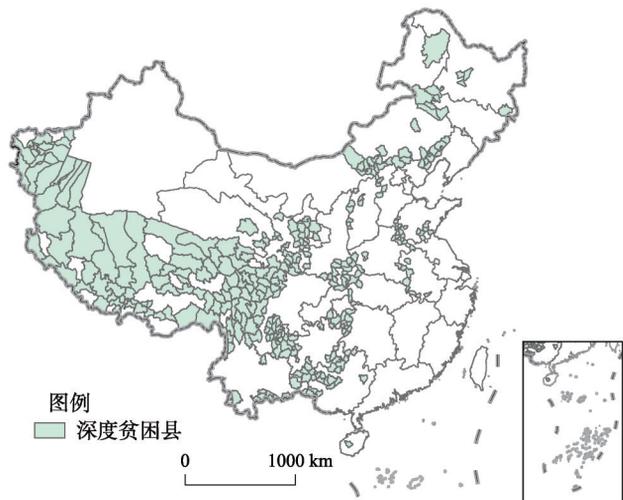
3 研究区与研究方法

3.1 研究区概况

深度贫困地区是脱贫攻坚的重点、难点和关键点。2017年中国将贫困发生率高于18%的县确定为深度贫困县,共识别出334个深度贫困县(下文简称“深度贫困地区”),主要分布在中西部22个省、自治区、直辖市,包括集中连片分布的西藏、四川藏区、新疆南疆四地州和四川凉山州、甘肃临夏州、云南怒江州(下文简称“三区三州”),以及零散分布在地势二三级阶梯交界处的贫困县(图3)。其中,位于三区三州的深度贫困县共116个,非三区三州的深度贫困县共218个。深度贫困地区辖区面积约265.31万 km^2 ,占国土面积的27.54%。2016年,深度贫困地区有1.2亿人口,人均GDP为19531元,平均固定资产投资约67亿元,人均公共财政预算收入为1554元,分别占全国的8.68%、36.37%、32.02%、13.47%。2018年底深度贫困地区仍有624.31万贫困人口,约占全国的37.6%,贫困发生率为7.12%,显著高于全国平均水平(1.7%)。其中,“三区三州”共172万贫困人口,占全国的12.5%,贫困发生率比全国高出6.6个百分点。深度贫困地区的部分区县2020年如期实现现行标准下贫困人口全部脱贫、贫困县全部摘帽的目标面临着巨大挑战。

3.2 指标体系与数据来源

根据上述理论分析,区域多维贫困是特定地域在生态环境劣势、经济劣势、社会福利劣势上的综合表现,包括生态贫困、经济贫困和福利贫困3个维度。区域多维贫困



注:基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2016)2893号的标准地图制作,底图无修改。

图3 2017年中国334个深度贫困县

Fig. 3 334 severely impoverished counties in China in 2017

测量是以一定尺度的地理单元为评价对象,综合测量某个区域在生态环境条件、社会经济发展、公共福利供给等方面的劣势程度。本文选取了反映区域自然环境条件、生态脆弱性、经济、交通、公共服务等方面的14个测量指标(表1)。研究数据包括深度贫困地区的社会经济统计数据、行政区边界矢量数据、DEM数据以及土地利用/土地覆被高分辨率遥感影像数据,基准年份为2016年。DEM数据来源于地理空间数据云,通过分区统计、坡度分析得到每个贫困县的平均高程、起伏度、坡度,对坡度进行重分类,提取每个县坡度大于25°的面积。生态脆弱区包括土地沙化区和土壤强度侵蚀区两类。土地沙化和土壤侵蚀栅格数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心,通过重分类提取沙地和土壤侵蚀强度为强度及其以上地区,计算生态脆弱区面积占比。土地利用遥感影像来源于中国科学院资源环境科学数据中心,时间为2015年,空间分辨率为100 m。全国交通路网数据通过地图矢量化获取。其他社会经济统计数据来源于《中国县域统计年鉴2017》以及对应省份2017年的统计年鉴,少数缺失的数据用相邻年份或省级平均数据填补。

表1 区域多维贫困测量指标

Tab. 1 Indicators of regional multidimensional poverty measurement

维度	编码	指标	指标释义
生态贫困	X_1	平均海拔(m)	县域平均DEM高程
	X_2	地表起伏度(m)	县域栅格单元的高程范围
	X_3	坡度大于25°土地面积占比(%)	地表坡度大于25°的土地面积占比
	X_4	生态脆弱区面积占比(%)	土地沙化区和土壤强度侵蚀区的面积占比
	X_5	人均耕地面积(m ² /人)	水田、旱地的总面积除以户籍人口
经济贫困	X_6	人均GDP(元)	地区生产总值/常住人口
	X_7	人均财政收入(元)	公共财政预算收入/户籍人口
	X_8	固定资产投资(万元)	社会固定资产投资总额
	X_9	路网密度(km/km ²)	县域交通道路里程/总面积
	X_{10}	到铁路干线的最短距离(km)	县域几何中心到铁路干线的最短距离
福利贫困	X_{11}	在校学生数(人)	普通中学、中职、小学在校学生总数
	X_{12}	平均受教育年限(年)	居民受教育的平均年限长度
	X_{13}	医疗卫生机构床位数(床/千人)	医疗卫生机构床位数/常住人口
	X_{14}	社会福利性单位床位数(床/千人)	社会福利性单位床位数/常住人口

3.3 研究方法

3.3.1 BP神经网络 区域多维贫困测量需要考虑多个维度、多个指标。维度之间、指标之间相互联系、相互影响,存在着复杂的网络关系。人工神经网络(Artificial Neural Network)是区域贫困化模拟过程中一种可行的、客观的评价方法,在多指标综合评价时可以尽可能地降低人为因素对指标权重的影响,最大程度地反映被评价对象的真实情况^[39]。BP神经网络(Back Propagation Neural Network)是一种误差反向传播的多层前馈式网络,网络的学习过程包括正向传播和反向传播^[40]。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层加权处理传向输出层,经作用函数运算后将得出的输出值与期望值进行比较,若有误差,则误差反向传播,沿原先的连接路径返回,通过逐层修改各层神经元的加权系数,减少误差,不断循环直到输出满足结果目标要求为止。BP神经网络的工作原理如图4所示。

BP神经网络具有构建简单、训练算法丰富等优点,是人工神经网络技术中运用最为广泛的一种网络类型,在模拟仿真、评价、预测预报、分类等方面最为适用^[41]。本文基

于MatlabR2017编程环境构建了区域多维贫困评价的BP神经网络模型^[42]。主要步骤如下:

(1) 构建网络。1989年Robert^[43]在理论上证明了只有一个隐含层的BP神经网络也可以实现任意 n 维到 m 维的映射。因此, 本文构建了包括1个输入层、1个隐含层、1个输出层的3层神经网络。输入层为各维度的评价指标, 神经元个数由评价指标的数目确定; 输出层为单维度贫困指数, 神经元个数为1。隐含层神经元数目的确定目前还没有统一的标准和公式, 本文结合公式(1), 按照训练次数最少即最优的原则, 通过多次反复试验, 最终确定生态贫困指数(Natural Poverty Index, NPI)、经济贫困指数(Economic Poverty Index, EPI)、福利贫困指数(Welfare Poverty Index, WPI)在模拟过程中隐含层神经元分别为8、6、8。NPI、EPI、WPI构建的网络结构分别为 $5 \times 8 \times 1$ 、 $5 \times 6 \times 1$ 、 $4 \times 8 \times 1$ 。网络参数设置包括: 隐含层的传递函数为Tansig函数, 输出层的传递函数为Purelin函数, 学习函数为Learnqdm函数, 性能函数为均方误差。

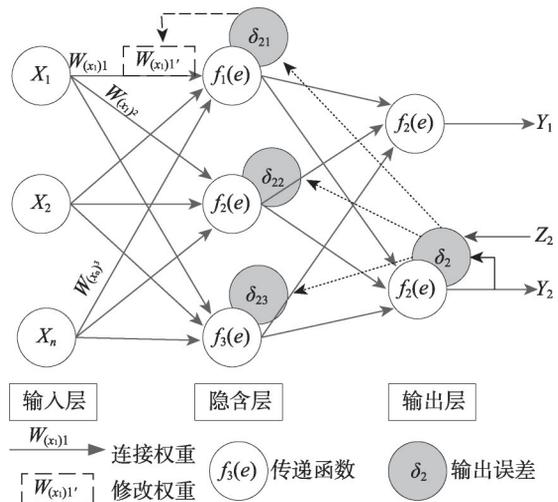


图4 BP神经网络工作原理

Fig. 4 Principle of back propagation neural network

在模拟过程中隐含层神经元分别为8、6、8。NPI、EPI、WPI构建的网络结构分别为 $5 \times 8 \times 1$ 、 $5 \times 6 \times 1$ 、 $4 \times 8 \times 1$ 。网络参数设置包括: 隐含层的传递函数为Tansig函数, 输出层的传递函数为Purelin函数, 学习函数为Learnqdm函数, 性能函数为均方误差。

$$n = \sqrt{n^i + n^0} + a \quad (1)$$

式中: n 为隐含层节点数; n^i 为输入层节点数; n^0 为输出层节点数; a 为1~10之间的常数。

(2) 训练网络。区域多维贫困测量属于人工神经网络中的评价型工作。在评价型工作中, 网络训练数据常由研究对象的评价标准构成, 如水质和大气质量国家或地方标准等^[41]。由于区域贫困测量尚未形成通用的评价标准, 本文采用自然断点法设定线性影响等级, 通过Spline函数进行线性内插, 扩大样本数量, 构建BP神经网络的训练数据(表2)。网络训练的参数设置包括: 训练函数为Trainlm函数, 最大迭代次数为10000次, 最大误差为0.00001, 其他参数采取默认值。

(3) 模拟评价。为了消除不同量纲、正负向指标的影响, 本研究采用极差标准化对334个深度贫困县的评价指标进行归一化处理。将归一化处理后的样本数据输入训练好的BP神经网络, 模拟函数选择Sim函数, 得到各贫困县的生态贫困指数、经济贫困指数、福利贫困指数, 最后加总求和计算区域多维贫困指数(Regional Multidimensional Poverty, RMP):

$$RMP = NPI + EPI + WPI \quad (2)$$

3.3.2 探索性空间数据分析 探索性空间数据分析(Exploratory Spatial Data Analysis, ESDA)可以深入探究地理事物和地理现象的空间依赖性和集聚特征。本文采用全局Moran's I 指数判断深度贫困县区域多维贫困指数的空间自相关性。Moran's I 指数为正, 呈正相关; Moran's I 指数为负, 呈负相关。具体计算公式见参考文献[40]。在全局空间自相关性判断的基础上, 使用局部 G 统计量 G_i 来检测局部的空间依赖性和集聚特征。 G_i 值显著为正, 表示高观测值的空间单元趋于集聚, 为“热点地区”; 显著为负, 表示低观测值的空间单元趋于集聚, 为“冷点地区”。 G_i 的计算公式如下:

表2 区域贫困指数BP网络模型的评价标准

Tab. 2 Evaluation standards of BP neural network for regional poverty index

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	等级
NPI	1	1	1	1	1	5(高)
	0.8001	0.5126	0.6636	0.6218	0.9946	4(较高)
	0.5605	0.3317	0.3932	0.3468	0.9767	3(中)
	0.3331	0.2176	0.2336	0.1735	0.9260	2(较低)
	0.1533	0.1151	0.0896	0.0614	0.0000	1(低)
	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	等级
EPI	1	1	1	1	1	5(高)
	0.8504	0.9760	0.9159	0.4288	0.9318	4(较高)
	0.7531	0.9493	0.8129	0.2366	0.8694	3(中)
	0.6383	0.8901	0.6665	0.1153	0.7630	2(较低)
	0.4488	0.4202	0.3832	0.0425	0.4770	1(低)
	X_{11}	X_{12}	X_{13}	X_{14}	等级	
WPI	1	1	1	1	5(高)	
	0.9250	0.7248	0.9245	0.9609	4(较高)	
	0.8312	0.5046	0.8763	0.9181	3(中)	
	0.6857	0.3224	0.7686	0.8423	2(较低)	
	0.3970	0.1992	0.0000	0.0000	1(低)	

$$G_i = \sum_j w_{ij} x_j / \sum_j x_j \quad (3)$$

式中： w_{ij} 为空间权重矩阵，空间相邻取值为1，不相邻取值为0； x_j 为 j 县的观测值。

3.3.3 匹配系数 2013年国家提出精准扶贫战略以来，全国各地按照“两不愁、三保障”的标准精准识别农村贫困人口，以每个县农村人口的贫困发生率反映其贫困状况，即个体贫困。本文将区域多维贫困指数与贫困发生率进行对比，可以分析区域多维贫困和个体多维贫困在贫困测量与瞄准上的差异。为了消除不同量纲的影响，比较两者的相对差异，本文将334个深度贫困县的区域多维贫困指数和2016年贫困发生率按照降序进行排序，即区域多维贫困指数和贫困发生率越大、贫困程度越高、排名则越靠前。然后，计算两者的匹配系数 M_i ，公式如下：

$$M_i = \frac{P_i - R_i}{n - 1} \quad (4)$$

式中： M_i 表示 i 县的匹配系数； P_i 表示 i 县的贫困发生率排名； R_i 表示 i 县的区域多维贫困指数排名； n 为深度贫困县的数量。 M_i 为正，表示区域多维贫困程度高于个体多维贫困程度； M_i 为负，表示个体多维贫困程度高于区域多维贫困程度。 M_i 的绝对值越大，匹配程度越低； M_i 的绝对值越小，匹配程度越高； $M_i = 0$ 表明两者之间完全匹配。

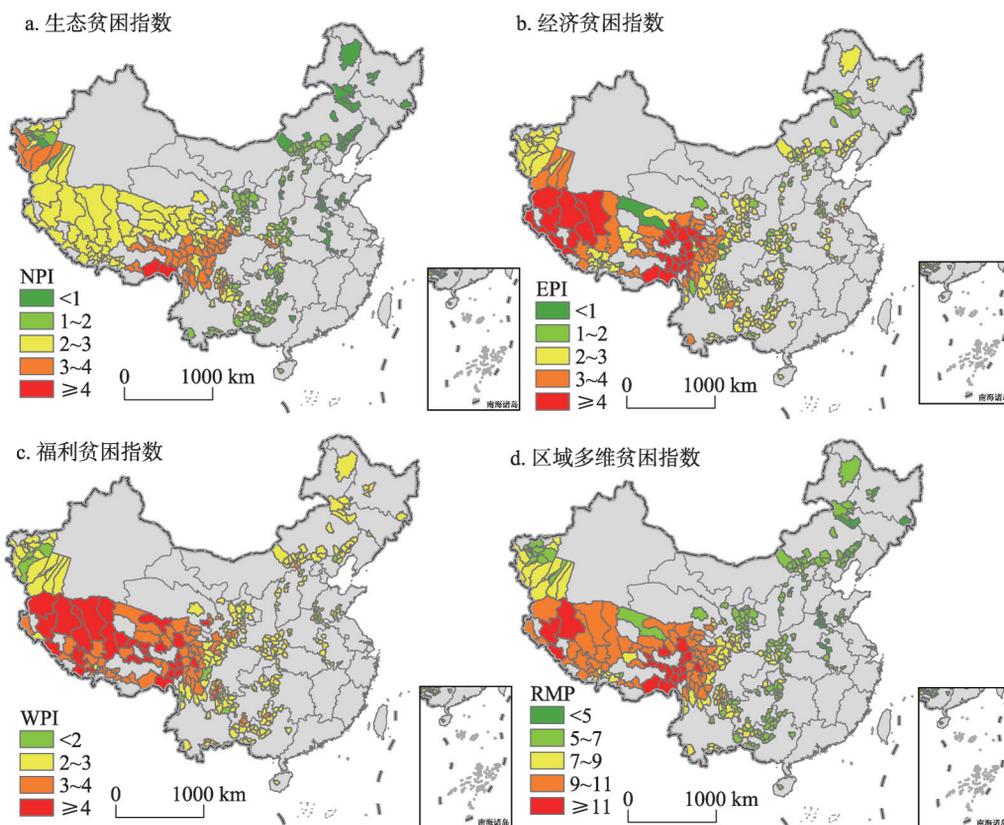
4 结果分析

4.1 深度贫困地区多维贫困格局

4.1.1 生态贫困指数(NPI) 生态贫困指数综合反映了一个地区的地形条件、生态脆弱性和耕地资源禀赋，是区域贫困状况在环境维度上的体现，表达了贫困地区在生产生活中的先天性劣势。在Matlab中运用BP神经网络建立并训练生态贫困指数的评价模型，输入5个测量指标的样本数据得到深度贫困地区的生态贫困指数（图5a）。从计算结果来看，

深度贫困地区的平均生态贫困指数为1.89, 生态贫困状况处于较低水平。从地域分布来看, 南疆三地州(和田地区、喀什地区、克孜州)、四川凉山州、四川藏区和横断山区的生态贫困指数较高。其中墨脱县和察隅县的生态贫困指数最高, 分别为4.22、4.23。东北地区、燕山山脉、大别山区的深度贫困县, 由于地势起伏相对较小、农业生产的水热条件较好, 经济发展受地形、气候等自然环境的制约作用弱, 生态贫困指数较低。

在NPI指数计算的基础上, 通过探索性空间数据分析定量评价生态贫困指数的空间集聚特征。首先, 计算NPI的全局Moran's I 指数。结果显示, NPI的Moran's I 指数为0.85, 这说明生态贫困指数具有很强的空间自相关性。然后通过冷热点分析判断NPI的局部集聚特征。如图6a所示, 南疆两地(和田、喀什地区)、凉山州、四川藏区、横断山区是NPI指数分布的“热点地区”, 呈显著的“高一高集聚”态势。上述地区均为深山区、高寒干旱区, 自然条件恶劣、生态环境脆弱, 干旱、地震、滑坡、泥石流等自然灾害多发, 资源开发利用的难度较大, 生态保护与经济发展的矛盾十分突出, 贫困人口高度集中, 是空间贫困的生态陷阱区。NPI指数的“冷点地区”零散分布在东北、内蒙古、安徽以及鲁豫交界地带, 其余深度贫困县NPI指数的空间依赖性不显著。生态贫困指数揭示了深度贫困地区在自然资源与生态环境方面的劣势程度。在未来减贫事业中, 政府应重视生态贫困陷阱区环境保护与经济发展之间的尖锐矛盾。特别是在全球气候变暖的大背景下, 政府应加大力度推进生态脆弱区的环境保护与生态修复, 全面提高贫困



注: 基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2016)2893号的标准地图制作, 底图无修改。

图5 中国深度贫困地区多维贫困测量

Fig. 5 Multidimensional poverty measurement in severely impoverished counties

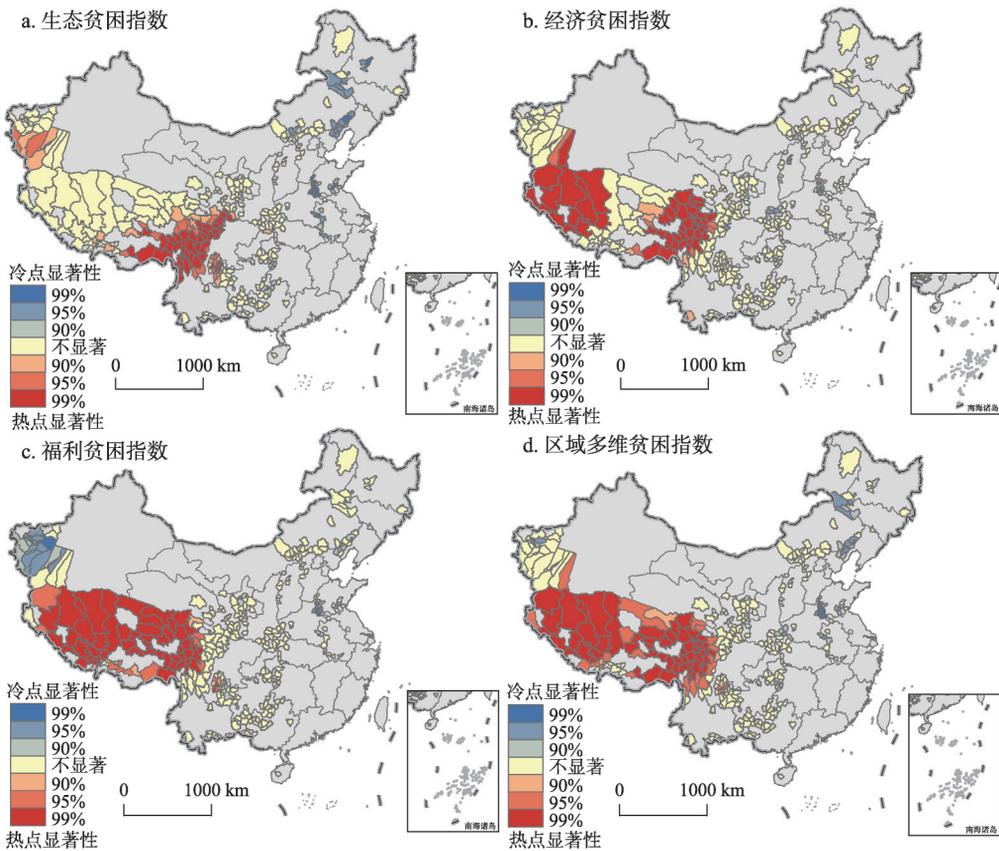
人口应对自然灾害的抗风险能力,通过移民搬迁、环境综合治理、重大灾害防范等多种手段,帮助贫困人口走出生态贫困陷阱。

4.1.2 经济贫困指数(EPI) 经济贫困指数综合反映了区域的经济水平、基础设施建设和交通可达性,是区域贫困状况在经济维度上的体现,表征了贫困地区在经济区位和交通区位上的劣势程度。根据前文的评价方法建立经济贫困指数的BP神经网络,当网络通过训练达到精度要求后,将5个测量指标的样本数据输入模型得到深度贫困地区的经济贫困指数(EPI),并结合ArcGIS制作EPI指数的可视化地图(图5b)。计算结果显示,深度贫困地区的平均EPI指数为2.66,在经济贫困维度上处于中等水平。在地域分布上,川—青—藏三省交界地区、西藏西部以及南疆和田地区的经济贫困指数较高,其余大部分深度贫困县的EPI指数处于中等水平。其中普兰县和改则县是经济贫困程度最深的两个县,EPI指数分别为4.88、4.68。全国大多数深度贫困县的经济贫困指数均高于生态贫困指数,说明经济发展与收入增加仍是深度贫困地区贫困人口当前面临的最为紧迫的关键问题和现实难题。

在EPI指数计算的基础上通过探索性空间数据分析判断经济贫困指数的空间依赖性和集聚特征。结果显示,EPI的全局Moran's I 指数为0.81,这表明深度贫困地区的经济贫困指数在整体上具有显著的空间集聚性。然后通过冷热点分析探测EPI指数的局部集聚特征及其显著性。如图6b所示,经济贫困指数的“热点地区”集中分布在青藏高原的东西两侧,且显著性水平均在95%以上。该地区位于青藏高原特别是高原边缘的山脉附近,地形条件复杂,基础设施建设的技术要求高、难度大,交通可达性很差,对外的物质信息交流弱,长期处于封闭半封闭状态,属于农村贫困化的孤岛。“冷点地区”则零散分布在秦岭山区、鲁豫交界地区、山西、内蒙古的少数深度贫困县,大多数深度贫困县EPI的空间集聚性不显著。经济贫困的“热点地区”将成为中国未来10年减贫瞄准的重点区域。在项目安排上,政府应重点关注贫困地区的区域封闭性,集中人力、资金和技术攻克高原深山区在区际联系上的困境,改善当地经济发展的区位条件,提高贫困人口脱贫致富的自我发展能力和内生动力。

4.1.3 福利贫困指数(WPI) 福利贫困指数反映了区域内居民所享有的社会福利条件和公共服务水平,是区域贫困状况在社会维度上的体现,表达了居民在教育、医疗卫生、社会保障等公共福利上的缺失程度。将福利贫困维度的4个测量指标输入BP神经网络,得到深度贫困地区的福利贫困指数(图5c)。从WPI的计算结果来看,深度贫困地区的平均福利贫困指数为2.77,福利贫困状况处于中等水平。在地域分布上,福利贫困处于较高水平($WPI > 3$)的深度贫困县共98个,主要集中在青藏高原地区以及四川凉山州,其余大部分贫困县的福利贫困程度处于中等水平。其中聂荣县和石渠县是福利贫困程度最深的两个县,WPI指数分别为4.88、4.80。深度贫困县的福利贫困指数在3个单维贫困指数中总体得分最高,这说明深度贫困地区的公共服务建设已经成为其社会经济发展的最大短板。深度贫困地区不仅“深”在其经济落后与收入不足,更是“深”在社会福利与公共服务的短缺。

在WPI指数计算的基础上,通过Moran's I 指数和冷热点分析判断福利贫困指数的空间集聚特征和聚集区域。结果显示,WPI的全局Moran's I 指数为0.88,这说明深度贫困地区福利贫困的空间相关性极强。从冷热点分析的结果来看(图6c),WPI指数的“热点地区”主要集中在青藏高原,且绝大多数贫困县WPI高值集聚的显著性水平高达99%。青藏高原地区由于自然环境条件恶劣,公共设施建设的难度大、成本高,再加上地广人稀,学校、医院、养老机构等公共设施建成后产生的社会效益低下,同时区域环境的封



注: 基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2016)2893号的标准地图制作,底图无修改。

图6 中国深度贫困地区多维贫困的冷热点分析

Fig. 6 Hot spot analysis of regional multidimensional poverty in severely impoverished areas of China

闭性提高了居民享受外地优质公共资源的成本,自身薄弱的经济基础对社会事业发展的支撑作用不足,公共服务整体水平较低。南疆三地州和鲁豫交界地区是WPI指数的“冷点地区”,显著性水平为95%,其余深度贫困县在福利贫困维度的集聚特征不明显。WPI指数的高度集中,反映了福利贫困已成为青藏高原地区普遍存在的社会问题。教育、医疗等公共事业的发展是贫困人口稳定脱贫的重要保障。在未来减贫项目安排中,政府应加大对深度贫困地区公共事业发展的支持力度^[44],通过多地区联动、多部门协作,全面提升深度贫困地区的公共服务水平,帮助贫困人口走出福利贫困的陷阱。

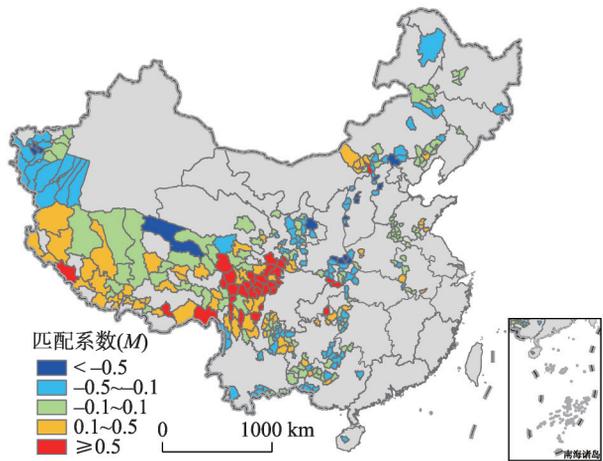
4.1.4 区域多维贫困指数(RMP) 区域多维贫困指数反映了一个区域在经济、社会、环境维度上的总体劣势,是区域贫困程度的综合表现。在3个单维贫困指数计算的基础上,通过公式(2)得到深度贫困地区的区域多维贫困指数(图5d)。从计算结果来看,深度贫困地区RMP的平均值为7.31,多维贫困程度总体处于中等水平。RMP > 11的深度贫困县有18个,主要分布在川—青—藏三省交界地区以及西藏西部。其中,察隅县和左贡县的RMP指数最高,分别为12.69、12.52。从地域分布上看,青藏高原地区深度贫困县的区域多维贫困指数较高,多维贫困问题最突出,其他地区的区域多维贫困指数较低。

在RMP指数计算的基础上,通过空间自相关和冷热点分析判断区域多维贫困指数的

空间集聚特征。结果显示, RMP的全局 Moran's I 指数为 0.96, 具有极其显著的集聚特征。多维贫困指数来看, 深度贫困地区多维贫困指数的“热点地区”为青藏高原, 且大多数贫困县 RMP 高值集聚的显著性水平高达 99% (图 6d)。鲁豫交界、内蒙古东部、秦岭北部、新疆阿克苏等地区的深度贫困县是区域多维贫困指数的“冷点地区”, 其余地区的冷热点分析均不显著。由于地理位置偏远、自然条件恶劣, 经济发展基础薄弱, 公共服务建设落后, 青藏高原地区在生态贫困、经济贫困和福利贫困 3 个维度上均高于其他地区, 尤以福利贫困表现最为明显。3 个维度之间相互联系、相互作用, 加深了青藏高原区域贫困的程度, 提高了脱贫攻坚的难度。区域多维贫困指数可为国家宏观层面上的减贫瞄准和项目安排提供参考依据。在未来的减贫战略中, 政府应根据不同地区不同程度的贫困状况, 因地制宜、科学合理布局扶贫项目, 重点关注多维贫困集中分布的热点地区。

4.2 区域多维贫困与个体多维贫困的空间分布

区域瞄准与个体瞄准是贫困瞄准的两大手段。哪种瞄准方法更为科学、有效? 学界至今仍没有统一的结论。本文在区域多维贫困测量的基础上, 将深度贫困地区的区域多维贫困指数与贫困发生率按照降序进行排名, 计算了两者的匹配系数 M (图 7)。结果显示, $M > 0$ (区域多维贫困强于个体多维贫困) 的深度贫困县共 164 个, $M < 0$ (个体多维贫困程度高于区域多维贫困) 的有 169 个, 说明深度贫困地区在区域贫困与个体贫困在空间上分布较为一致; $-0.1 < M < 0.1$ 说明两者的匹配程度较高, 此类贫困县共 113 个, 占有样本量的 33.83%; $M \geq 0.5$, 说明区域多维贫困程度显著高于个体多维贫困; $M < -0.5$, 说明个体多维贫困程度显著高于区域多维贫困程度。全国深度贫困县中, 匹配系数 $M > 0.5$ 的有 32 个, 主要分布在川西地区、藏南边界以及巫山地区; $M < -0.5$ 的贫困县有 17 个, 零散分布在秦岭北部、山西、河北、青海玉树州、新疆阿克苏等地区。匹配系数 M 为贫困瞄准方式的选择提供了参考。匹配系数较高的地区, 大多是地理位置偏远、生态环境极其脆弱、区域劣势突出的地区, 应从区域多维贫困的视角重点瞄准贫困地区。反之, 匹配系数较低的地区, 由于其区位条件相对较好、区域整体性劣势较弱, 个体发展的生计资本差异较大, 应从个体多维贫困的视角重点瞄准贫困个体或群体。



注: 基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为 GS(2016)2893 号的标准地图制作, 底图无修改。

图 7 中国区域贫困与个体贫困匹配系数

Fig. 7 Matching coefficient between regional poverty and individual poverty in China

5 结论与讨论

区域多维贫困瞄准是科学减贫的基础和前提。本文立足于空间贫困理论和人地关系地域系统理论, 在系统解析区域贫困与个体贫困、贫困地域系统与区域多维贫困相互关系的基础上, 构建了区域多维贫困测量的理论框架和计量模型, 并以全国 334 个深度贫

困县为研究对象, 测算了深度贫困地区的多维贫困指数, 刻画了深度贫困地区的多维贫困空间格局, 揭示了深度贫困地区贫困的发生机理, 研究结果可为2020年后国家减贫与发展战略的制定提供决策支持, 对当前深度贫困地区打赢脱贫攻坚战具有重要的指导意义和实际价值。主要结论如下:

(1) 区域贫困和个体贫困是贫困地理学的研究对象。区域贫困和个体贫困均具有多维性特征。个体多维贫困主要表现在人类生计资本的匮乏, 包括收入低下、受教育程度低、失业、公共服务缺失、身体健康状况差等经济和社会2大维度; 区域多维贫困则是特定地域在生态环境劣势、经济劣势、社会福利劣势上的综合表现, 包括生态贫困、经济贫困和福利贫困3个维度。贫困地域系统是贫困地理学的研究核心, 包括以“人”“地”“业”为核心要素的社会子系统、环境子系统和经济子系统。贫困地域系统是一个复杂的动态系统, 其演化过程遵循形成、成长、稳定、衰退的生命周期规律。

(2) 深度贫困地区最“深”的地方在青藏高原, 最“深”的短板在基础设施和公共服务。结合BP神经网络和ESDA法分析了深度贫困地区的多维贫困格局。从单一维度的贫困指数来看, 福利贫困指数>经济贫困指数>生态贫困指数, 三者的平均值分别为2.77、2.66、1.89, 贫困人口社会福利和公共服务的缺失已经成为深度贫困地区最突出的问题。从多维贫困指数来看, 青藏高原是区域多维贫困指数“高一高集聚”的“热点地区”, 在生态贫困、经济贫困和福利贫困上均显著高于其他地区。

(3) 区域多维贫困指数能较好地刻画区域贫困状况。深度贫困地区多维贫困指数与贫困发生率的匹配结果表明: 匹配系数较高的地区, 大多是地理位置偏远、生态环境极其脆弱、区域劣势突出的地区, 在瞄准方法上应选择区域多维贫困; 匹配系数较低的地区, 由于其区位条件相对较好、区域整体性劣势较弱, 个体发展的生计资本差异较大, 在瞄准方法上应选择个体多维贫困。

随着国家精准扶贫战略的实施和推进, 国内关于区域贫困问题研究的成果大量涌现。但是, 学界对于贫困地理学的基础理论、研究框架、研究范式与方法等方面仍缺乏清晰、统一的认识。本文虽然探讨了区域多维贫困的概念、指标体系和测量方法, 但受制于数据的可获得性, 多维贫困测量指标体系有待进一步完善。同时, 缺少对区域多维贫困演化过程、发生机理和减贫路径的深入探讨, 未来还须结合典型案例区加强微观层面上区域多维贫困的机理研究。此外, 贫困不是农村特有的现象, 城市贫困问题也制约着城乡一体化发展。在城乡融合发展的大背景下, 亟需强化城乡统一的空间贫困问题研究, 这为贫困地理学研究提供了机遇和挑战。面向联合国2030年可持续发展消除贫困的目标, 地理学者不仅要关注多维贫困测度的理论与方法、区域贫困格局与过程、区域贫困化与地理环境演变的关系、反贫困对策与措施(如交通基础设施和公共设施建设)及其减贫效应, 还需要积极探索贫困地区精准脱贫与乡村振兴有机衔接和解决相对贫困的长效机制, 推动贫困地区转型和可持续发展。

参考文献(References)

- [1] Liu Yansui, Zhou Yang, Liu Jilai. Regional differentiation characteristics of rural poverty and targeted poverty alleviation strategy in China. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2016, 31(3): 269-278. [刘彦随, 周扬, 刘继来. 中国农村贫困化地域分异特征及其精准扶贫策略. *中国科学院院刊*, 2016, 31(3): 269-278.]
- [2] Zhou Y, Liu Y S. The geography of poverty: Review and research prospects. *Journal of Rural Studies*, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2019.01.008>
- [3] World Bank. *Poverty and Shared Prosperity 2018: Piecing Together the Poverty Puzzle*. Washington DC: World Bank, 2018.
- [4] United Nations. *Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development*. New York: United Nations,

- 2015.
- [5] Rowntree B S. Poverty: A Study of Town Life. London: Macmillan, 1901.
- [6] Wang Xiaolin. The Measurement of Poverty: Theories and Methods. 2nd ed. Beijing: Social Sciences Academic Press, 2017. [王小林. 贫困测量: 理论与方法. 2版. 北京: 社会科学文献出版社, 2017.]
- [7] Sen A. Commodities and Capabilities. *The Canadian Journal of Economics*, 1987, 20(1): 198-201.
- [8] Zhou Jinyan. Why have almost all efforts to reduce poverty in sub-Saharan Africa failed? *Chinese Science Bulletin*, 2018, 63(7): 606-610. [周瑾艳. 为什么改变撒哈拉以南非洲贫困状态的努力几乎全部失败? *科学通报*, 2018, 63(7): 606-610.]
- [9] Wang Xiaolin, Alkire Sabina. Measurement of multidimensional poverty in China: Evaluation and policy implication. *Chinese Rural Economy*, 2009(12): 4-10. [王小林, Alkire Sabina. 中国多维贫困测量: 估计和政策含义. *中国农村经济*, 2009(12): 4-10.]
- [10] Tandia D, Havard M. The evolution of thinking about poverty: Exploring the interactions. *General Information*, 1999, 55(6): 957-963.
- [11] UNDP. Human Development Report 1990: Concept and Measurement of Human Development. New York and Oxford: Oxford University Press, 1990.
- [12] He Renwei, Li Guangqin, Liu Yunwei, et al. Theoretical analysis and case study on targeted poverty alleviation based on sustainable livelihoods framework: A case study of Liangshan Yi Autonomous Prefecture, Sichuan Province. *Progress in Geography*, 2017, 36(2): 182-192. [何仁伟, 李光勤, 刘运伟, 等. 基于可持续生计的精准扶贫分析方法及应用研究: 以四川凉山彝族自治州为例. *地理科学进展*, 2017, 36(2): 182-192.]
- [13] Alkire S, Foster J. Counting and multidimensional poverty measurement. *Journal of Public Economics*, 2011, 95(7-8): 476-487.
- [14] Alkire S, Foster J. Understandings and misunderstandings of multidimensional poverty measurement. *Journal of Economic Inequality*, 2011, 9(2): 289-314.
- [15] Fu Bojie. Geography: From knowledge, science to decision making support. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(11): 1923-1932. [傅伯杰. 地理学: 从知识、科学到决策. *地理学报*, 2017, 72(11): 1923-1932.]
- [16] Ding Jianjun, Leng Zhiming. Regional poverty analysis in a view of geography science. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(2): 232-247. [丁建军, 冷志明. 区域贫困的地理学分析. *地理学报*, 2018, 73(2): 232-247.]
- [17] Jiang Dehua, Zhang Yaoguang, Yang Liu, et al. Research on the Classification and Development of Poor Area in China. *Geographical Research*, 1988, 7(3): 1-16. [姜德华, 张耀光, 杨柳, 等. 中国贫困地区类型划分及开发研究提要报告. *地理研究*, 1988, 7(3): 1-16.]
- [18] Zhou Y, Li Y R, Liu Y S. The nexus between regional eco-environmental degradation and rural impoverishment in China. *Habitat International*, 2020, 96: 102086.
- [19] Wang Yanhui, Qian Leyi, Duan Fuzhou. Multidimensional poverty measurement and spatial distribution pattern at the county scale: A case study on key county from national contiguous special poverty-stricken areas. *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33(12): 1489-1497. [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. *地理科学*, 2013, 33(12): 1489-1497.]
- [20] Liu Y S, Liu J L, Zhou Y. Spatio-temporal patterns of rural poverty in China and targeted poverty alleviation strategies. *Journal of Rural Studies*, 2017, 52: 66-75.
- [21] Chen Yefeng, Wang Yanhui, Zhao Wenji, et al. Contributing factors and classification of poor villages in China. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(10): 1827-1844. [陈烨烽, 王艳慧, 赵文吉, 等. 中国贫困村致贫因素分析及贫困类型划分. *地理学报*, 2017, 72(10): 1827-1844.]
- [22] Liu Yanhua, Xu Yong. Geographical identification and classification of multi-dimensional poverty in rural China. *Acta Geographica Sinica*, 2015, 70(6): 993-1007. [刘艳华, 徐勇. 中国农村多维贫困地理识别及类型划分. *地理学报*, 2015, 70(6): 993-1007.]
- [23] Zhou Yang, Guo Yuanzhi, Liu Yansui. Comprehensive measurement of county poverty and anti-poverty targeting after 2020 in China. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(8): 1478-1493. [周扬, 郭远智, 刘彦随. 中国县域贫困综合测度及2020年后减贫瞄准. *地理学报*, 2018, 73(8): 1478-1493.]
- [24] Chen Yefeng, Wang Yanhui, Wang Xiaolin. Measurement and spatial analysis of poverty-stricken villages in China. *Geographical Research*, 2016, 35(12): 2298-2308. [陈烨烽, 王艳慧, 王小林. 中国贫困村测度与空间分布特征分析. *地理研究*, 2016, 35(12): 2298-2308.]
- [25] Yuan Yuan, Wang Yanglin, Ma Jing, et al. Multidimensional evaluation of county poverty degree in Hebei Province.

- Progress in Geography, 2014, 33(1): 124-133. [袁媛, 王仰麟, 马晶, 等. 河北省县域贫困度多维评估. 地理科学进展, 2014, 33(1): 124-133.]
- [26] Wen Qi, Shi Linna, Ma Caihong, et al. Spatial heterogeneity of multidimensional poverty at the village level: Loess Plateau. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(10): 1850-1864. [文琦, 施琳娜, 马彩虹, 等. 黄土高原村域多维贫困空间异质性研究: 以宁夏彭阳县为例. 地理学报, 2018, 73(10): 1850-1864.]
- [27] Zhou Y, Guo L Y, Liu Y S. Land consolidation boosting poverty alleviation in China: Theory and practice. *Land Use Policy*, 2019, 82: 339-348.
- [28] Liu Y S, Guo Y Z, Zhou Y. Poverty alleviation in rural China: Policy changes, future challenges and policy implications. *China Agricultural Economic Review*, 2018, 10(2): 241-259.
- [29] Liu Xiaopeng, Li Yonghong, Wang Yajuan, et al. Geographical identification of spatial poverty at county scale. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(3): 545-557. [刘小鹏, 李永红, 王亚娟, 等. 县域空间贫困的地理识别研究: 以宁夏泾源县为例. 地理学报, 2017, 72(3): 545-557.]
- [30] Liu Xiaopeng, Su Xiaofang, Wang Yajuan, et al. Review on spatial poverty and deprivation and its enlightenments to poverty geography studies in China. *Arid Land Geography*, 2014, 37(1): 144-152. [刘小鹏, 苏晓芳, 王亚娟, 等. 空间贫困研究及其对我国贫困地理研究的启示. 干旱区地理, 2014, 37(1): 144-152.]
- [31] Chen Quangong, Chen Xi. Spatial poverty and its policy implications. *Guizhou Social Sciences*, 2010(8): 87-92. [陈全功, 程蹊. 空间贫困及其政策含义. 贵州社会科学, 2010(8): 87-92.]
- [32] Jalan J, Ravallion M. Geographic poverty traps? A micro model of consumption growth in rural China. *Journal of Applied Econometrics*, 2002, 17(4): 329-346.
- [33] Jalan J, Ravallion M. Spatial poverty traps? World Bank Policy Research Working Paper No. 1862, 1997.
- [34] Daimon T. The spatial dimension of welfare and poverty: Lessons from a regional targeting programme in Indonesia. *Asian Economic Journal*, 2001, 15(4): 345-367.
- [35] Bird K, Shepherd A. Livelihoods and chronic poverty in Semiarid Zimbabwe. *World Development*, 2003, 31(3): 591-610.
- [36] Chronic Poverty Research Centre. Chronic poverty report 2004-05. Manchester: CPRC, University of Manchester, 2004.
- [37] Zhou Y, Guo Y Z, Liu Y S, et al. Targeted poverty alleviation and land policy innovation: Some practice and policy implications from China. *Land Use Policy*, 2018, 74: 53-65.
- [38] Alkire S. Dimensions of human development. *World Development*, 2002, 30(2): 181-205.
- [39] Li Shuangcheng, Xu Yueqing, Fu Xiaofeng. Spatial simulation using GIS and ANN for regional pauperization in China. *Resources Science*, 2005, 27(4): 76-81. [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. 资源科学, 2005, 27(4): 76-81.]
- [40] Xu Jianhua. *Mathematical Method in Contemporary Geography*. 3rd ed. Beijing: Higher Education Press, 2018. [徐建华. 现代地理学中的数学方法. 3版. 北京: 高等教育出版社, 2018.]
- [41] Xu Yueqing, Li Shuangcheng, Cai Yunlong. Spatial simulation using GIS and artificial neural network for regional poverty: A case study of Maotiaohe Watershed, Guizhou Province. *Progress in Geography*, 2006, 25(3): 79-85. [许月卿, 李双成, 蔡运龙. 基于GIS和人工神经网络的区域贫困化空间模拟分析: 以贵州省猫跳河流域为例. 地理科学进展, 2006, 25(3): 79-85.]
- [42] Chen Yanguang. *Geographical Data Analysis with Matlab*. Beijing: Higher Education Press, 2012. [陈彦光. 基于Matlab的地理数据分析. 北京: 高等教育出版社, 2012.]
- [43] Robert H N. Theory of the backpropagation neural network. *International 1989 Joint Conference on Neural Networks*, 1989(1): 593-605.
- [44] Zhou Yang, Li Xunhuan. Geographical pattern and mechanism of poverty differentiation in plain areas: A case study of Lixin County, Anhui Province. *Scientia Geographica Sinica*, 2019, 39(10): 1592-1601. [周扬, 李寻欢. 平原农区贫困地理格局及其分异机制: 以安徽省利辛县为例. 地理科学, 2019, 39(10): 1592-1601.]

Theory and measurement of regional multidimensional poverty

LI Xunhuan^{1,2,3}, ZHOU Yang^{1,2,3}, CHEN Yufu^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Regional Sustainable Development Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 2. Center for Assessment and Research on Targeted Poverty Alleviation, CAS, Beijing 100101, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Poverty includes regional poverty and individual poverty, both of which are featured by multidimensional concept. Regional multidimensional poverty (RMP) is a major theme and content in poverty geography. Because of harsh natural environment, vulnerable economy and inadequate public services, severely impoverished areas (SIAs) are typical and highlighted areas of RMP, which have been the biggest obstacle to poverty alleviation in China. Based on the theory of spatial poverty, this paper defines the notion of impoverished areal system (IAS) and regional multidimensional poverty (RMP), explores their internal connections and proposes the evaluation indicators and measurement method for RMP. Taking 334 severely impoverished counties as research samples, we analyze the multidimensional poverty patterns of SIAs in 2016 by BP neural network model and exploratory spatial data analysis (ESDA). Results show that: (1) RMP is an external manifestation of the coupling imbalance of "human", "environment" and "industry" in the evolution of IAS. It reveals regional disadvantages in natural environment, economic development and social welfare, corresponding to natural poverty, economic poverty and welfare poverty, respectively. (2) The most severely impoverished county, with the poorest services and infrastructure, is found in the Qinghai-Tibet Plateau. From a single dimension of regional poverty, the Welfare Poverty Index (WPI) > Economic Poverty Index (EPI) > Natural Poverty Index (NPI) in the SIAs, whose average is 2.77, 2.66 and 1.89, respectively, indicating that the lack of social welfare and public services for the poor has become the prominent problem in the SIAs. From the perspective of multidimensional poverty, the Qinghai-Tibet Plateau is a high agglomeration region or "hot spot" of RMP, which is significantly higher than other areas in terms of natural poverty, economic poverty and welfare poverty. (3) Both RMP and individual multidimensional poverty are effective measures of poverty targeting. Their matching coefficient (M) can help us to judge the poverty status of some specific areas, e.g., RMP is superior to individual multidimensional poverty in the remote areas, extremely fragile ecological environment and obvious regional disadvantage, where the matching coefficient (M) is higher. RMP can more objectively reflect the true level of geographical capitals, effectively target poor areas and identify determinant impoverishing factors.

Keywords: regional multidimensional poverty; poverty geography; impoverished areal system; severely impoverished areas; regional sustainable development