

多维贫困视角下返贫风险识别及预测研究

张劲松,丁同根,马林茂*

(中南民族大学 a.管理学院;b.民族地区数字化发展与治理研究中心,武汉 430074)

摘要 后扶贫时代,从多维度精准识别并预测已脱贫人口的返贫风险是巩固脱贫攻坚成果与乡村振兴有效衔接的必要举措.基于中国家庭追踪调查(CFPS)2012—2018年的数据构建了多维贫困指标,通过A-F双临界值法对农村多维贫困及返贫情况进行测度,通过指标加总和分解讨论了不同指标对于多维贫困的贡献度.在此基础上,利用VMD和BiLSTM模型建立返贫风险预测模型.结果表明:中国农村的多维返贫问题基本集中于二维或三维返贫,社会发展能力维度对多维返贫指数的贡献率最高,贡献率为43.12%,其次是健康和教育维度.返贫风险预测方面,BiLSTM的预测总体准确率为88.9%,对有返贫风险的个体其预测准确性仅有87.6%.AOA-VMD-BiLSTM模型对测试集的整体预测准确性达到99.81%,其中对存在多维返贫风险的个体预测准确性是99.6%,无风险个体的预测准确性达到100%,说明该模型可以准确并稳定预测多维贫困群体和地区的潜在返贫风险,为贫困治理工作提供更加准确的数据支撑.

关键词 多维贫困;返贫风险;风险识别;风险预测;贫困治理;乡村振兴

中图分类号 TP183 文献标志码 A 文章编号 1672-4321(2025)01-0126-12

doi:10.20056/j.cnki.ZNMDZK.20250729

Research on risk identification and prediction of returning to poverty from the perspective of multidimensional poverty

ZHANG Jinsong, DING Tonggen, MA Linmao*

(South-Central Minzu University, a. School of Management; b. Research Center of Digital Development and Governance in Minority Areas, Wuhan 430074, China)

Abstract In the post-poverty alleviation era, accurately identifying and predicting the risk of returning to poverty of people who have been lifted out of poverty from multiple dimensions is a necessary measure to consolidate the effective connection between the achievements of poverty alleviation and rural revitalization. Based on the data of China Family Panel Studies (CFPS) from 2012 to 2018, a multidimensional poverty index is constructed, the multidimensional poverty and return to poverty in rural areas are measured based on the A-F double critical value method, and the contribution of different indicators to multidimensional poverty is discussed through the sum decomposition of indicators. On the basis, VMD and BiLSTM models are used to establish a risk prediction model for returning to poverty. The results show that the problem of multidimensional poverty return in rural China is basically concentrated in two-dimensional or three-dimensional poverty return. The dimension of social development ability has the highest contribution rate to the multidimensional poverty return index, with a contribution rate of 43.12%, followed by the health and education dimensions. In the prediction of the risk of returning to poverty, the overall prediction accuracy of BiLSTM is 88.9%, and the prediction accuracy for individuals at risk of returning to poverty is only 87.6%. The overall prediction accuracy of the AOA-VMD-BiLSTM model for the test set reaches 99.81%, of which the prediction accuracy for individuals with multidimensional poverty-returning risk is 99.6%, and the prediction accuracy for risk-free individuals reaches 100%.

收稿日期 2023-07-04 *通信作者 马林茂,研究方向:社会经济系统风险监测预警,E-mail:mma16@126.com

作者简介 张劲松(1972-),男,教授,博士,博士生导师,研究方向:信息管理与信息系统、社会经济系统风险监测预警、民族地区社会治理等,E-mail:zhangjinsong@scuec.edu.cn

基金项目 国家社会科学基金重点资助项目(19AGL029)

indicating that the model can accurately and stably predict the potential poverty-returning risk of multidimensional poverty groups and regions, and provide more accurate data support for poverty governance.

Keywords multidimensional poverty; risk of returning to poverty; risk identification; risk prediction; poverty governance; rural revitalization

2020年中国实现全面脱贫,然而在取得巨大成就的同时返贫问题也相伴而生.建档立卡数据显示,全国2016—2018年分别有68.4万、20.8万、5.8万返贫人口^[1],除收入因素外,因病、因学、因灾等不同原因返贫压力依然巨大.例如,因病致贫和因病返贫的比例从2013年占比42.2%上升到2015年的44.1%^[2].后扶贫时代,多维相对贫困成为中国反贫困斗争的主要任务^[3].多维贫困是指在经济贫困的基础上,考虑教育、健康、住房、社会保障等多个方面的因素,对贫困问题进行更全面和深入的分析.从这个角度出发,中国的反贫困斗争将更加注重提高贫困人口的综合生活水平,以实现可持续脱贫.2020年,习近平总书记在决战决胜脱贫攻坚座谈会上的讲话中指出“已脱贫人口中有近200万人存在返贫风险,边缘人口中还有近300万存在致贫风险”^[4].新背景下,学术界对于贫困问题的研究也从以收入这一单一静态维度拓展到现在的多维贫困^[5].为更好地应对新时代背景下的贫困治理问题,中国在基层管理组织中设立了对应的机构,监测地区 and 个人的脱贫状况,旨在发现潜在的返贫风险,但由于识别指标的多样性和监测人群的广泛性,现有的人工识别和评估方法无法提前准确预测有风险的潜在对象.而只能在返贫发生后做出判断,导致失去了阻止返贫风险扩散的最佳时机,导致重复贫困的出现,增加了新时期贫困治理的成本.

1 文献综述

贫困是一个复杂的社会问题,消除贫困是人类共同目标.随着社会的发展,学术界对贫困问题的认识和解决方法也在不断演进,从以收入为标准的单维贫困逐渐过渡到以收入、健康、教育、社会发展水平等多维度来测度贫困.贫困长期来看是多维的^[6],对于多维贫困的研究可以追溯到SEN提出的“可行能力理论”^[7],SEN认为贫困的本质是基本可行能力被剥夺,强调从多维度提高生活质量. ALIKIRE在已有研究的基础上,对生活质量、跨文化心理学、基本需求理论及参与式发展理论中关于贫困维度的研究进行归纳,指出人类社会的发展是

多维的,在研究贫困问题时需要从多维度进行讨论^[8].在多维贫困的测算研究中,HAGENAARS基于收入和闲暇两个维度构建多维贫困指数,首次对多维贫困进行了定量测算^[9].2007年ALIKIRE和FOSTER提出A-F方法用于测算多维贫困指数(MPI)^[10].基于A-F方法,ALKIRE团队测算了104个发展中国家的MPI并在联合国2010年《人类发展报告》中公布^[11].此后A-F方法的应用进一步得到拓展.除此之外,陈立中采用WATTS多维贫困指数,从收入、知识和健康三个维度对中国转型时期多维贫困进行测算,并进行夏普里分解^[12].包国宪^[13]基于事故链理论对返贫诱因进行探究,发现自然环境差、政策保障不全面、自身发展动力不足及劳动力质量低共同作用于返贫现象的发生,把返贫诱因归类为制度政策型返贫、资源环境型返贫、灾祸风险型返贫及能力习惯型返贫四种.^[14]一些研究者也把A-F方法扩展到特定领域,NUSSBAUMER等人构建了多维贫困能源指数(MEPI)对部分非洲国家的能源贫困状况进行测量,以更加准确测量能源贫困的发生率和强度^[15].ABBAS基于此构建了多维能源贫困指数,并利用OLS回归模型和Tobit模型研究了南亚国家能源贫困程度及影响多维能源贫困的因素,结果表明家庭规模、家庭财富、教育程度、职业以及户主的性别是家庭多维能源贫困的显著负面社会经济决定因素.居住地点、房屋所有权状态和主要劳动力的年龄在多维能源贫困方面发挥了显著的正面作用^[16].杨惠敏则构建了UNDP-MPI指数对生态敏感区域农户多维贫困测度,发现有较大比例多维贫困农户为非收入贫困,家庭收入来源、房屋结构及医疗支出为家庭贫困主要因素,家庭劳动人口比例、家庭成年人口受教育程度、水电设施配备等都会对农村多维贫困产生中重要影响^[17].中国的贫困人口退出标准以户为单位,其收入超过国家扶贫标准,同时家庭生活条件也要满足“两不愁、三保障”,这一标准同样体现了非收入指标的重要性^[18].

为防止返贫现象的发生,需要采用精确的预测方法来预测返贫风险.现有文献大多集中在某一维度对家庭现有贫困状况进行识别,对于返贫风险的预测研究较为缺乏.陈文美^[19]采用ESA模型测算脱

贫农户的返贫风险指数,发现金融资本和人力资本是主要返贫因素,构建返贫预警时应以重视. TANG^[20]首次使用遥感数据通过卷积神经网络预测了发展中国家社区的贫困状况. TIAN^[21]探讨了水资源发展与贫困之间的关系,通过关联规则挖掘和分类回归树进行贫困敏感因素识别,发现水资源利用率、人均水资源可利用量和水库密度对贫困等级的预测至关重要. PUURBALANTA^[22]提出了一种空间依赖有序数据的截断高斯地理分类模型将其与现有的家庭贫困分类方法进行比较,该模型的分类和预测精度优于 Probit 等分类模型.

综上所述,国内外关于多维贫困的研究集中在对因素分析、贫困形成机理的解析及贫困治理框架构建等方面的研究. 而对于多维贫困情境下如何预测潜在的返贫风险缺少量化研究. 本文则在 A-F 多维贫困测量方法的基础上,结合长短期神经网络(Long Short-Term Memory:LSTM)模型构建多维贫困预测模型,同时结合变分模态分解(Variational Mode Decomposition:VMD)技术对多维贫困指标进行序列分解提取其中有效信息以提升模型预测精度,为中国乡村振兴中的贫困治理工作提供更加高效的技术保障.

2 研究方法

2.1 A-F 双临界值法

本文采用 ALKIRE 和 FOSTER^[10]于 2007 年基于 SEN^[23]的可行能力剥夺理论提出多维贫困测量方法,即 A-F 法. 通过剥夺情况识别、维度加总和维度分解对个体在各个维度的被剥夺情况进行评价. 首先,识别个体在单个指标上的贫困情况. 用矩阵 X_{ij}^t 表示个体的指标信息,其中, t 表示时间维度, i 表示个体总数, j 表示指标的数量. 指标 j 的剥夺临界值为 Z_j ,判断个体 i 在指标 j 是否被剥夺用 g_{ij}^t 表示:

$$g_{ij}^t = \begin{cases} 1, & x_{ij} < Z_j \\ 0, & x_{ij} \geq Z_j \end{cases} \quad (1)$$

根据构建指标体系中所确定的临界值,结合数据矩阵得到剥夺矩阵 g_{ij}^0 . 剥夺矩阵用来存储个体被剥夺的情况,若个体在该指标下被剥夺,则矩阵中对应值为 1,否则为 0. 用 p_j^t 表示 t 时刻个体 i 在 j 纬度的贫困率,公式表示为:

$$p_j^t = \frac{\sum_{i=1}^n g_{ij}^t}{n} \quad (2)$$

用 h_{ij}^t 和 q_{ij}^t 表示 t 时刻个体 i 在 j 维度的返贫状态和返贫率,公式表示为:

$$h_{ij}^t = \begin{cases} 1, & g_{ij}^{t+1} = 0 \text{ 且 } g_{ij}^t = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$q_{ij}^t = \frac{\sum_{i=1}^n g_{ij}^t}{\sum_{i=1}^n (1 - g_{ij}^{t-1})} \quad (4)$$

通过识别每个个体在各指标上的被剥夺情况,统计出贫困人口数量,进而计算多维贫困发生率(H)、平均剥夺份额(A)、以及多维贫困指数(MPI), H 、 A 、MPI 分别表示研究区域的多维贫困人口数量、平均被剥夺的指标数量及该地区的贫困程度. 其中, q 为研究区域的多维贫困人口数, n 表示区域人口总数, $c_i(k)$ 为个体 i 在临界值为 K 时被剥夺的指标数量.

$$H = \frac{q}{n} \quad (5)$$

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n c_i(k)}{q} \quad (6)$$

$$\text{MPI} = HA \quad (7)$$

最后,按照不同维度或指标对 MPI 进行分解,计算研究区域各维度或指标对 MPI 的贡献度,即研究区域各维度或指标与该地区贫困程度的关系. 同时可以得到第 j 个指标对 MPI 的贡献度 MPI_j , 如公式(8)所示.

$$\text{MPI}_j = \frac{w_j CH_j}{\text{MPI}} \times 100. \quad (8)$$

2.2 AOA-VMD-BILSTM 模型

2.2.1 阿基米德优化算法

阿基米德优化算法(Archimedes Optimization Algorithm:AOA)是 2020 年 HASHIM 等人基于物理学中阿基米德原理提出的启发式优化算法. 该算法通过将每个搜索空间中的解视为浮力作用下漂浮的物体,并根据环境压力和重力等因素进行动态调整,以找到全局最优解. 相较于传统优化算法,阿基米德优化算法具有全局寻优性能好、适应性强、参数少易于实现、能够跳出局部最优解等特点,是一种有效的全局优化算法. 具体实现步骤如下:

初始阶段:

对阿基米德优化算法个体的密度(den)、体积(vol)、加速度(acc)进行初始化,选择具有最佳适应度的个体(best)、最优密度(den)、最优体积(vol)及最优加速度(acc). 通过公式(9)-(12)更新密度、体积、转移因子 TF 及密度降低因子 d .

$$TF = \exp\left(\frac{t - t_{\max}}{t_{\max}}\right), \quad (9)$$

$$d^{t+1} = \exp\left(\frac{t_{\max} - t}{t_{\max}}\right) - \left(\frac{t}{t_{\max}}\right), \quad (10)$$

$$\text{den}_i^{t+1} = \text{den}_i^t + \text{rand} \times (\text{den}_i - \text{den}_i^t), \quad (11)$$

$$\text{vol}_i^{t+1} = \text{vol}_i^t + \text{rand} \times (\text{vol}_{\text{best}} - \text{vol}_i^t), \quad (12)$$

其中: t 表示迭代次数、 t_{\max} 表示最大迭代次数、 rand 是一个在 $[0, 1]$ 之间随机生成的 D 维向量、 den_i^t 和 den_i^{t+1} 分别为第 i 个个体在第 t 代和第 $t+1$ 代的密度; vol_i^t 和 vol_i^{t+1} 为第 i 个个体在第 t 代和第 $t+1$ 代的体积。

全局探索阶段:

当 $TF \leq 0.5$ 时, 算法进行全局探索阶段, 个体的加速度更新数学模型如式(13)所示. 为了确保数值稳定性, 使用公式(14)对加速度进行标准化处理, 以便用于更新碰撞个体的位置, 通过公式(15)进行更新碰撞个体的位置.

$$\text{acc}_i^{t+1} = \frac{\text{den}_{mr} + \text{vol}_{mr} + \text{acc}_{mr}}{\text{den}_i^{t+1} \times \text{vol}_i^{t+1}}, \quad (13)$$

$$\text{acc}_{i-\text{norm}}^{t+1} = u^* \frac{\text{acc}_i^{t+1} \min(\text{acc})}{\max(\text{acc}) \times \min(\text{acc})} + l, \quad (14)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + c_1 \times \text{rand} \times \text{acc}_{i-\text{norm}}^{t+1} \times d \times (x_{\text{rand}} - x_i^t), \quad (15)$$

其中: acc_i^{t+1} 为第 i 个个体在第 $t+1$ 代的加速度, den_{mr} 、 vol_{mr} 、 acc_{mr} 分别为随机选择碰撞个体的密度、体积和加速度, c_1 为常数; x_i^t 表示第 i 个个体在第 t 次迭代的位置向量.

局部搜索阶段:

当 $TF > 0.5$ 时, 算法处于局部搜索阶段. 通过式(16)更新个体加速度. 为确保数值稳定性, 通过式(17)对加速度进行标准化处理. 在此引入变量 F , 用于决定个体位置更新的方向, 定义如(18)式所示.

$$\text{acc}_i^{t+1} = \frac{\text{den}_{\text{best}} + \text{vol}_{\text{best}} + \text{acc}_{\text{best}}}{\text{den}_i^{t+1} \times \text{vol}_i^{t+1}}, \quad (16)$$

$$x_{i-\text{best}}^{t+1} = x_{i-\text{best}}^t + F \times c_2 \times \text{rand} \times \text{acc}_{i-\text{norm}}^{t+1} \times d \times (T \times x_{i-\text{best}} - x_i^t), \quad (17)$$

$$F = \begin{cases} +1 & \text{if } p \leq 0.5 \\ -1 & \text{if } p > 0.5 \end{cases}, \quad (18)$$

其中: $x_{i-\text{best}}$ 表示全局最优个体, c_2 为常数, $T = c_3 \times TF$, c_3 为常数, $p = 2 \times \text{rand} - c_4$, c_4 为常数.

2.2.2 变分模态分解

变分模态分解(Variational Mode Decomposition: VMD)是一种用于处理非平稳信号的自适应信号分解方法. 它是基于变分方法和稀疏表示的一种新型

信号处理技术, 可以将非平稳信号分解为一组带宽有限的固有模态函数. 实现步骤如下:

建立变分模型: 将原始信号 $f(t)$ 解成 N 个分量, 每个分量具有中心频率的有限带宽. 然后使用 Hilbert 变换对这些分量进行解调解析, 平移至基带并混合中心频率, 以估计信号带宽. 通过构造变分函数模型, 如式(19)所示, 使得各模态的估计带宽之和最小, 并保证各个分量之和与原始信号相同.

$$\min_{\{u_n\}, \{\omega_n\}} \left\{ \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + j\pi^{-1}t^{-1}) \times u_n(t) \right] e^{-j\omega_n t} \right\|_2^2 \right\} \text{s.t.} \sum_{n=1}^N u_n = f(t), \quad (19)$$

其中 u_n 和 ω_n 分别为分解后第 N 个模态分量和中心频率, ∂_t 为时间 t 的偏导数, $\delta(t)$ 为狄拉克函数, j 为虚数单位, $u_n(t)$ 为模态函数.

求解变分模型最优解: 引入拉格朗日乘数法算子 $\lambda(t)$, 拉格朗日参数 λ 和二次惩罚参数 α , 将式(19)转化为增广拉格朗日函数如式(20)所示.

$$L(\{u_n\}, \{\omega_n\}, \lambda) = \alpha \sum_{n=1}^N \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + j\pi^{-1}t^{-1}) u_n(t) \right] e^{-j\omega_n t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{n=1}^N u_n(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{n=1}^N u_n(t) \right\rangle, \quad (20)$$

经迭代计算, 得到第 N 个模态分量如式(21)所示.

$$\hat{u}_n^{n+1}(\omega) = (\hat{f}(\omega) - \sum_{i < n} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > n} \hat{u}_i^n(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2) / [1 + 2\alpha(\omega - \omega_n)^2], \quad (21)$$

其中: $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{u}_n(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $f(t)$ 、 $u_n(t)$ 、 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换.

变分模态分解能够将多分量信号一次性分解成多个单分量调幅调频信号, 同时避免了迭代过程中遇到的端点效应和虚假分量问题, 克服了经验模态分解的缺陷. 该方法能有效处理非线性及非平稳信号, 但在使用中需要提前确定待分解的模态数量 N 及算法中的惩罚因子 α , 这两个参数的取值也会直接影响模型分解后数据的质量和效果.

2.2.3 双向长短期记忆神经网络

HOCHREITER 和 SCHMIDHUBER 在 1997 年提出了长短时记忆神经网络(LSTM)模型, 有效地解决了传统 RNN 的梯度消失和梯度爆炸问题. LSTM 通过门结构向细胞状态添加或移除信息, 其网络结构如图 1 所示.

每个 LSTM 单元由以下 4 个部分构成:

遗忘门: 决定该单元在某一时刻保留或者遗忘

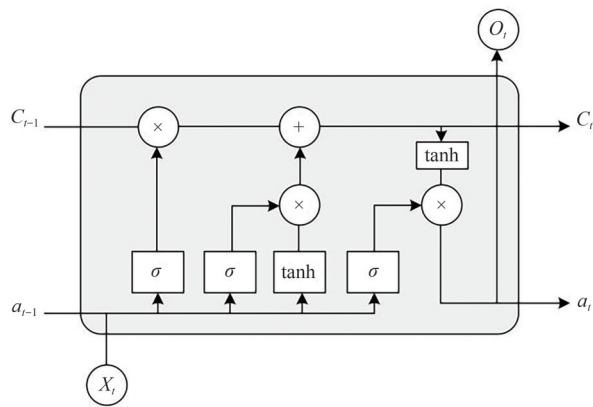


图1 LSTM网络结构
Fig. 1 LSTM network structure

某些信息,具体计算如公式(22)所示.

$$f_i = \sigma(W_f \times [h_{i-1}, x_i] + b_f). \quad (22)$$

输入门:接收当前时刻输入的信息并更新当前单元存储的相关信息,如公式(23)所示.

$$i_i = \sigma(W_i \times [h_{i-1}, x_i] + b_i). \quad (23)$$

细胞状态:通过对前一时刻该单元的状态信息及当前时刻单元的输入信息进行计算,得到此刻的状态信息,如公式(24)所示.

$$C_i = f_i \times C_{i-1} + i_i \times \tilde{C}_i, \quad (24)$$

其中 $\tilde{C}_i = \tanh(W[h_{i-1}, x_i] + b)$. (25)

输出门:计算得到单元的隐藏特征及该时刻的输出信息,如公式(26)-(27)所示.

$$O_i = \sigma(W_o[h_{i-1}, x_i] + b_o), \quad (26)$$

$$h_i = O_i \times \tanh(C_i), \quad (27)$$

其中: f_i 为遗忘门的输出值, W_f 和 b_f 分别表示遗忘门的权值矩阵和偏置矩阵, x_i 为输入特征, h_{i-1} 为前一时刻输出的隐藏特征, W_i 和 b_i 分别表示输入门的权值矩阵和偏置矩阵, i_i 表示输入门的输出值, \tilde{C}_i 表示新的状态候选向量, C_i 为新的记忆细胞单元, O_i 为输出门的输出值, W_o 和 b_o 分别是输出门的权值矩阵和偏置矩阵, h_i 为当前LSTM的单元输出, σ 和 \tanh 为激活函数.

双向长短期记忆神经网络(Bi-directional LSTM: BiLSTM)^[24]是LSTM的一种变体,LSTM只能处理单一方向的输入序列,在时间序列数据处理时具有较大局限性.BiLSTM从两个方向(前向和后向)分别处理输入序列,其结构如图2所示,使得BiLSTM能够同时捕捉过去和未来的信息,从而更好地学习到序列中的依赖关系.

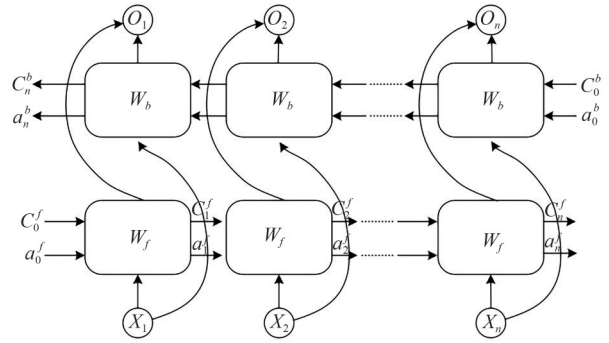


图2 双向LSTM网络结构
Fig. 2 Bi-directional LSTM network structure

3 模型构建

本文首先基于A-F多维贫困测量法对多维贫困进行测量,并在此基础上利用多维属性因素构建预测指标体系;其次基于BiLSTM模型构建多维贫困风险预测模型,同时以VMD方法对多维特征进行分解以提取更多有效信息;最后为了弥补VMD方法分解数据中受到模态数量及惩罚因子影响较大的缺陷,引入AOA优化方法对其参数组合进行优化以达到最佳预测效果.模型具体思路如图3所示.

模型具体步骤如下:

步骤1:基于A-F多维贫困测量方法对个体多维贫困进行度量,并分析其整体多维贫困率及各因素对多维贫困发生的影响及作用.

步骤2:将A-F方法对个体的评判结果作为个体贫困是否发生的衡量指标.

步骤3:基于AOA算法优化VMD方法.

步骤3.1:设定AOA算法的初始化参数包括最大迭代次数、种群数量以及初始化个体的密度(den)、体积(vol)、加速度(acc);

步骤3.2:以VMD分解后各分量的包络熵作为评价AOA算法中个体优劣的标准,即评价函数;

步骤3.3:根据AOA算法步骤更新迭代,达到算法终止条件并输出最优的模态分量 N 及惩罚因子 α .

步骤4:根据获得的最优参数组合,利用VMD算法对多维贫困指标进行分解,得到最优本征模态分量,并将各个特征分解后的本征模态分量进行整合,并作为BiLSTM神经网络模型的输入数据.

步骤5:将数据划分为训练集、验证集和测试集.

步骤6:设定BiLSTM的网络层数、神经元的数量、最大训练次数、初始学习速率、学习权重调整方法、训练精度要求等参数.

步骤7:以训练集及验证集训练神经网络,并输

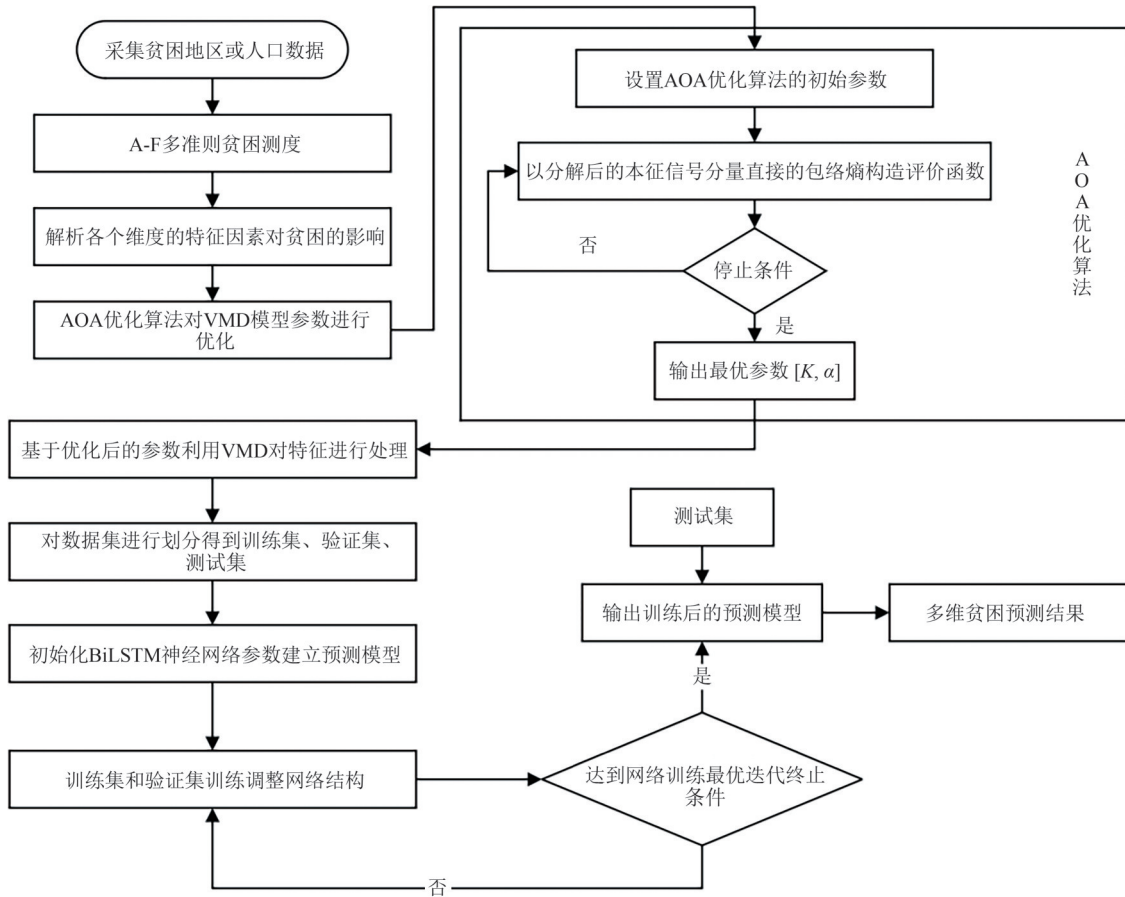


图3 多维贫困预测模型

Fig. 3 Multidimensional poverty prediction model

入最优神经网络模型。

步骤8:基于测试集测试构建的模型的准确性。

4 实证分析

4.1 数据来源与指标体系构建

本文采用中国家庭追踪调查(CFPS)2012、2014、2016和2018年四个年度的调查数据,CFPS数据样本覆盖我国25个省区,目标样本量达16000户,覆盖样本家庭的全部家庭成员,涵盖经济、教育、健康、生活水平、社区环境等方面。通过Stata17.0进行数据清洗,最终得到4176个有效家庭样本。借鉴王小林、ALKIRE^[25]和郭熙保、周强^[5]的研究,参考联合国与牛津大学共同提出的多维贫困指数,结合中国实际情况基于现有数据选取经济、健康、教育、生活水平和社会发展能力等5个维度的12项指标、采用等权重法^[26-27]构建本文指标体系,如表1所示。

4.2 单维贫困测度结果

从时间维度来看,随着中国脱贫攻坚工作的不断推进,贫困率和返贫比例整体呈现普遍下降趋

势,尤其是人均纯收入维度的返贫比例下降较为显著,下降了25.5个百分点,表明中国在减少收入贫困方面成效显著。受发展观念、生活习惯等因素影响,其他非收入维度相对收入维度更加稳定,多数为持续性贫困,短时间内难以实现脱贫,意味着中国在收入外其他指标减贫方面还具有较大压力。从指标维度来看,截至2018年,各个维度的返贫率及返贫比例均位于较低水平,健康自评、成人受教育程度、劳动力水平等维度返贫率及返贫比例有较为显著的下降,尤其是健康自评维度返贫率下降了48.5个百分点。总体来看,各指标在贫困发生率方面具有较大差异,因此,相较于单一收入为度,从多维贫困视角考察贫困及返贫问题更具有合理性,如表2所示。

4.3 多维贫困测度结果

多维返贫测度结果如表3所示。从2014-2018年中国多维返贫率下降了18.2%,多维返贫户比例下降了27.7%,返贫指数从2014年的20%下降到2018年的6.4%,这表明中国脱贫攻坚取得了巨大成效。2020年中国历史性地解决了绝对贫困问题,但

表1 多维贫困指标体系
Tab. 1 Multidimensional poverty index system

维度	指标	剥夺临界值	权重
经济	人均纯收入	家庭人均年纯收入低于当年国家贫困线,被认定为在该维度贫困	1/5
健康	健康自评	家庭成员中健康自评为不健康,被认定为在该维度贫困	1/15
	医疗保险	家庭中存在家庭成员没有任何商业保险或社会保障,被认定为在该维度贫困	1/15
	家庭医疗支出	家庭医疗支出占家庭总消费支出的比例大于0.6的,被认定为在该维度贫困	1/15
教育	教育支出	家庭教育支出占家庭总消费支出的比例大于0.6的,被认定为在该维度贫困	1/15
	儿童教育	家庭有15岁及以下失学儿童,被认定为在该维度贫困	1/15
	成人受教育程度	家庭中成人受教育年限在9年及以下,被认定为在该维度贫困	1/15
生活水平	住房	家庭人均住房面积15m ² 以下,被认定为在该维度贫困	1/20
	燃料	家庭主要以柴草为燃料,被认定为在该维度贫困	1/20
	饮用水	家庭做饭用水主要来源非井水/自来水/山泉水/矿泉水/纯净水/过滤水,被认定为在该维度贫困	1/20
	家庭用电	家庭平均每月电费小于20元,被认定为在该维度贫困	1/20
社会发展能力	劳动力水平	家庭健康青壮年劳动力人数为0的,被认定为在该维度贫困	1/5

表2 单维贫困与单维返贫
Tab. 2 One-dimensional poverty and single-dimensional return to poverty

年份 指标	贫困率(%)			返贫率(%)			返贫比例(%)		
	2014	2016	2018	2014	2016	2018	2014	2016	2018
人均纯收入	13.32	8.33	5.87	8.63	3.86	2.31	64.80	46.32	39.26
健康自评	55.87	95.97	52.31	52.28	48.76	3.75	93.57	50.80	7.16
医疗保险	96.49	95.35	96.12	17.37	10.49	9.73	18.00	11.00	10.13
家庭医疗支出	0.33	0.17	0.58	0.30	0.15	0.50	91.30	87.50	86.42
教育支出	0.17	0.01	0.48	0.15	0.01	0.38	87.50	82.30	79.10
儿童教育	94.80	95.17	93.80	13.08	9.35	8.04	13.79	9.83	8.57
成人受教育程度	71.62	71.92	66.86	59.51	14.11	8.99	78.94	74.18	76.52
住房	3.27	2.65	2.85	2.58	1.97	2.18	83.10	19.62	13.45
燃料	29.76	26.39	22.36	7.92	4.22	2.67	26.61	15.98	11.96
饮用水	9.86	5.22	5.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
家庭用电	2.67	10.25	8.44	1.97	9.76	5.53	73.91	95.22	65.53
劳动力水平	50.77	52.26	53.96	40.74	21.96	16.51	80.24	42.02	30.60

表3 多维贫困测算结果
Tab. 3 Multidimensional poverty measurement results

指标	年份		
	2014(%)	2016(%)	2018(%)
多维贫困率	64.40	67.40	61.50
多维返贫率	25.80	11.70	7.60
多维返贫户比例	40.00	17.40	12.30
返贫指数	20.00	11.50	6.40

相对贫困的问题依然存在,在解决相对贫困问题时,要多维度并进,不可让某些维度成为制约贫困治理的短板问题。

本文通过对不同临界值下的多维贫困状况进行测算,如表4所示.K值为多维贫困指数的临界值数量,当K值为1时,贫困发生率H为0.995,这表明研究样本中至少在一个维度上发生贫困的概率达到99.5%,当K值大于等于9时,多维贫困发生率为

0,说明不存在9个及以上指标全部贫困的家庭.随着K值的增加,贫困发生率和多维贫困指数逐渐下降,平均剥夺强度呈现逐渐上升趋势,这表明随着维度的增加,多维贫困发生率下降的同时,农户被剥夺的深度逐渐增加,这些多维被剥夺农户具有较大的脱贫难度及返贫风险,在反贫困工作中应当加以重视。

表5是K值为4时各指标的多维返贫贡献率.根据表5,医疗保险、儿童教育、成人受教育程度、劳动力水平的返贫贡献率较为显著,其中返贫贡献率最高的为劳动力水平,2018年贡献率为48.3%,医疗保险次之,为15.1%.4年内,医疗保险和儿童教育的返贫贡献率有所上升,上升幅度分别为8%和7%,但人均纯收入和健康自评两个指标的贡献率下降明显,分别下降了9.2%和8.1%。

表 4 不同临界值下多维贫困衡量指标的变化情况

K 值	贫困发生率 H	平均剥夺强度 A	多维贫困指数 MPI
1	0.995	0.347	0.346
2	0.919	0.336	0.334
3	0.629	0.429	0.264
4	0.455	0.466	0.206
5	0.116	0.565	0.063
6	0.029	0.677	0.020
7	0.012	0.733	0.008
8	0.001	0.824	0.001
9	0.000	0	0
10	0.000	0	0

注:MPI表示一个地方贫困状况的综合指标

表 5 多维返贫指标贡献率(K=4)

贡献率	年份		
	2014	2016	2018
人均纯收入	12.00	4.70	2.80
健康自评	11.70	15.10	3.60
医疗保险	7.10	10.80	15.10
家庭医疗支出	0.10	0.00	0.30
教育支出	0.00	0.00	0.30
儿童教育	6.10	9.70	13.10
成人受教育程度	13.80	11.80	10.10
住房	0.90	1.00	1.70
燃料	2.00	1.60	1.60
饮用水	0.00	0.00	0.00
家庭用电	0.50	2.20	2.90
劳动力水平	45.80	43.10	48.30

4.4 多维贫困指数分解

本文使用 A-F 法计算出了经济、健康、教育、生活水平和社会发展能力 5 个维度在不同 K 值下对多维贫困指数的贡献度,如表 6 和图 4 所示.随着 K 值的增大,健康和教育的贡献率逐渐下降,

这一变化趋势表明对于被剥夺程度深的农户来说,健康和教育的两个维度比经济和社会发展能力两个可以通过开发式扶贫达到脱贫和不返贫的维度的重要性要小.生活水平维度随 K 值的变化波动较小,这与贫困地区或贫困户固有的生活生产模式具有重要关系.同时,在 K 值较小的时候,经济维度的贡献率较低,随着维度增加贡献率逐渐增加,经济资本的缺失将直接影响到农户的脱贫难度及返贫风险的大小,多维贫困户往往缺少扩大再生产的机会,缺乏改善家庭现有生活状况的机会.总体来看,社会发展能力的贡献率最高,随着 K 值的增大,呈现先上升后下降的波动趋势,K 值为 4 时的贡献率为 40.18%,K 值为 8 时的贡献率为 24.23%.一方面,以血缘、地缘关系为纽带的社会网络,使得多维贫困户长期自给自足的生活方式难以改变;同时多维贫困程度较深的农户多为老弱病残群体,大多要通过社会救助及国家政策兜底保障实现脱贫及防止返贫.

表 6 不同贫困临界值下多维贫困情况

K 值	经济	健康	教育	生活水平	社会发展能力
1	3.40	28.67	31.06	5.66	31.22
2	3.51	28.05	30.51	5.63	32.29
3	4.45	23.79	26.96	6.21	38.59
4	5.50	22.83	26.72	4.77	40.18
5	13.32	21.67	22.92	10.70	31.38
6	27.98	16.91	18.97	7.20	27.98
7	27.30	17.29	18.43	9.68	27.30
8	24.28	17.94	17.93	15.54	24.23
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

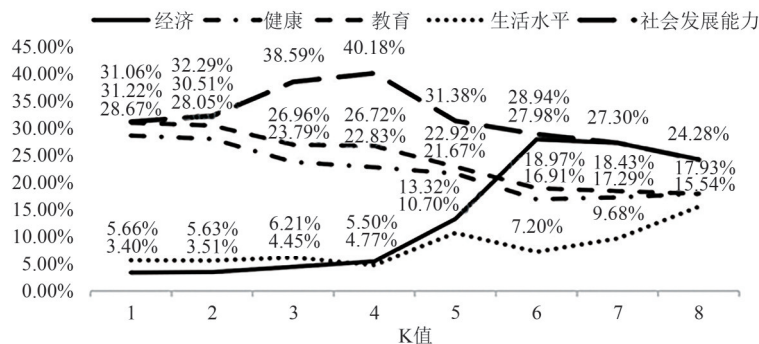


图 4 不同贫困临界值下多维贫困情况

Fig. 4 Multidimensional poverty under different poverty thresholds

4.5 结果分析

基于 CFPS 数据从经济、健康、教育、生活水平、

社会发展能力五个维度共 12 项指标从一维和多维两个角度对贫困及返贫情况进行测算并进一步对

多维贫困指数进行分解以评估各个维度对总体贫困指数的重要性.从单维角度看,近年来中国的返贫率大幅下降,但返贫风险仍然存在,尤其是健康、教育等非收入因素受内外部环境的影响较大,短期内难以彻底改善.从多维角度看,多维返贫问题集中于二维和三维返贫,社会发展能力维度对多维返贫指数的贡献率最高,其次是健康和教育维度.社会发展能力维度对多维返贫指数的贡献率高达 31.22%.

基于 A-F 方法对多维返贫因素的识别及分析,清晰展现了各因素对多维贫困发生的作用,这也为预测潜在多维贫困发展奠定了基础.而预测农户是否具有返贫风险对于政府防返贫工作的及时性和科学性具有重要实践意义,本文将在此基础上利用

AOA-VMD-BiLSTM 模型对农户的返贫风险进行预测.

5 多维贫困预测

5.1 数据选取

本文基于 CFPS2012-2018 年数据来检验所提出的预测模型的性能,基于 A-F 方法对多维因素的研究,本文选取了 14 个指标作为返贫风险预测的输入因素,并对数据进行编码如表 7 所示.为消除奇异样本数据的影响,加快求解速度并提高模型预测精度,通过公式 $x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$ 对指标数据进行归一化处理,其中 $x, x', x_{\min}, x_{\max}$ 分别为原始数据、归一化处理后的数据、原始数据的最小值与最大值.

表 7 返贫风险评价指标

Tab. 7 Poverty returning risk evaluation indicators

风险类型	测量指标	指标含义及赋值
经济风险	人均纯收入	大于 30000=1; 10001-30000=2; 小于等于 10000=3
健康风险	健康自评	非常健康=1; 很健康=2; 比较健康=3; 一般=4; 不健康=5
	医疗保险	家庭人均医疗保险数, 大于 1 项=1; 0.51-1 项=2; 小于 0.5 项=3
	家庭医疗支出	家庭医疗支出占家庭总支出, 小于 20%=1; 21%-60%=2; 61%-100%=3; 大于 100%=4
教育风险	教育支出	家庭教育支出占家庭总支出, 小于 20%=1; 21%-60%=2; 61%-100%=3; 大于 100%=4
	儿童教育	家庭 15 岁及以下失学儿童, 无=1; 家庭有 15 岁及以下失学儿童=2
	成人受教育程度	家庭人口最高学历, 大专/大学及以上学历=1; 高中/中专学历=2; 初中学历=3; 小学学历=4, 文盲=5
生活水平风险	住房	大于 100 m ² =1; 81 m ² -100 m ² =2; 61 m ² -80 m ² =3; 41 m ² -60 m ² =4; 小于等于 40 m ² =5
	家庭汽车	有=1; 无=2
	燃料	做饭燃料, 天然气/管道煤气、太阳能/沼气=1; 罐装煤气/液化气=2; 电=3; 煤炭=4; 柴草=5
	饮用水	做饭用水, 桶装水/纯净水/过滤水=1; 自来水=2; 井水=3; 池塘水/山泉水=4; 雨水/窖水/江河湖水=5
社会发展风险力	家庭用电	每月电费, 大于 100 元=1; 81-100 元=2; 61-80 元=3; 41-60 元=4; 小于等于 40 元=5
	社会网络	人情礼支出, 大于 4000 元=1; 2001-4000 元=2; 1001-2000 元=3; 小于 1000 元=4
	劳动力水平	家庭健康青壮年劳动力, 有=0; 无=1

5.2 结果与分析

5.2.1 AOA 算法优化 VMD

本文构造的预测模型中,利用 VMD 模型对多维特征进行分解,并且为保证分解得的最优的结果,需要根据各维度信息利用 AOA 优化算法对 VMD 模

型中的关键参数进行优化处理.设定 AOA 算法种群数量 10,最大迭代次数为 20 次,并随机初始化个体的密度(den)、体积(vol)、加速度(acc).最终分别得到 14 个特征指标进行 VMD 分解的是的最优参数组合如表 8 所示.

表 8 各指标 VMD 分解最优参数

Tab. 8 Optimal parameters of VMD for all indicators

	指标 1	指标 2	指标 3	指标 4	指标 5	指标 6	指标 7
惩罚因子(α)	3182.00	3500.00	2137.00	200.00	238.51	200	200
最佳分解序列数(N)	10	6	10	6	5	2	4
	指标 8	指标 9	指标 10	指标 11	指标 12	指标 13	指标 14
惩罚因子(α)	200	200	200	829.11	200	3500	200
最佳分解序列数(N)	4	4	2	4	2	10	2

将处理后的数据作为 VMD 算法的输入,同时各指标分解时采用 AOA 优化后获得的最优参数,对其

进行分解处理,得到各指标的本征分解变量.

5.2.2 返贫风险预测

将各指标分解后的变量作为最终预测的输入变量, 并将数据的 80% 作为训练集, 10% 的数据作为验证集, 10% 作为预测集. BiLSTM 神经网络模型的主要结构参数如表 9 所示. 为了防止神经网络出现过拟合, 本文设定输出的神经网络为验证集损失最优的神经网络, 并利用测试集检验最终得的 AOA-VMD-BiLSTM 神经网络和 BiLSTM 神经网络的预测效果, 二者训练过程曲线如图 5 和图 6 所示.

表 9 BiLSTM 神经网络模型的主要结构参数

Tab. 9 Main structural parameters of the BiLSTM neural network model

参数	数值
分类数量	2
BiLSTM 层数	100
最大训练次数	100
初始学习速率	0.03
学习权重调整方法	分段调整
训练精度要求	0.0001

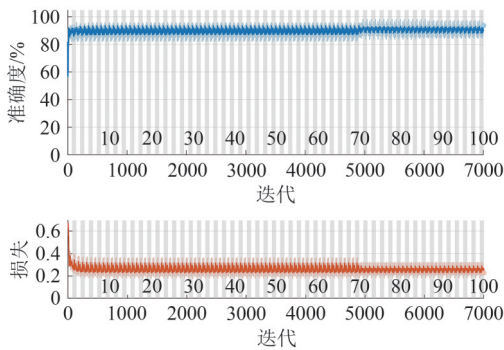


图 5 BiLSTM 神经网络的训练过程

Fig. 5 Training process of BiLSTM neural network

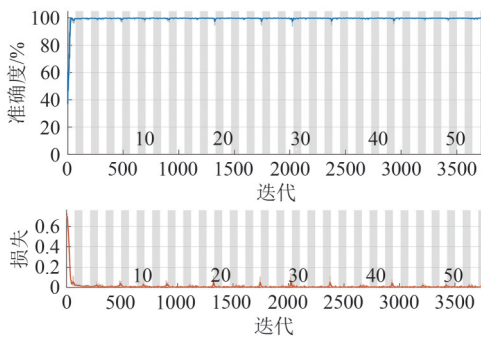


图 6 AOA-VMD-BiLSTM 神经网络的训练过程

Fig. 6 The training process of AOA-VMD-BiLSTM neural network

由图 5 和图 6 中二者的预测准确率收敛曲线可知, AOA-VMD-BiLSTM 神经网络模型与传统 BiLSTM 神经网络模型相比, 其收敛速度更快, 在第 2 轮训练中就已经达到收敛, 此后网络处于稳定状态, 预测准确率曲线基本没有明显波动且准确性基本达到 100%. 而传统 BiLSTM 神经网络模型在前 70 轮的训

练过程中准确率一直有较大的波动, 最佳准确性也不足 90%, 并且在 70 轮后预测准确性有了一定提升, 但仍然没有超过 90%. 说明传统 BiLSTM 模型在多维返贫风险预测中收敛过程不稳定且准确性不高, 会对预测结果产生较大影响. 同时, 根据图 6 和图 7 中的损失函数曲线也可以看出, 本文构造的 AOA-VMD-BiLSTM 模型在第 2 轮迭代中其损失值已经达到最优, 并且接近于 0; 而传统 BiLSTM 模型则出现较大波动, 并且最优损失值只能接近 0.2. 再次验证了本文构造的模型可以更好地处理多维贫困数据, 可以提供根据准确的返贫风险预测结果.

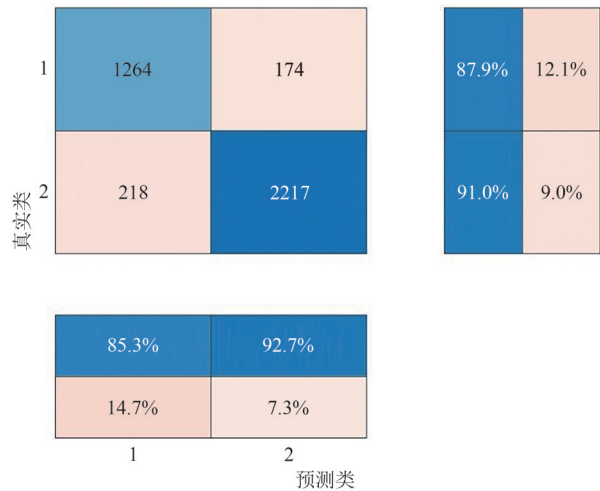


图 7 BiLSTM 神经网络返贫风险评判混淆矩阵

Fig. 7 BiLSTM neural network poverty risk evaluation confusion matrix

训练过程反应了模型的准确性和稳定性, 但是其泛化能力需要通过测试集单独验证, 同时分类预测中混淆矩阵更能直观地反应模型的预测效果, AOA-VMD-BiLSTM 神经网络模型和 BiLSTM 模型对测试集数据进行预测, 其预测结果的混淆矩阵如图 7 和图 8 所示, 其中 1 表示存在多维返贫风险, 2 表示无多维返贫风险.

从图 8 可以看出 AOA-VMD-BiLSTM 模型对测试集的整体预测准确性达到 99.81%, 其中对存在多维返贫风险的个体预测准确性是 99.6%, 无风险个体的预测准确性达到 100%. 而图 7 的结果显示出 BiLSTM 对测试集的预测效果, 其总体准确率只有 88.9%, 而对有返贫风险的个体其预测准确性仅有 87.6%. 这一结果也显示出传统 BiLSTM 模型在多维贫困返贫风险的预测中可能会对潜在返贫风险存在严重误判, 造成更大规模的返贫风险.

为进一步说明本文构造的 AOA-VMD-BiLSTM 模型的预测效果, 本文从测试集的预测的准确性、

精确性、召回率及调和平均数(F1 Score)等性能指标对比了 BiLSTM 和 AOA-VMD-BiLSTM 神经网络模型的预测效果如表 10 所示.从表中可以看出本文构造的模型个性能指标均达到 99.5% 以上,明显优于传统的 BiLSTM 模型,说明该模型可以准确并稳定预测多维贫困群体和地区的潜在返贫风险,模型可以为贫困治理工作提供更加准确的数据支撑.

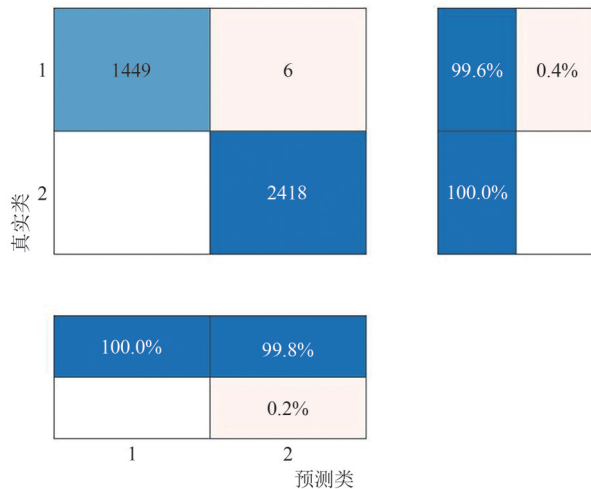


图 8 AOA-VMD-BiLSTM 神经网络返贫风险评判混淆矩阵

Fig. 8 AOA-VMD-BiLSTM neural network poverty risk assessment confusion matrix

表 10 模型预测结果评价

Tab. 10 Evaluation of model prediction %

模型	准确率	精确率	召回率	调和平均数
BiLSTM 准确率	89.88	85.29	87.90	86.56
AOA-VMD-BiLSTM 准确率	99.81	100	99.59	99.79

6 研究结论

针对中国乡村振兴中面临的返贫风险问题,本文提出了一种基于 A-F 多维贫困测度模型,融合阿基米德优化算法及变分模态分解方法的 BiLSTM 多维返贫风险预测模型.研究结果说明了 A-F 在多维贫困识别中的重要作用,并且发现中国农民的多维返贫问题基本集中于二维和三维返贫.总体而言,多维返贫户呈现出广而不深、易发生的特征.社会发展能力维度对 MPI 的贡献率最高,继而是健康和教育维度.社会发展能力维度对多维返贫指数的贡献率高达 31.22%,表明中国农村当前多维返贫原因主要为家庭缺少劳动力,其次为因病、因学返贫.当前的医疗、教育支出费用较高,且农村收入来源不稳定成为农民多维返贫的主要因素.

同时,基于实际调查数据单独划分的测试集的

实验结果也显示了本文提出的预测模型的对多维返贫风险的预测准确性能够达到 99.8% 以上,与传统 BiLSTM 模型相比其识别准确性提高了 10%,而精确性提高了 25%;充分说明了模型的有效性.该模型也可以应用于实际贫困治理工作中,提高中国贫困治理中对贫困风险的预测精度,进一步保证中国乡村振兴建设目标的实现.

参 考 文 献

- [1] 檀学文,白描.论高质量脱贫的内涵、实施难点及进路[J].新疆师范大学学报(哲学社会科学版),2021,42(2):29-40,2.
- [2] 吴国宝.改革开放40年中国农村扶贫开发的成就及经验[J].南京农业大学学报(社会科学版),2018,18(6):17-30,157.
- [3] 王小林,冯贺霞.2020年后中国多维相对贫困标准:国际经验与政策取向[J].中国农村经济,2020(3):2-21.
- [4] 习近平.在决战决胜脱贫攻坚座谈会上的讲话[J].中国民政,2020(7):4-7.
- [5] 郭熙保,周强.长期多维贫困、不平等与致贫因素[J].经济研究,2016,51(6):143-156.
- [6] HULME D, MOORE K, SHEPHERD A. Chronic Poverty: Meanings and Analytical Frameworks [J/OL]. SSRN Electronic Journal, 2001 [2023-04-21]. <http://www.ssrn.com/abstract=1754546>.
- [7] SEN A. Poverty: An ordinal approach to measurement[J]. Econometrica, 1976, 44(2): 219.
- [8] ALKIRE S. Dimensions of human development[J]. World Development, 2002, 30(2): 181-205.
- [9] HAGENAARS A. A class of poverty indices[J]. International Economic Review, 1987, 28(3): 583.
- [10] ALKIRE S, FOSTER J. Counting and multidimensional poverty measurement[J]. Journal of Public Economics, 2011, 95(7-8): 476-487.
- [11] UNDP. Sustainability and equity: A better future for all[M]. Houndmills: Palgrave Macmillan, 2011.
- [12] 陈立中.转型时期我国多维度贫困测算及其分解[J].经济评论,2008(5):5-10,25.
- [13] 包国宪,杨瑚.我国返贫问题及其预警机制研究[J].兰州大学学报(社会科学版),2018,46(6):123-130.
- [14] 尚卫平,姚智谋.多维贫困测度方法研究[J].财经研究,2005,31(12):88-94.
- [15] NUSSBAUMER P, BAZILIAN M, MODI V. Measuring energy poverty: Focusing on what matters[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2012, 16(1): 231-243.
- [16] ABBAS K, LI S X, XU D Y, et al. Do socioeconomic

- factors determine household multidimensional energy poverty? Empirical evidence from South Asia [J]. *Energy Policy*, 2020, 146: 111754.
- [17] 杨慧敏, 罗庆, 李小建, 等. 生态敏感区农户多维贫困测度及影响因素分析——以河南省淅川县 3 个村为例[J]. *经济地理*, 2016, 36(10): 137-144.
- [18] 中共中央办公厅, 国务院办公厅. 关于建立贫困退出机制的意见[J]. *中华人民共和国国务院公报*, 2016(14): 7-8.
- [19] 陈文美, 张昌柱, 李春根. 农村脱贫家庭返贫风险测度及预警机制构建研究——基于生计脆弱性的分析框架[J]. *贵州财经大学学报*, 2023(2): 73-82.
- [20] TANG B, LIU Y Y, MATTESON D S. Predicting poverty with vegetation index [J]. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 2022, 44(2): 930-945.
- [21] TIAN F Y, WU B F, ZENG H W, et al. Identifying the links among poverty, hydroenergy and water use using data mining methods [J]. *Water Resources Management*, 2020, 34(5): 1725-1741.
- [22] PUURBALANTA R. A Clipped Gaussian Geo-Classification model for poverty mapping [J]. *Journal of Applied Statistics*, 2021, 48(10): 1882-1895.
- [23] SEN A. *Development as freedom* [M]. New York: Anchor books, 2000.
- [24] GRAVES A, SCHMIDHUBER J. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures [J]. *Neural Networks*, 2005, 18(5-6): 602-610.
- [25] 王小林, ALKIRE S. 中国多维贫困测量: 估计和政策含义[J]. *中国农村经济*, 2009(12): 4-10, 23.
- [26] 邹薇, 方迎风. 关于中国贫困的动态多维度研究[J]. *中国人口科学*, 2011(6): 49-59, 111.
- [27] 程威特. 中国家庭多维相对贫困及其影响因素研究[D]. 武汉: 中南财经政法大学, 2021.

(责编&校对 雷建云)