

引用格式: 陈工, 李琦, 金玲艳, 等. 基于深度学习的区域生态安全时空模拟与预测[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(7): 915-923. [Chen G, Li Q, Jin L Y, et al. 2017. Spatio-temporal simulation and prediction of regional ecological security based on deep learning. Journal of Geo-information Science, 19(7): 915-923.] DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.00915

基于深度学习的区域生态安全时空模拟与预测

陈 工¹, 李 琦^{1,2*}, 金玲艳¹, 梁贺明¹, Hamed Karimian¹, 莫玉琴¹

1. 北京大学 数字地球工作室, 北京 100871; 2. 北京大学 智慧城市研究中心, 北京 100871

Spatio-temporal Simulation and Prediction of Regional Ecological Security Based on Deep Learning

CHEN Gong¹, LI Qi^{1,2*}, JIN Lingyan¹, LIANG Heming¹, Hamed Karimian¹ and MO Yubin¹

1. Digital Earth Studio, Peking University, Beijing 100871, China; 2. Smart City Research Center, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract: A region is a complex system of human, nature and society. The quantitative modeling and simulation of the ecology of the region are the key to realize the strategy of regional sustainable development. Traditional methods of machine learning have made some achievements in the modeling of regional ecosystems, but it is difficult to determine the learning characteristics and realize the simulation of time and space. Deep learning does not need to determine the training characteristics and has excellent feature learning ability and higher accuracy of model prediction. In this paper, we used the net primary productivity (NPP), aerosol optical thickness (AOD) and population grid data to make full use of the advantages of depth learning. The optimal deep neural network is used to simulate the spatial and temporal patterns of Henan Province. The spatial distribution map of ecological deficit and the forecast of ecological deficit in Henan province from 2015 to 2020 are generated and analyzed. Our work provides relevant basic scientific support and reference for the scientific management and construction of regional ecology.

Key words: deep learning, machine learning, ecological capacity, ecological deficit, spatio-temporal simulation

***Corresponding author:** LI Qi, E-mail: qi.lee009@gmail.com

摘要: 区域作为人类、自然、社会共同作用和互相影响的复杂系统,对区域进行生态量化建模与模拟仿真,是实现区域可持续发展战略的关键。传统机器学习方法对区域生态系统建模取得了一定的成果,但难以确定学习特征和实现时空模拟。深度学习不需事先确定训练特征,具有优异的特征学习能力,能够提高模型预测精度,因此利用深度学习进行建模具有显著优势。本文使用植被净初级生产力(NPP)、气溶胶光学厚度(AOD)和人口格网数据,充分利用深度学习的优点,采用最优深度神经网络时空模拟,得到了河南省2007-2014年3 km分辨率的生态赤字空间分布图和河南省2015-2020年的生态赤字时间预测结果并进行分析,为区域生态的科学管理和建设供科学依据和参考。

关键词: 深度学习;机器学习;生态承载力;生态赤字;时空模拟

1 引言

工业革命以来,资源、环境和经济发展矛盾激化,

出现自然资源过度消耗、环境污染、气候变化、生态恶化等问题。1987年,世界环境发展委员会在《我们共同的未来》中第一次提出了可持续发展的概念,可持

收稿日期 2016-09-28;修回日期:2017-04-14.

基金项目 国家科技支撑计划项目(2012BAC20B06)。

作者简介 陈 工(1989-),男,湖北荆门人,博士生,研究方向为遥感、GIS和人工智能。E-mail: gong.chen@pku.edu.cn

*通讯作者 李 琦(1955-),女,云南昆明人,教授,博士生导师,研究方向为智慧城市。E-mail: qi.lee009@gmail.com

续发展成为全球各国21世纪的发展主题^[1-4]。如何有效地评估人类对自然资源的利用,是实施可持续发展战略的前提和基础;而衡量区域是否实现可持续发展,需要对该地区的发展状态进行定量对比^[5-6]。国内外学者开始致力于可持续发展量化方法的研究,寻找能够定量衡量国家或区域发展的可持续性指标^[7-8],如“可持续经济福利指标”^[9]、“真实发展指标”、“中国可持续发展指标体系”等^[10-11]。而具有代表性的生态足迹模型是在可持续发展原则的基础上建立的一种资源利用量化分析方法^[12],该方法通过评估人类的生态足迹和生态承载力之间的差距,定量判断区域发展是否在生态环境阈值之内,为评估区域可持续发展供了科学依据。

机器学习可以自动挖掘隐藏在数据中的模式和规律^[13]。传统机器学习方法对区域生态系统建模取得了一定的成果^[14-18]。2014年金新等^[17]基于广义回归神经网络GRNN和BP神经网络模型进行对比,验证了GRNN神经网络模型具有更高的预测精度,进而利用生态足迹影响因素计算了流域的生态足迹。2016年Stocia等^[18]应用机器学习方法对多瑙河三角洲生态状况进行评估,进行了水质量的实时模拟。但是传统机器学习需要进行特征提取,受人类知识水平的影响;学习特征确定需要大量时间调节;实现时空模拟困难;在有限样本和计算单元情况下对复杂函数的表示能力有限,针对复杂分类问题其泛化能力受到一定制约^[19]。

深度学习是一种与神经网络类似的分层结构,由输入层、隐藏层、输出层构成,同一层节点之间无连接,每一层都可看做一个逻辑回归模型^[20]。与传统机器学习不同,深度学习不需要事先确定训练特征,减少了人为设计特征造成的不完备性。深度学习还具有优异的特征学习能力,学习得到的特征对数据有更本质的刻画,在训练上的难度可以通过“逐层初始化”克服。此外,深度学习能够提高模型预测精度,更适合对复杂系统进行建模^[21-22]。

目前国内现有基于生态足迹对区域生态管理的应用大部分停留在省级单元的计算^[23-30],无法满足区域生态管理需求,需要将研究单元细化。本文打破行政单元的限制,实现对区域生态的空间格网化预测,并首次利用深度学习进行区域生态足迹时空预测。与前期基于区域统计数据的生态赤字计算方法^[23-30]不同,本文将易获得、成本低、精度高的遥感数据加入到计算中,不仅从空间上,而且从时

间上对河南省生态安全进行了模拟与预测,为区域生态的科学管理和建设供了相关基础科学支撑和参考。

2 数据源和研究方法

2.1 研究区域与数据

本文选择河南省为研究区域。河南位于中国中东部,是典型的中部平原区域,位于黄河中下游,介于东经110°21′~116°39′、北纬31°23′~36°22′之间(图1),是中国重要的农业、经济大省。河南在《十三五规划草案》中出,要着力加强生态文明制度,同时推进生态环境大数据建设,实现对生态的监管制度。而实现生态监管的关键在于对区域生态进行量化建模,生态足迹模型可以很好地实现这一点。

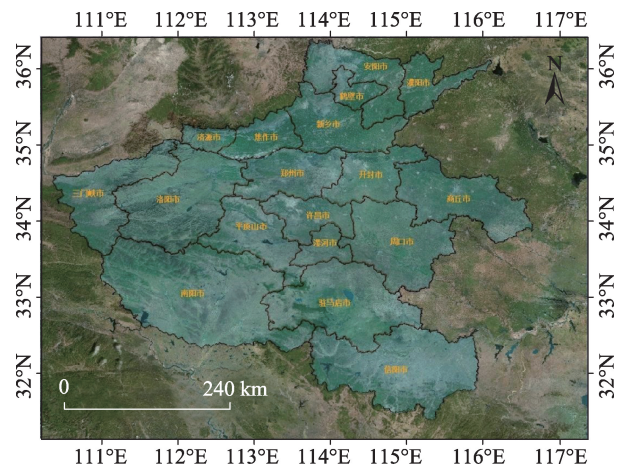


图1 研究区域

Fig. 1 Research area

2007–2014年河南省生态赤字数据来源于金玲燕论文^[40]。采用人口和2种遥感数据:① 5 km人口格网数据,来自于国际综合地球观测数据共享平台(<http://www.chinageoss.org>);② 200 m格网的植被净初级生产力(Net Primary Productivity, NPP)数据,来自于地理国情监测云平台(<http://dsac.cn>);③ 3 km格网的气溶胶光学厚度(Atmospheric Optical Depth, AOD),来源于USGS(<https://lpdaac.usgs.gov>)。NPP称作净第一生产力,可以作为生态系统碳源/汇和调节生态过程的主要判定因子,在全球变化及碳平衡管理研究中扮演着重要角色,一定程度反应该地区碳汇状态,体现该地区生态承载力程度^[31]。很多学者研究AOD和碳排放的关系,得到了较强的相关性^[32],因此,AOD一定程度反映人对生态环境

排放的碳容量,即碳源。生态足迹模型中,需要对区域总生态足迹进行人均化^[18],因此利用NPP、AOD和人口格网数据得到区域人均生态赤字/盈余的空间格网化分布。

不同统计指标的单位以及数值变化差异,直接使用进行建模分析会导致不同变量对模型的权重出现差异。在进行神经网络建模时,数据归一化后可加快训练网络的收敛性。为了方便进行数据建模,首先对数据进行归一化处理,去量纲,将数据统一到[0,1]之间,从而消除量纲以及数值差异性对模型的影响。考虑研究尺度及计算量,将3种数据分辨率统一到与AOD一致,人口和NPP用IDW(反向距离权重)进行重采样得到统一3 km格网数据。

2.2 研究方法

Jordan^[33]和Elman^[34]分别在1986年和1990年提出了循环反馈的神经网络框(Recurrent Neural Network, RNN),其是一种节点定向连接成环的人工神经网络,可以利用内部的记忆来处理任意时序的输入序列。1997年, Hochreiter 和 Schmidhuber 提出了长短期记忆单元(Long Short-Term Memory, LSTM)对传统RNN模型进行了改进。传统RNN模型展开后层数过多,会导致梯度消失问题,而且使得有效的历史信息受到源源不断新输入数据的影响而无法长时间保存。LSTM重新设计了RNN的记忆模块,具有独特的设计结构,LSTM适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件^[35]。

深度神经网络(DNN)^[36]是一种包含多个隐含层的前馈神经网络,其多层非线性结构具有强大的表达能力。DNN是传统前馈人工神经网络的扩展,具有更多的隐含层数,更强的表达能力。使用浅层神经网络中常用的参数随机初始化和反向传播(Back-Propagation, BP)算法来训练这种多层结构,很容易使模型陷入局部最优解。DNN的成功得益于近年来提出的一种无监督的生成式预训练算法,该算法使模型获得了更好的初始参数,然后在此基础上,使用有监督训练的方式对模型参数进一步调优^[36]。

LSTM和DNN训练时,按深度学习通用方法,训练集、验证集和测试集比例为5:1:1,测试集独立于验证集和训练集。深度学习模型在训练集和验证集中计算误差分别用训练误差T_LOSS(Training Loss)和交叉验证误差VAL_LOSS(Validation Loss),T_LOSS和VAL_LOSS用式(1)计算。MSE计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (1)$$

式中: Y_i 是一个 n 维向量模型预测值; \hat{Y}_i 是和 Y_i 对应的观测矢量或者实际矢量。 MSE 是真实值和预测值的误差平方的均值。

利用模型在测试集计算的结果计算测试精度,如式(2)所示。

$$Acc = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_{pre_i} - Y_i|}{|Y_i|} \quad (2)$$

式中: Y_{pre} 是一个 n 维向量训练完毕的模型预测值; Y_i 是 Y_{pre} 对应的测试集的值。用 Acc 来表示模型在测试集中的精度。

进行空间预测时,使用的数据为各个县区域的数据均值和各个县区域的生态赤字。其中输入数据为NPP、AOD和人口,时间为2007年到2014年8年的数据。3种输入数据为因变量,生态赤字为自变量。应用得到的最优深度神经网络进行训练和预测,得到了河南省2007–2014年3 km分辨率的生态赤字空间分布图。

利用2007–2014年时间序列数据,训练最优深度神经网络对河南省2016–2020年的生态赤字进行时间预测。使用2007年到2013年7个数据做训练输入,2014年数据作为训练预测结果。模型训练验证后,当达到足够的精度时,利用2008–2014年数据预测2015年数据,2009–2015年数据预测2016年数据,依次预测完2017–2020年数据。

3 结果与分析

3.1 深度学习实验

利用LSTM和DNN分别进行模型训练和验证。LSTM初始设置包含2层神经网络,第1层输入、输出维度分别为3和10,第2层输入、输出维度分别10和1,2层神经元数相同为10;DNN初设设置包含3层,第1层神经元10个,输入输出维度分别3、5;第2层输入输出维度5、5(表1中每增加的层为与第2层相同的层);第3层输入、输出维度为5、1,3层的神经元数都相同。

首先,利用LSTM递归神经网络计算。训练精度与神经元数、训练次数关系如表2和图2所示。LSTM训练精度与神经元数关系存在最优值,训练100次后精度达到平稳不再显著提高。

进行DNN的训练时,精度与网络层数、神经元

表1 DNN训练误差和网络层数关系
Tab. 1 Relationship between DNN training error and network layer

DNN层数	3	4	5	6	10	15	20
T_LOSS	0.050	0.0034	0.0037	0.0034	0.0029	0.0049	0.0038

数、训练次数关系如表1、3、图3所示,均为误差先显著降低后趋于稳定。Validation Loss(交叉验证)有较大噪声,但误差趋势和T_Loss一样,对比LSTM精度,DNN最优精度显著较高,选取DNN进行预测。

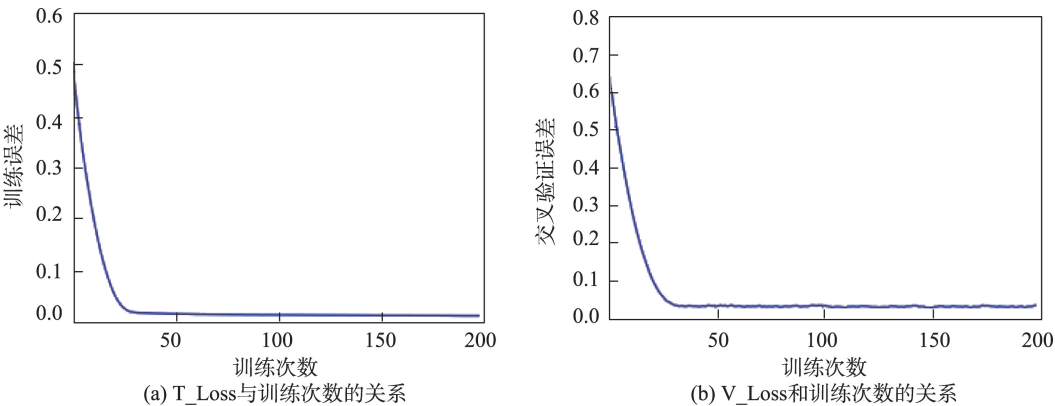


图2 LSTM训练误差和训练次数关系图
Fig. 2 Relationship between LSTM training error and training frequency

表2 LSTM神经元数和训练误差
Tab. 2 Relationship between LSTM neurons and training errors

神经元数	1	3	10	30	50	100
T_Loss	0.1325	0.1239	0.0097	0.0298	0.0268	0.0268
VAL_LOSS	0.1861	0.1821	0.1821	0.0327	0.0265	0.0027

利用训练的最优DNN空间预测模型和最优DNN时间预测模型分别进行基于空间和时间数据的测试,利用式(2)计算,精度分别达到98.53%和97.01%,证明模型能够达到较好的精度,可将模型用于河南省生态承载力空间预测和时间序列预测。

表3 DNN神经元数和训练误差关系
Tab. 3 Relationship between DNN training error and network layer

神经元数	10	20	50	100	200	500
T_LOSS	0.0248	0.0154	0.0056	0.0034	0.0027	0.0022

3.2 应用深度学习进行空间预测

应用DNN模型进行空间预测。由于河南生态赤字年变化小,选择第一年2007和生态赤字变化较大图如2013年进行对比,如图4所示。为了更清晰地表达生态赤字和行政中心和边界关系,将两者进行叠加,如图5所示。

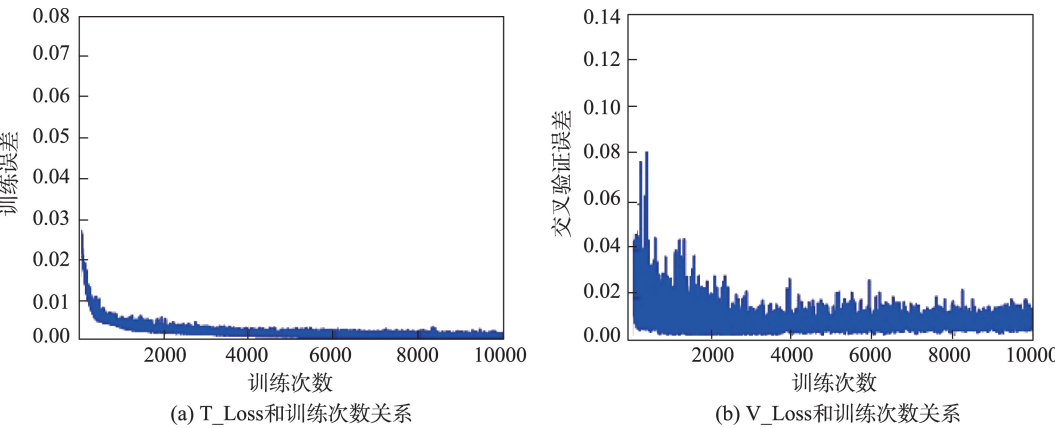


图3 DNN训练误差与训练次数关系
Fig. 3 Relationship between training errors and training frequency

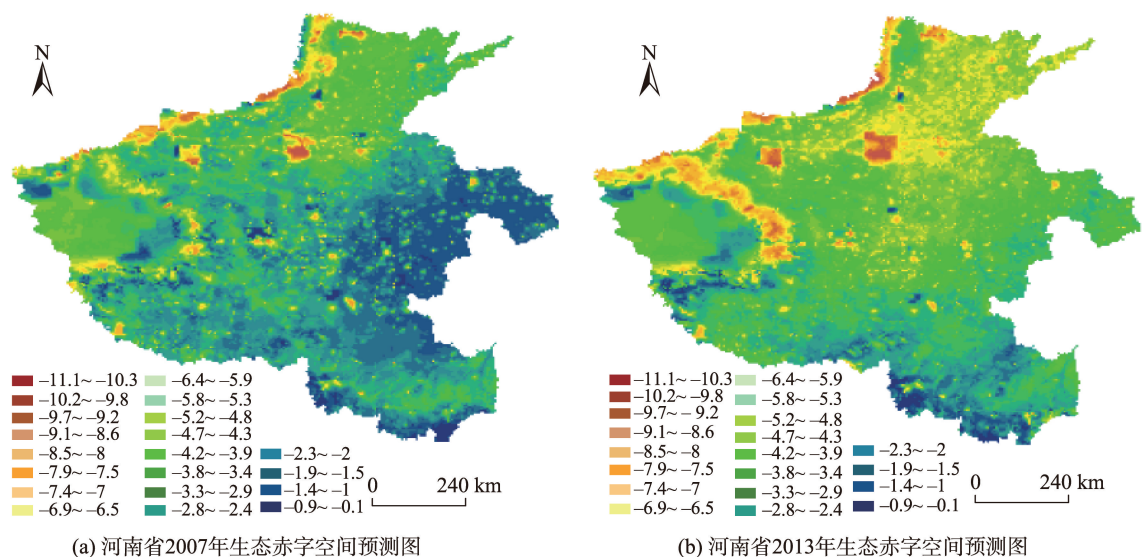


图4 应用深度学习进行河南省各年生态赤字空间预测图

Fig. 4 Application of deep learning to the forecast of the ecological deficit of the space in Henan Province

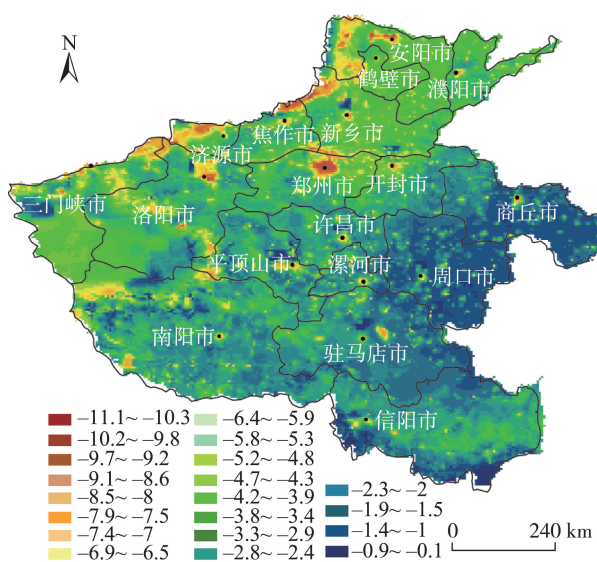


图5 2007年河南省各市生态赤字图

Fig. 5 The ecological deficit map of cities in Henan Province in 2007

图4中可清晰地观察到河南省生态赤字的空间连续分布,相比以行政市为单元的生态足迹模型计算的生态赤字空间化的结果^[40](图7),可提供区域生态分布更加详细的空间信息,更加贴近真实的生态状态分布。

可以看到,河南省中北部地区生态赤字较严重(图4),相对而言,西南部山区有生态盈余的状态,生态赤字较为严重的是郑州和洛阳两个城市群落(图5)和河南北部地区。城市中心地区都有较高的

生态赤字(图5)。对比图4和图6,河南省西北部山区边缘生态赤字较高,对比 Google Earth 发现该区域土地裸露,大部分被开垦为裸露田地,绿色植被稀疏。河南省北部处于黄土高原南端,土地生产力弱^[37],在图4中显示为生态赤字较高。这也说明预测结果较好地与城市中心区域和河南省地貌吻合。图4(a)和图4(b)对比显示,2013年河南生态指数相对于2007年更加恶劣,原因将在3.3中讨论。

3.3 应用深度学习进行时间预测

选取预测第一年2015和变化相对较大的2018年,利用训练的DNN模型进行河南省2015–2020年生态赤字预测,预测结果如图8所示。相对于2013

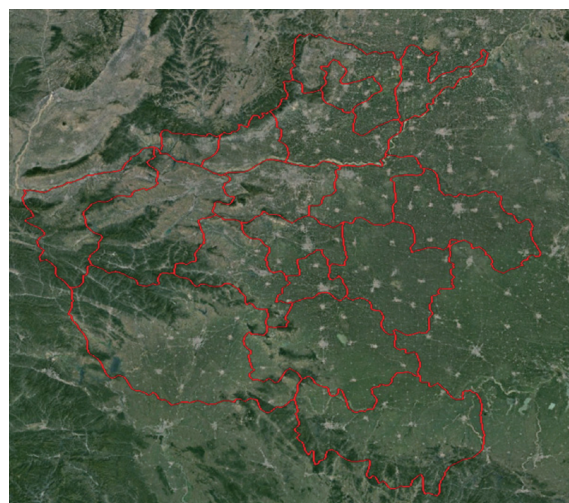


图6 河南省地貌图

Fig. 6 The land map of Henan Province

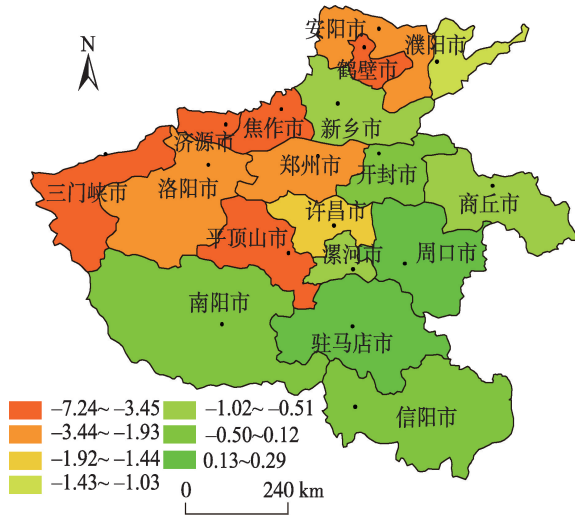


图7 以市为单元的河南生态赤字图^[40](2013)
Fig. 7 The ecological deficit map of Henan Province based on the units of cities^[40](2013)

年,2018年和2015年生态指数有了一定程度提高。
将每年河南省生态承载力空间预测和时间预测结果按格网求平均,结果如图9所示。将2005年和2013年做差值,2013年和2018年做差值,得到具

有空间分布的差值图(图10和图11)。
从图8中可得出,各年的生态状况仍然是:生态赤字严重的地方集中在郑州、洛阳的城市群落以及河南省北部和西部区域,河南省南部地区生态指数较高。

河南承载力从2007–2013年逐年降低(图9),由于人们生活水平不断提高对自然资源消耗增高(生态足迹增加)^[38]。2013年到最低值后逐渐提高,原因在于河南省在十二五期间实行了积极的环保政策,投入巨资保护环境^[39],并且在2014年生态承载力开始提高^[40]。2015–2020年预测结果看,2013年后河南省生态环境在波动中向良好发展的趋势,验证了河南环保政策的有效性。

2007–2013年河南生态指数总体呈现下降(图10),中西部地区生态指数下降多。下降程度最大的是周口和商丘,源于这两市城镇化加快,经济发展,但相应的生态承载力没有相应提高^[40]。2013–2018年河南生态指数总体上升(图11),信阳市出现下降,源于信阳人口不断增加。商丘市上升较快,由于实行了优化区域布局,加强生态环境建设^[44–45]。

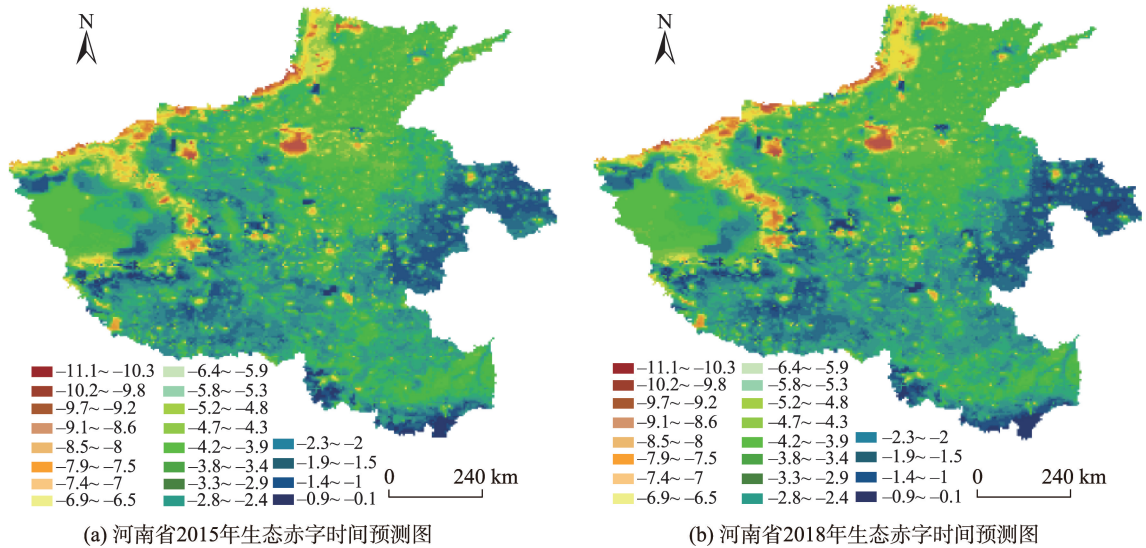


图8 应用深度学习进行时间预测
Fig. 8 Application of deep learning for time prediction

4 结论与展望

本文提出了一种利用深度神经网络对区域进行生态承载力模拟的方法。首次将深度学习应用于生态承载力计算中,对比了DNN和LSTM在模拟中的精度,选取了最优DNN模型进行生态赤字

的时空模拟。深度学习中数据无需进行特征提取直接输入深度学习模型中,避免人为干扰,且具有更本质刻画,同时提高精度。

以往生态赤字计算仅能以市县级为单元,且需要大量经济、环境等方面统计数据,周期长、成本高、难精细化^[46],本研究利用格网化数据(包括易获

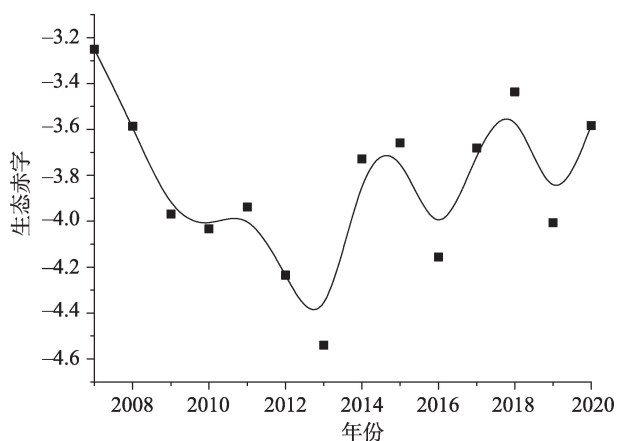


图9 河南省2007–2020年生态赤字预测图

Fig. 9 Forecast of ecological deficit in Henan Province from 2007 to 2020

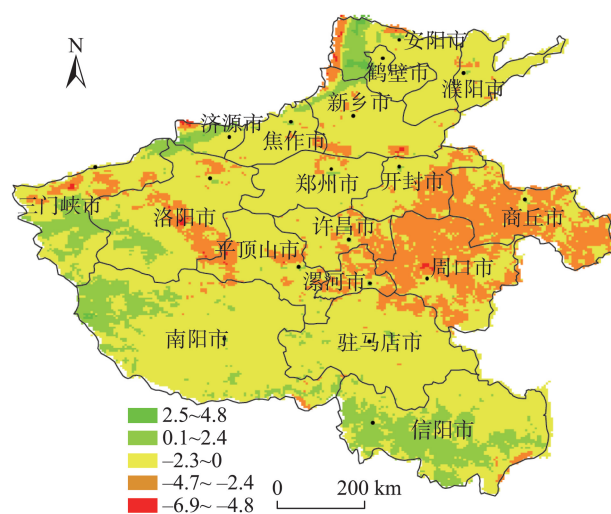


图10 河南省2007–2013生态赤字差值图

Fig. 10 Difference of ecological deficit in Henan province from 2007-2013

得、成本低、精度高的遥感数据),改变了生态赤字计算的数据源。不仅从空间上,而且从时间上对河南省生态安全进行了模拟与预测,可用于更加精细的生态数据计算和政策模拟^[47]、更精细的生态赤字驱动力分析等^[48]。为区域生态的科学管理和建设供了相关基础科学支撑和参考。

本方法使用的数据种类有限,一些数据如CO₂等能够较好地反应区域生态和经济状况^[49],将其加入本模型的计算能够提高计算的合理性和可靠性;本研究所使用的人口格网数据等由IDW计算而来,这种加密方法常存在条带性,与实际情况不符^[46],如利用土地覆盖数据进行计算将能更有效、合理地加密人口数据,这将是下一步研究的方向之一。

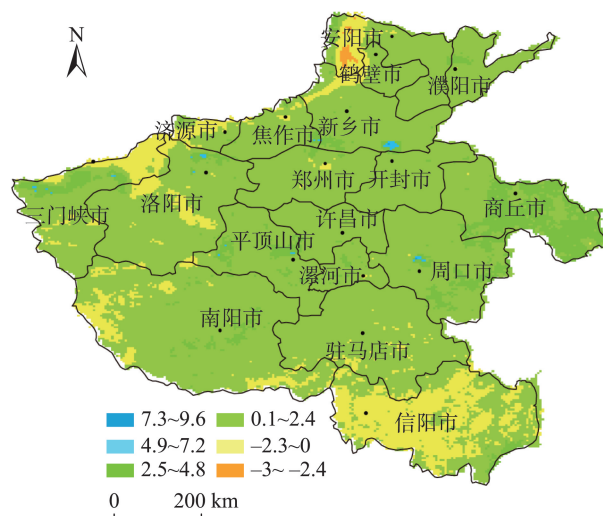


图11 河南省2013–2018生态赤字差值图

Fig. 11 Difference of ecological deficit in Henan province from 2013-2018

参考文献 (References):

- [1] Our Common Future[R]. Report of the World Commission on Environment and Development, 1987.
- [2] 彭斯震,孙新章.全球可持续发展报告:背景、进展与有关建议[J].中国人口·资源与环境,2014,24(12):1-5. [Peng S Z, Sun X Z. Global sustainability report: Background, progress and related proposals[J]. China Population, Resources and Environment, 2014,24(12):1-5.]
- [3] 新华网.习近平:生态文明建设是十三五规划重点方向[Z]. 2015:2016. [Xi J P: Ecological civilization construction is the key direction of the thirteen five planning[Z]. 2015:2016.]
- [4] 张志强,孙成权,程国栋,等.可持续发展研究:进展与趋向[J].地球科学进展,1999,14(6):58. [Zhang Z Q, Sun C Q, Cheng G D, et al. Research on sustainable development: progress and trend[J]. Advances in Earth Science, 1999,14(6):58.]
- [5] Castaneda B E. An index of sustainable economic welfare (ISEW) for Chile[J]. Ecological Economics, 1999,28(2): 231-244.
- [6] Hard P. Measuring sustainable development: review of current practices[R]. 1997:591-595.
- [7] 徐中民,程国栋,张志强.生态足迹方法:可持续性定量研究的新方法——以张掖地区1995年的生态足迹计算为例[J].生态学报,2001,21(9):1484-1493. [Xu Z M, Cheng G D, Zhang Z Q. Ecological tracing method: A new method for quantitative research on sustainability: Taking the ecological footprint of Zhangye prefecture in 1995 as an example[J]. Acta Ecologica Sinica, 2001,21(9):1484-1493.]

- [8] 徐中民, 张志强, 程国栋. 可持续发展定量研究的几种新方法评介[J]. 中国人口·资源与环境, 2000, 10(2): 61-65. [Xu Z M, Zhang Z Q, Cheng G D. Evaluation of several new methods for quantitative research on sustainable development[J]. Chinese Journal of Resources and Environment, 2000, 10(2): 61-65.]
- [9] Castaneda B E. An index of sustainable economic welfare (ISEW) for Chile[J]. Ecological Economics, 1999, 28(2): 231-244.
- [10] 卢祥之. 评《1999中国可持续发展战略报告》[J]. 出版发行研究, 1999(10): 52. [Lu X Z. Comment on "1999 China's Sustainable Development Strategy Report"[J]. Publishing and Research, 1999, 10: 52.]
- [11] 张中旺, 郑伯红. 区域可持续发展与人地系统协调研究[J]. 襄樊学院学报, 2000(5): 85-88. [Zhang Z W, Zheng B H. Study on regional sustainable development and man-land system coordination[J]. Journal of Xiangfan University, 2000, 5: 85-88.]
- [12] Ayres R U. Commentary on the utility of the ecological footprint concept[J]. Ecological Economics, 2000, 32(3): 347-349.
- [13] 孙志远, 鲁成祥. 深度学习研究与进展[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 31-38. [Sun Z Y, Lu C X. Study and progress of deep learning[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 31-38.]
- [14] 杨娟, 王昌全, 李冰, 等. 基于遗传神经网络的成都市人均生态足迹预测[J]. 生态学报, 2009, 29(1): 359-367. [Yang J, Wang C Q, Li B, et al. Prediction of per capita ecological footprint of Chengdu based on genetic neural network[J]. Journal of Ecology, 2009, 29(1): 359-367.]
- [15] 吴明, 姚尧, 贾冯睿, 等. 基于径向基函数神经网络方法的都市生态压力预测[J]. 自然资源学报, 2013, 28(2): 328-335. [Wu M, Yao Y, Jia F R, et al. State prediction of urban ecological pressure based on radial basis function neural network[J]. Journal of Natural Resources, 2013, 28(2): 328-335.]
- [16] 孙浩然, 杨维, 郭亚伟, 等. 基于GIS-BP神经网络的生态地质环境敏感性评价——以千山景区及周边为例[J]. 地下水, 2009, 31(6): 126-128. [Sun H R, Yang W, Guo Y W, et al. Assessment of the sensitivity of eco-geological environment based on GIS-BP neural network - Taking Qianshan scenic area and surrounding area as an example[J]. Journal of Groundwater, 2009, 31(6): 126-128.]
- [17] 金新, 唐德善, 陈丽夫. 基于GRNN神经网络的生态足迹影响因素预测[J]. 水电能源科学, 2014(5): 137-139. [Jin X, Tang D S, Chen L F. Study on influencing factors of ecological footprint based on GRNN neural network[J]. International Journal Hydroelectric Energy, 2014, 5: 137-139.]
- [18] Stoica C, Camejo J, Banciu A. Water quality of Danube Delta systems: ecological status and prediction using machine-learning algorithms[J]. Water Sci Technol. 2016, 73(10): 2413-2421.
- [19] 李开菊, 郑波尽. 浅谈深度学习[J]. 软件, 2016, 37(5): 81-83. [Li K J, Zheng B J. Talk about deep learning[J]. Software, 2016, 37(5): 81-83.]
- [20] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2806-2810. [Sun Z J, Xue L, Xu Y M, et al. Review of deep learn[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 2806-2810.]
- [21] Le Cun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[C]. Proc. IEEE, 1998. USA: IEEE, 1998: 2278-2324.
- [22] Mo D. A survey on deep learning: one small step toward AI[R]. <http://www.cs.unm.edu/~pdevineni/papers/Mo.pdf>, 2012.
- [23] 朱新玲, 黎鹏. 基于BP神经网络的湖北省生态足迹拟合与预测研究[J]. 武汉科技大学学报(社会科学版), 2015, 17(1): 77-80. [Zhu X L, Li P. Study on ecological footprint fitting and prediction of Hubei province based on BP Neural Network [J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology (Social Science Edition), 2015, 17(1): 77-80.]
- [24] 郭荣中, 申海建, 杨敏华. 基于灰色模型的长沙市生态足迹与生态承载力预测分析[J]. 水土保持研究, 2015, 22(4): 195-200. [Guo R Z, Shen H J, Yang M H. Prediction analysis of ecological footprint and ecological carrying capacity of Changsha city based on gray model[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2015, 22(4): 195-200.]
- [25] 陈成忠, 林振山, 陈玲玲. 生态足迹与生态承载力非线性动力学分析[J]. 生态学报, 2006, 26(11): 3812-3816. [Chen C Z, Lin Z S, Chen L L. Nonlinear dynamics analysis of ecological footprint and ecological carrying capacity[J]. Acta Ecologica Sinica, 2006, 26(11): 3812-3816.]
- [26] 杨娟, 王昌全, 李冰, 等. 基于遗传神经网络的成都市人均生态足迹预测[J]. 生态学报, 2009, 3(1): 359-367. [Yang J, Wang C Q, Li B, et al. Prediction of per capita ecological footprint in Chengdu based on genetic neural network[J]. Acta Ecologica Sinica, 2009, 3(1): 359-367.]
- [27] 吴明, 姚尧, 贾冯睿, 等. 基于径向基函数神经网络方法的都市生态压力预测[J]. 自然资源学报, 2013, 28(2): 328-335. [Wu M, Yao Y, Jia F R, et al. State prediction of urban ecological pressure based on radial basis function neural network[J]. Journal of Natural Resources, 2013, 28(2): 328-335.]
- [28] 孙浩然, 杨维, 郭亚伟, 等. 基于GIS-BP神经网络的生态地质环境敏感性评价——以千山景区及周边为例[J]. 地下水

- 水,2009,31(6):126-128. [Sun H R, Yang W, Guo Y W, etc. Based on GIS-BP neural network of ecological geological environment sensitivity evaluation - to Qianshan scenic area and the surrounding as an example[J]. Groundwater, 2009,31(6):126-128.]
- [29] 金新,唐德善,陈丽夫.基于GRNN神经网络的生态足迹影响因素预测[J].水电能源科学,2014(5):137-139. [Jin X, Tang D S, Chen L F. Study on influencing factors of ecological footprint based on GRNN neural network[J]. Hydropower and Energy Science, 2014(5):137-139.]
- [30] 刘永超,郭怀成,代超.生态足迹预测模型优选——以武汉市为例[J].北京大学学报(自然科学版),2015,51(5):897-904. [Liu Y C, Guo H C, Dai C. Ecological footprint forecasting model optimization - taking Wuhan city as an example[J]. Journal of Peking University (Natural Science Version, 2015,51(5):897-904.]
- [31] 肖和善.植被净初级生产力模型研究[J].亚热带水土保持,2007,19(4):24-28. [Xiao H S. Study on net primary productivity model of vegetation[J]. Subtropical Soil and Water Conservation, 2007,19(4):24-28.]
- [32] Alfö Ldy. Aerosol optical depth, aerosol composition and air pollution during summer and winter conditions in Budapest[J]. Science of the Total Environment, 2007(383):141.
- [33] Jordan M I. Serial order: a parallel distributed processing approach[J]. Advances in Psychology, 1997,121:471-495.
- [34] Elman J L. Finding structure in time[J]. Cognitive science, 1990,14(2):179-211.
- [35] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997,9(8):1735-1780.
- [36] 田垚,蔡猛,何亮.基于深度神经网络和Bottleneck特征的说话人识别系统[J].清华大学学报(自然科学版),2012,49(7):2036-2043. [Tian Y, Cai M, He L. 2012. Speaker recognition system based on depth neural network and bottleneck feature[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2012,49(7):2036-2043.]
- [37] 裴新富.关于黄土高原范围问题[J].中国水土保持,1991(12):37-42. [Pei X F. On the range of the Loess Plateau [J]. Chinese Journal of Soil and Water Conservation, 1991,12:37-42.]
- [38] 李雅兰.河南省生态足迹变化及其影响因素研究[D].南京:南京农业大学,2010. [Li Y L. Henan Province ecological footprint changes and its influencing factors[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2010.]
- [39] 河南“十二五”投入巨资保护环境[J].城市道桥与防洪,2012(4):224-225. [Henan "12th Five- Year" invested heavily in the protection of the environment[J]. Urban Road Bridge and Flood Control, 2012(4):224.]
- [40] 金玲燕.基于CyberGIS_R的区域生态建模与时空预测研究[D].北京:北京大学,2016. [Jin L Y. Study on regional ecological modeling and spatio-temporal prediction based on CyberGIS_R [D]. Beijing: Peking University, 2016.]
- [41] 商丘市政府.商丘市城市总体规划说明书(2005-2020) [R]. 商丘:商丘市政府,2004. [Shangqiu City Government. Shangqiu City Master Plan Manual (2005-2020) [R]. Shangqiu: Shangqiu Municipal Government, 2004.]
- [42] 周口市政府,2009年周口市人民政府工作报告[R].周口:周口市政府,2009. [Zhoukou City Government, 2009 Zhoukou City People's Government Work Report [R]. Zhoukou: Zhoukou City Government, 2009.]
- [43] “十二五”时期河南人口发展报告[R]. 河南:河南统计局,2016. ["12th Five-Year" period Henan population development report [R]. Henan: Henan Bureau of Statistics, 2016.]
- [44] 商丘市政府.商丘城乡总体规划(2015-2030)[R].商丘:商丘市政府,2014. [Shangqiu city government. Shangqiu urban and rural master plan (2015-2030) [R]. Shangqiu: Shangqiu city government, 2014.]
- [45] 商丘市政府.2014年商丘市政府工作报告[R].商丘:商丘市政府,2014. [Shangqiu municipal government. 2014 Shangqiu municipal government work report [R]. Shangqiu: Shangqiu city government, 2014.]
- [46] 何亚芬.基于格网的南昌市土地生态承载力评价[D].江西:江西农业大学,2015. [He Y F. Grid-based evaluation of land ecological carrying capacity in Nanchang[J]. Jiangxi Agricultural University, 2015.]
- [47] 程国建,颜宇甲.基于多Agent的生态复杂适应系统建模和仿真[J].西安石油大学学报(自然科学版),2011,26(2):134-148. [Cheng G J, Yan Y J. Modeling and simulation of ecological complex adaptive system based on multi-Agent[J]. Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science Edition),2011,26(2):134-148.]
- [48] 岳大鹏,张露露.河南省2000-2007年人均生态足迹动态变化及其驱动力分析[J].资源开发与市场,2010,13(7):211-216. [Yue D P, Zhang L L. Dynamic change of per capita ecological footprint and its driving force analysis in Henan Province from 2000 to 2007[J]. Resource Development and Market, 2010,13(7):211-216.]
- [49] 郑林昌,齐蒙.河北省贸易隐含二氧化碳排放及其影响因素研究[J].气候变化研究进展,2017,13(12):201-205. [Zheng L C, Qi M. Study on implied carbon dioxide emissions and its influencing factors in Hebei province [J]. Progress in Climate Change Research, 2017,13(12):201-205.]