

# 基于PSO-BP神经网络的草原放牧策略研究

杜凌枫

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2024年4月26日; 录用日期: 2024年5月22日; 发布日期: 2024年5月31日

## 摘要

土壤有机碳是土壤化学物质的重要组成部分, 建立其与其它化学物质的灰色关联模型, 同时与放牧强度进行联合分析, 得出适当放牧有助于提高土壤有机碳的循环。由于预测数据维度较多, 选取BP神经网络模型能够有效预测, 采用粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)对神经网络模型的参数进行优化, 提高模型精度, 最后求得土壤化学物质预测表。

## 关键词

灰色关联模型, 神经网络, 粒子群算法

## Research on Grassland Grazing Strategy Based on PSO-BP Neural Network

Lingfeng Du

College of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Apr. 26<sup>th</sup>, 2024; accepted: May. 22<sup>nd</sup>, 2024; published: May. 31<sup>st</sup>, 2024

## Abstract

Soil organic carbon is an important component of soil chemicals. A grey correlation model was established between organic carbon and chemicals, and conducting joint analysis with grazing intensity. It is concluded that appropriate grazing can help improve the cycling of soil organic carbon. Due to the large number of dimensions in the prediction data, A BP neural network model was selected to predict effectively. PSO is used to optimize the parameters of the neural network model and improve model accuracy. Finally a soil chemical substance prediction table was obtained.

## Keywords

Grey Relational Analysis, Neural Network, Particle Swarm Optimization

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

草原放牧策略是指在草原生态系统中合理管理放牧活动的方法和措施。利用主成分分析中的因子分析法判断土壤各化学性质对环境影响的响应,可以得出土壤有机碳、土壤无机碳和土壤碳氮比受环境影响较大的结论[1]。结合相关数据采用 ARIMA 时间序列模型可以建立不同放牧策略对草原土壤化学性质影响的数学模型,同时可视化预测结果[2]。放牧的效应依赖于优势植物的种类以及选取的功能性状[3]。草原放牧是许多地区的重要经济活动,研究放牧策略有助于实现草原资源的可持续利用,保障牧民的生计需求,并避免过度放牧引起的土地退化和资源枯竭[4] [5] [6] [7] [8]。研究放牧策略有助于保护和恢复草原生态系统的稳定性和多样性,避免草原退化、荒漠化和生物多样性丧失[9]。动物管理策略有利于先民拓展绿洲生存空间,充分利用山地与低地间多样化气候环境下的多种植物资源,最大化牧业产出和收益。多元化的生计方式是早期先民适应吐鲁番极端干旱环境最适宜的、富有弹性的策略,是促进当地史前文明持续发展的重要动力[10]。刘嘉慧[11]利用多光谱无人机和植被冠层分析仪,获取放牧期间日尺度草地叶面积指数信息,定量分析不同放牧策略对草地叶面积指数及牧牛行为变化的影响。总之,研究放牧策略对于维护生态平衡、保障经济发展、促进社会稳定以及应对气候变化等方面具有重要意义,有助于实现草原生态系统的可持续发展和人与自然的和谐共处。

## 2. 模型建立

### 2.1. 灰色关联度模型

土壤中的化学性质影响着植被生长以及土地的优劣,它包括土壤 PH 值、土壤全 N、土壤 P、土壤 K 以及土壤有机碳等,土壤有机碳是人们最关注的对象,因为它是土壤肥力和基础地力的最重要的物质基础,影响着耕地的生产力。因此分析土壤有机碳与其它化学性质的关系,有助于制定合理的放牧政策。

由于土壤有机碳随着环境和牧群的影响而不断变化,关联分析实质上也是一个动态发展的过程,即动态比较,系统各个时期相关统计数据的几何比较。

#### 1、设存在序列

$$x = (x(1), x(2), \dots, x(k)) \quad (1)$$

存在映射关系:

$$f: x \rightarrow y$$

$$f(x(c)) = y(c), c = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

上式为序列  $x$  到序列  $y$  的数据变换,且存在 6 种变换方式。

#### (1) 初始化变换

$$f(x(c)) = \frac{x(c)}{x(1)} = y(c), x(1) \neq 0 \quad (3)$$

(2) 均值化变换

$$f(x(c)) = \frac{x(c)}{\bar{x}} = y(c), \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{c=1}^n x(c) \quad (4)$$

(3) 归一化变换

$$f(x(c)) = \frac{x(c)}{x_\alpha} = y(k), x_\alpha > 0 \quad (5)$$

(4) 极差值变换

$$f(x(c)) = \frac{x(c) - \min_c x(c)}{\max_c x(c)} = y(c) \quad (6)$$

2、关联性分析

参考数列的选取

$$x_0 = \{x_0(q) | q = 1, 2, \dots, m\} = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(m)) \quad (7)$$

式中,  $q$  表示时间。假设有  $n$  个比较序列:

$$x_i = \{x_i(q) | q = 1, 2, \dots, m\} = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)), i = 1, \dots, n \quad (8)$$

则有关联系数模型:

$$\zeta_i(q) = \frac{\min_s \min_t |x_0(t) - x_s(t)| + \eta \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|}{|x_0(q) - x_i(q)| + \eta \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|} \quad (9)$$

式中, 分辨系数  $\eta \in [0, 1]$ ;  $\eta$  越大, 分辨率越大; 反之越小。 $\max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|$  为两极最大差值;  
 $\min_s \min_t |x_0(t) - x_s(t)|$  为两极最小差值。

关联系数描述的是某一时刻比较序列与参考序列之间的关联度, 数据比较分散, 导致每个时刻都会存在一个关联系数不便比较, 因此给出:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{q=1}^n \zeta_i(q) \quad (10)$$

表示序列  $x_i$  对参考序列  $x_0$  的关联程度。式中,  $r_1$  表示 SIC 对 SOC 的关联程度,  $r_2$  表示 STC 对 SOC 的关联程度,  $r_3$  表示 N 对 SOC 的关联度,  $r_4$  表示 C/N 对 SOC 的关联程度。

## 2.2. 粒子群算法

粒子群算法是选取一些数量和位置随机生成粒子, 首先假设粒子的飞行空间的维数为  $D$ , 种群中粒子的个数为  $N$ , 在种群里面不同的粒子以最开始给定的随机的速度飞行。设在  $D$  维空间内, 整个粒子种群中的第  $i$  个粒子的空间位置矢量是  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD})$ , 第  $i$  个粒子的速度矢量  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iD})$ , 通过适应度函数计算自己适应度的值。每个粒子找到从开始迭代到现在的最好个体最优的位置为  $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{iD})$ , 我们将它称为  $P_{\text{best}}$ , 整个种群迄今为止找到的最优位置为

$P_g = (p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}, \dots, p_{gD})$ ，我们将其称为  $G_{best}$ 。

粒子在每一次进化中，它的速度和位置的计算公式，如下所示[12]:

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \tag{11}$$

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id}(t) + c_1 r_1 (P_{id} - X_{id}(t)) + c_2 r_2 (P_{od} - X_{id}(t)) \tag{12}$$

其中， $i = 1, 2, 3, \dots, N$ ， $N$  为种群规模； $d = 1, 2, 3, \dots, D$ ； $t$  为迭代次数； $\omega$  为惯性因子； $c_1, c_2$  为学习因子； $r_1, r_2$  为随机变量取值在  $(0, 1)$  之间； $V$  为粒子速度； $x$  为粒子位置； $P_{best}$  为个体粒子最优位置。

通过粒子群算法来优化 BP 神经网络是通过将最优的权值和阈值给 BP 神经网络从而进行预测，以提高预测模型的精度。

计算每个粒子的适应值  $J$ :

$$J = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m (y_k - t_k)^2 \tag{13}$$

式中： $y_k$  表示神经网络的实际输出， $t_k$  表示目标输出， $m$  表示输出神经元个数， $n$  表示训练样本的数目。

粒子群算法通过：(1) 对种群参数给定初值；(2) 确定适应度函数，对每个粒子的适应度函数  $J_i$  进行计算，并对个体进行评价；(3) 更新粒子的速度与位置大小和方向，产生新的粒子群；(4) 迭代次数达到最大或者误差精度满足设定值，生成最优解。以优化 BP 神经网络。

粒子群算法优化 BP 神经网络的具体流程如图 1 所示。用粒子群算法对 BP 神经网络进行训练时，粒子群位置向量元素是 BP 神经网络的全部连接权值。对位置向量初始化，利用粒子群算法进行寻优，以均方误差最小作为寻优目标，将得到的全局最优位置作为 BP 神经网络的权值。

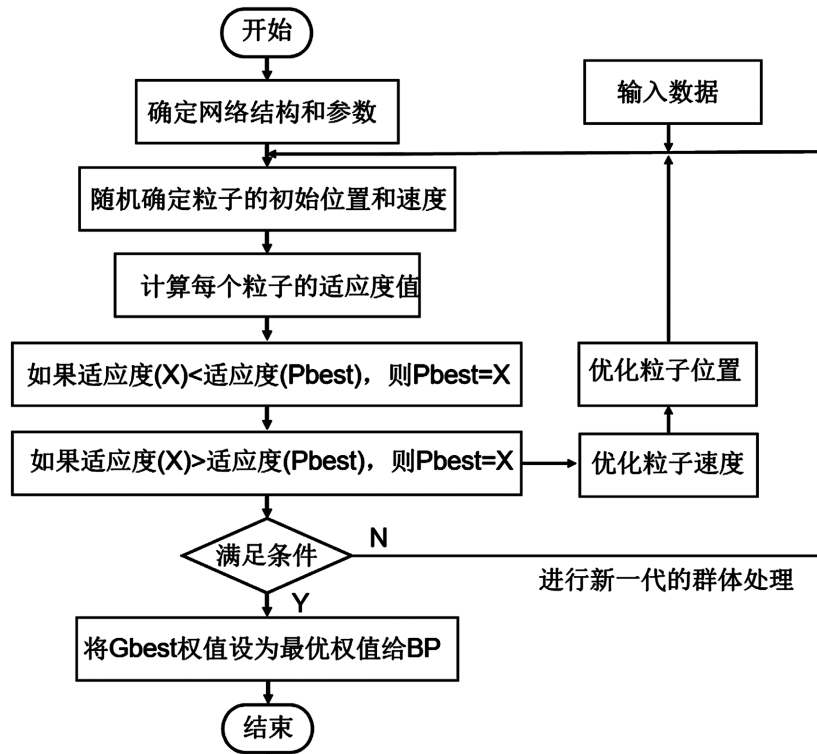


Figure 1. Process of DPSO-BP  
图 1. 粒子群算法优化 BP 神经网络的流程

### 2.3. 神经网络

BP神经网络是依据误差进行反向传播算法训练的多层前馈网络，BP网络的学习算法属于全局逼近的方法，可以逼近所有的非线性映射关系。通过训练后的BP神经网络能根据输入值计算出合适的输出值，该特性使得BP神经网络能够处理多维数据组，植被生物量与土壤化学性质关系紧密，且输入层数据越多，相关性越强，则映射出来的准确度越高，因此BP神经网络很适合对土壤化学性质进行预测。

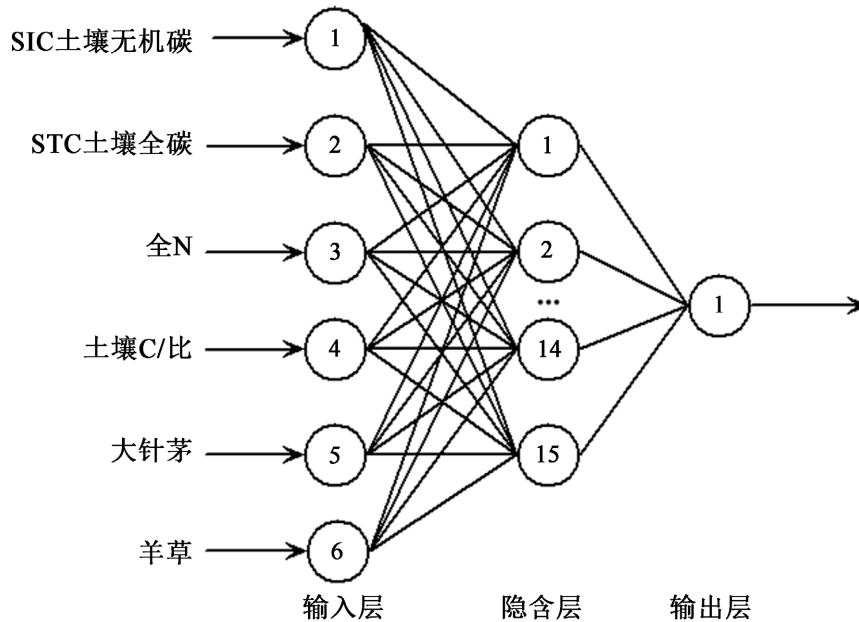


Figure 2. Schematic diagram of BP neural network structure

图 2. BP 神经网络结构示意图

图 2 为 BP 神经网络结构，神经网络的拓扑结构包括输入层、隐含层、输出层三个部分，层与层之间采用全连接方式，输入值选择主要的变量，输出值是需要预测的变量。

BP神经网络算法学习过程由正向传播和反向传播组成，在正向传播过程中，输入值从输入层经过隐含层神经元处理后到达输出层，每层的神经元状态只会对下一次神经元状态产生影响。如果输出层没有获得期望的输出，则转入反向传播，误差信号从输出层向输入层传播，并调整各层之间的权值和阈值，使得误差减小，直到达到精度的要求。

BP神经网络的传输函数采用  $S(\text{Sigmoid})$ 型函数如下式：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (14)$$

$$\text{隐含层: } Y_j = f\left(\sum_{i=1}^l W_{ji} X_i - \varphi_j\right) \quad (15)$$

$$\text{输出层: } Y_k = f\left(\sum_{j=1}^m W_{kj} Y_j - \theta_k\right) \quad (16)$$

式中： $X_i$ 表示神经网络的输入值； $Y_j$ 表示隐含层单元与第  $j$  个节点输出； $Y_k$ 表示输出层第  $k$  个节点的输出值； $f(x)$ 表示激活函数； $W_{ji}$ 、 $W_{kj}$ 分别表示输入层到隐层和隐层到输出层之间的连接权向量； $\varphi_j$ 、 $\theta_k$ 分别表示隐含层和输出层的阈值。

接下来进入反向传播过程，网络输出信号与期望输出信号之间的误差通过下面的调整规则被传回到隐含层和输入层，网络模型中的联接权重和偏置被重新调整，产生新的 BP 神经网络结构。调整规则如下式：

$$v_{j_{new}} = v_{j_{old}} + \alpha(T - y)y(1 - y)H_j \tag{17}$$

$$\theta_{new} = \theta_{old} + \alpha(T - y)y(1 - y) \tag{18}$$

$$w_{ij_{new}} = w_{ij_{old}} + \alpha(T - y)x(1 - y)v_j H_j (1 - H_j)x_i \tag{19}$$

$$\theta_{j_{new}} = \theta_{j_{old}} + \alpha(T - y)y(1 - y)v_j H_j (1 - H_j) \tag{20}$$

其中， $\alpha$  为学习率。前向传递和反向传播过程迭代进行，直至网络输出信号与期望输出信号之间的误差满足预先设定的终止条件，则 BP 神经网络的联接权重和偏置调整完毕，训练过程结束。

### 3. 模型的求解与分析

#### 3.1. 灰色关联度模型的求解

灰色关联度模型中的数据比较需要建立在统一量纲下，当量纲不一致时，无法实现运算，因此计算前需要进行无量纲化处理。为了方便比较，要求 4 组数列均具有公共交点，得出的数列变化如下：

$$x_i = \left( 1, \frac{x_i(1)}{x_i(2)}, \frac{x_i(1)}{x_i(3)}, \frac{x_i(1)}{x_i(4)} \right) \quad i = 5 \tag{21}$$

对灰色关联度模型进行求解，设置  $\sigma = 0.4$ ，得到结果如图 3 所示。

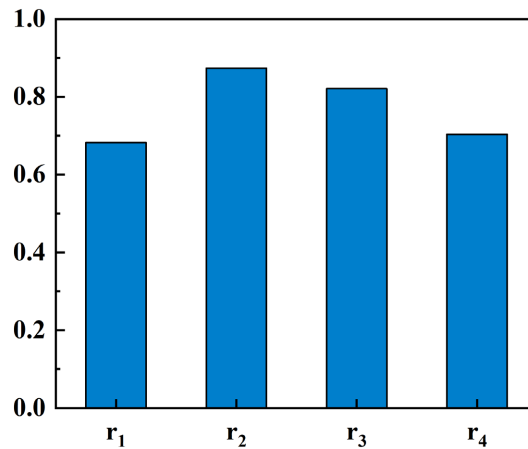


Figure 3. Correlation bar chart  
图 3. 关联度柱状图

灰色关联模型的结果见表 1。

Table 1. The results of the grey correlation model  
表 1. 灰色关联模型的结果

$r_1$	$r_2$	$r_3$	$r_4$
0.682	0.874	0.821	0.704

土壤有机碳与土壤全碳的关系最高,因为土壤全碳由土壤有机碳和土壤无机碳组成( $STC=SOC+SIC$ ),故表现出强关联性; N 与有机碳的的关联度也较高,说明 N 与有机碳存在因果关系可能性较大,进而促进植物群落的生长。由于无机碳与有机碳呈现出负相关性,因此两者间的相关关系较弱。分析不同放牧强度下土壤有机碳的含量,有助于制定合理的放牧策略,以及营造植物适宜生长的环境。

### 3.2. PSO-BP 神经网络

根据相关性分析,糙隐子草与 5 种化学性质的相关性较低,选取相关性较高的数据作为输入层,多得预测结果才会越准确,因此糙隐子草不作为输入参数。共选择 4 组化学指标参数,2 组植被参数作为输入层,所以设计输入层节点为 6,输出节点为 1。

隐含层节点的选取公式为:

$$m = \sqrt{i + j} + c \quad (22)$$

式中,  $m$  为隐含层的节点个数,  $i$  为输入层的节点个数,  $j$  为输出层的节点个数,  $c$  为常数。

根据公式求出隐含层的范围是(6-17),因此对隐含层节点数从 6 开始训练,一直训练到 20,发现最优节点数为 15,故网络结构为 6-15-1。

选取时间从 2012 年到 2020 年提取四种化学性质的数据以及两种植物的干重数据作为学习样本,对禁牧(NG)、轻度放牧(LGI)、中度放牧(MGI)、重度放牧(HGI)四种强度下的数据分开进行训练。图 4 给出了样本数据,为进行 BP 神经网络训练后的 SOC 回归曲线图。

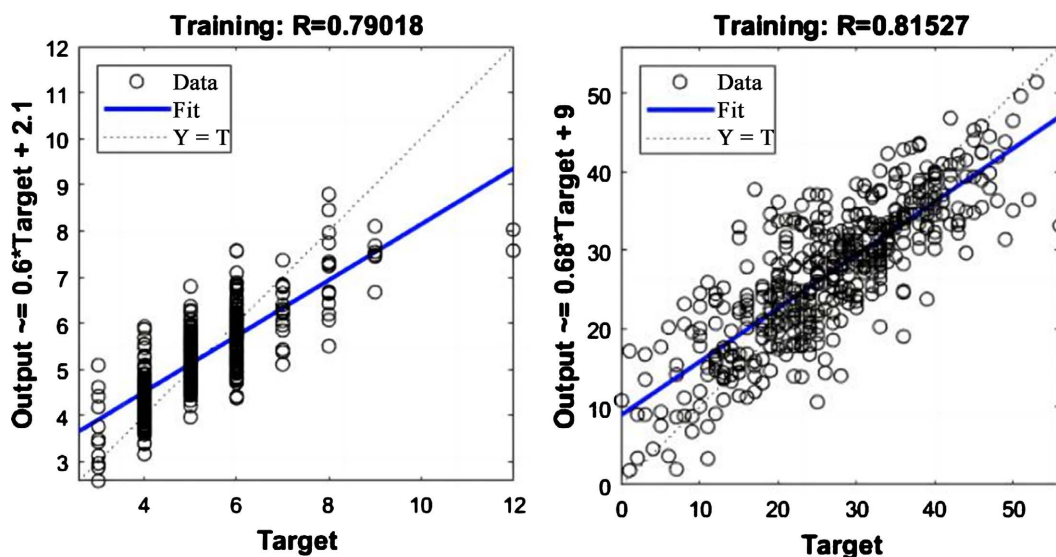


Figure 4. Regression curve of SOC and N

图 4. SOC 和全 N 的回归曲线图

根据训练曲线可知,模型具有较高的精度。利用训练好的 BP 神经网络对不同放牧强度下的土壤化学成分进行预测, MGI 下的 SCO 和 N 的预测结果如图 5 和图 6 所示。

通过 PSO 改进后的 BP 神经网络,对土壤有机碳和土壤全氮的预测精度较高,拟合曲线接近真实值,误差在 10% 以内,同时模型收敛速度较高,克服了之前 BP 收敛速度慢,预测精度低等缺点。采用 PSO-BP 预测模型,分别对禁牧 NG、LGI、MGI 和 HGI 条件下的土壤有机碳、土壤无机碳、土壤全碳、全氮、土壤 C/N 比并且按区域进行预测,结果如表 2 所示。土壤全碳与土壤 C/N 比可以通过计算获得,因此进

行模型验证, 计算结果与预测结果相差较小, 表明模型具有较高可信度。

土壤有机碳在MGI条件下的预测值

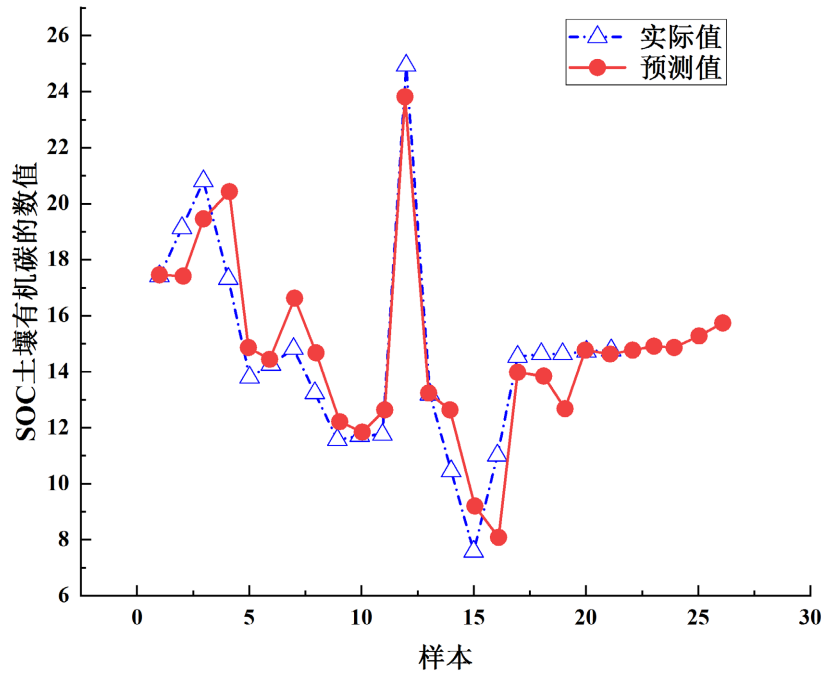


Figure 5. Predictive values of soil organic carbon under MGI  
图 5. MGI 下土壤有机碳的预测值

全氮N在MGI条件下的预测值

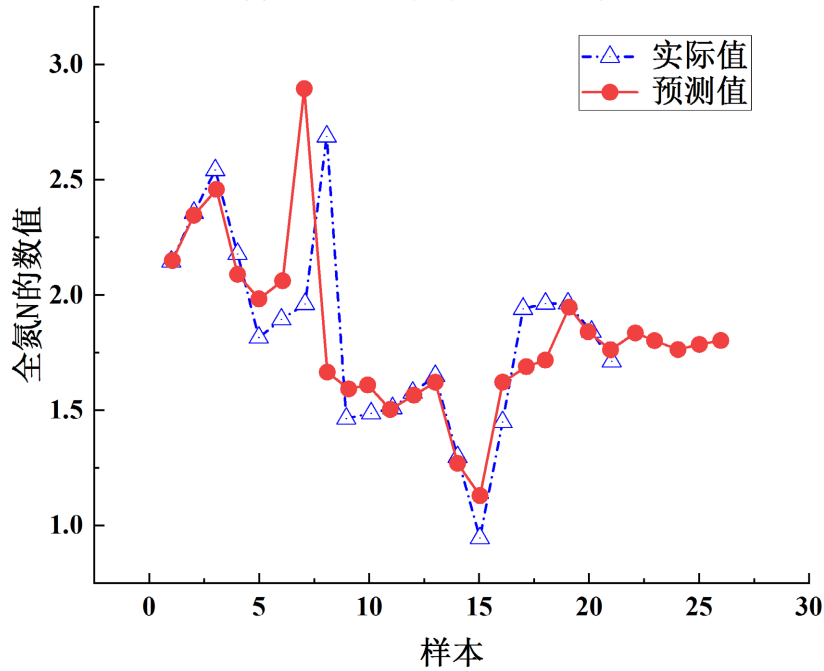


Figure 6. Predicted values of total nitrogen under MGI  
图 6. MGI 下全氮的预测值



**Table 2.** Soil chemical composition prediction table  
**表 2.** 土壤化学成分预测表

放牧强度	Plot 放牧小区	SOC 土壤有机碳	SIC 土壤无机碳	STC 土壤全碳	全 N	土壤 C/N 比
NG	G17	14.23	10.28	23.33	1.62	15.68
	G19	15.46	6.81	21.72	1.83	13.12
	G21	19.37	6.44	23.29	2.40	11.27
LGI	G6	15.78	6.64	21.78	1.95	11.95
	G12	13.86	10.70	23.89	1.73	14.63
	G18	15.16	6.52	21.07	1.84	12.52
MGI	G8	14.07	6.22	19.31	1.87	11.90
	G11	14.00	8.51	21.95	1.47	16.80
	G16	14.31	6.52	19.84	1.71	13.40
HGI	G9	15.62	4.66	20.96	1.96	9.99
	G13	13.45	10.57	24.02	1.62	16.18
	G20	15.14	6.87	22.01	1.87	12.63

## 4. 模型优劣评价

### 4.1. 模型优点

1) 采用聚类分析法将六种植物进行分类, 有利于降低数据维度, 提高计算效率, 有助于选出“优势种”来代表锡林郭勒草原的物种数量, 进而简化运算。

2) 土壤化学指标的预测选用粒子群算法优化 BP 神经网络, 有效改善传统神经网络收敛速度慢, 易于陷入局部最小值的问题。经过粒子群算法得到的最优权值用于 BP 神经网络的训练层, 有效提高了模型的预测精度。

### 4.2. 模型缺点

1) 聚类分析法需要对数据进行归一化处理, 当聚类目标过多、数据类别较大时难以进行高效运算。

2) 粒子群算法的能够避免 BP 神经网络陷入局部最小值, 但是增加了整个模型的运算时间, 面对的数据越多, 运算时间也越长。因此收敛速度有待提高。

## 5. 结论

聚类分析的时间复杂度相对较低, 能够有效地处理大规模数据集。建立的 BP 神经网络的预测模型, 能够有效预测土壤的化学指标, 并且采用 PSO 算法对 BP 神经网络的权值进行优化, 可以有效提高预测精度。综上所述, 本模型具有高度统计学意义, 故该预测模型具有普遍适用性, 具有实际意义。

## 参考文献

- [1] 赵琳琳, 张楠, 张瀚青, 等. 基于不同放牧策略对锡林郭勒草原土壤化学性质影响研究[J]. 齐鲁工业大学学报, 2023, 37(5): 67-74.
- [2] 于和硕. 基于机理分析的草原放牧策略研究[J]. 计算机时代, 2023(8): 125-128.
- [3] 潘晓斌. 放牧对我国北方草地植物功能多样性的影响及机制[D]: [硕士学位论文]. 长春: 东北师范大学, 2022.

- [4] Hardeep, S., Brian, K.N., Gurjinder, S.B., *et al.* (2020) Greenhouse Mitigation Strategies for Agronomic and Grazing Lands of the US Southern Great Plains. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, **25**, 819-853. <https://doi.org/10.1007/s11027-019-09894-1>
- [5] 冷杰, 祁新, 曹锴. 基于微分博弈的草原放牧管理策略研究[J]. 干旱区资源与环境, 2024, 38(1): 1-8.
- [6] 李颖, 龚吉蕊, 刘敏, 等. 不同放牧强度下内蒙古温带典型草原优势种植物防御策略[J]. 植物生态学报, 2020, 44(6): 642-653.
- [7] 凯撒·米吉提. 当前新疆草原畜牧及其可持续发展策略[J]. 中国畜禽种业, 2019, 15(12): 27.
- [8] 辛定. 加快草业建设保护草原生态促进畜牧业可持续发展[J]. 畜牧业环境, 2020(2): 28.
- [9] 木拉提汗·哈吐汗. 解决草原退化困境的有效途径[J]. 畜牧兽医科技信息, 2020(4): 181.
- [10] 张贵林, 王龙, 韩杏杏, 等. 吐鲁番加依先民适应极端干旱环境的策略: 绿洲农业和季节性迁移放牧[J/OL]. 科学通报: 1-16. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1784.N.20240329.1036.002.html>, 2024-04-01.
- [11] 刘嘉慧, 余瑞, 王有, 等. 基于多光谱无人机的不同放牧策略对草地叶面积指数变化动态解析[J]. 热带生物学报, 2024, 15(1): 60-72.
- [12] Lu, H.C., Tseng, H.Y. and Yao, L.M. (2021) Neutrino-Like Particle for Particle Swarm Optimization. *International Journal of Intelligent Systems*, **37**, 859-913. <https://doi.org/10.1002/int.22650>