

# 基于BP + Elman神经网络的草原土壤湿度预测研究

孙浩, 吴梦碟

上海理工大学, 机械工程学院, 上海

收稿日期: 2022年12月29日; 录用日期: 2023年1月24日; 发布日期: 2023年1月31日

## 摘要

草原是我国重要的国土资源和物质财富, 是发展多种产业经济的重要原料基地, 能为畜牧生产的重要饲料来源。国家通过“退牧还草”政策, 有效改善草原生态系统和民生, 但是仍需寻找一种合理的牧场管理政策, 以最大限度的提高每个地区的生产力, 同时保持社会生态的长期可持续性。本文建立模型对保持放牧策略不变情况下对2022年、2023年不同深度草原土壤湿度进行预测, 通过数据挖掘技术建立土壤湿度预测模型, 并进行模型验证。首先, 建立土壤湿度与各因素之间的映射关系, 选用Elman神经网络模型和回归方程对影响土壤湿度的物理因素进行预测, 并对比两者之间的准确性, 最后选用BP神经网络预测模型对土壤湿度进行求解, 对于草原放牧策略的制定以及土壤湿度的监测具有重要的现实意义。

## 关键词

BP神经网络, Elman神经网络, 土壤湿度, 预测

# Grassland Soil Moisture Prediction Based on BP + Elman Neural Network

Hao Sun, Mengdie Wu

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

Received: Dec. 29<sup>th</sup>, 2022; accepted: Jan. 24<sup>th</sup>, 2023; published: Jan. 31<sup>st</sup>, 2023

## Abstract

Grassland is an important land resources and material wealth in our country. It is an important raw material base for the development of a variety of industrial economy, and an important feed source for livestock production. The state has effectively improved the grassland ecosystem and

people's livelihood through the policy of "returning grazing land to grassland", but it still needs to find a reasonable grazing land management policy to maximize the productivity of each region and maintain the long-term sustainability of social ecology. In this paper, a model was established to predict the soil moisture of grassland at different depths in 2022 and 2023 under the condition that the grazing strategy remained unchanged. A soil moisture prediction model was established through data mining technology, and the model was verified. First, the mapping relationship between soil moisture and various factors was established. The Elman neural network model and regression equation were used to predict the physical factors affecting soil moisture, and the accuracy between the two was compared. Finally, the BP neural network prediction model was used to solve the soil moisture. It is of great practical significance for formulating grazing strategy and monitoring soil moisture in grassland.

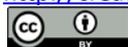
## Keywords

BP Neural Network, Elmen Neural Network, Soil Moisture, Prediction

Copyright © 2023 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

土壤沙漠化是包括气候变异和人类活动在内的种种因素造成的干旱、半干旱和亚湿润干旱地区的土地退化[1] [2] [3] [4]。它指干旱和半干旱地区, 由于自然因素和人类活动的影响而引起生态系统的破坏, 使原来非沙漠地区出现了类似沙漠环境的变化, 在干旱和亚干旱地区, 在干旱多风和具有疏松沙质地表的情况下, 由于人类不合理的经济活动, 使原非沙质荒漠的地区, 出现了以风沙活动、沙丘起伏为主要标志的类似沙漠景观的环境退化过程[5] [6]。

沙漠化程度指数(SM)是从数学的范畴去界定沙漠化程度, 对于沙漠化程度的划分及相应指数的界定问题。采用 0~1 标度法表示 SM, 并将其与沙漠化程度对应划分为 5 类(表 1) [7] [8]。

**Table 1.** Classification standard of desertification degree and desertification index

**表 1.** 沙漠化程度以及沙漠化程度指数划分标准

划分内容		划分类型			
沙漠化程度	非沙漠化	轻度沙漠化	中度沙漠化	重度沙漠化	极重度沙漠化

土壤湿度是评价土壤沙漠化的重要因素之一, 对草原的历史土壤湿度及降雨量数据进行分析, 并预测未来的草原土壤湿度, 对于制定放牧政策和监测分析具有重要现实意义[9]。因此, 本文根据草原土壤历史湿度数据、草原土壤历史蒸发数据以及草原历史降水等数据, 建立模型对保持目前放牧策略不变情况下对 2022 年、2023 年不同深度土壤湿度进行预测(数据来源于锡林郭勒统计年鉴 2016~2021) [10]。

## 2. 模型说明与假设

- 1) 假设检测数据真实。
- 2) 假设土壤的容重和土壤的沙漠化程度具有相关性。

本文用到的变量及其含义如表 2 所示:

**Table 2.** Variable name  
**表 2.**变量名

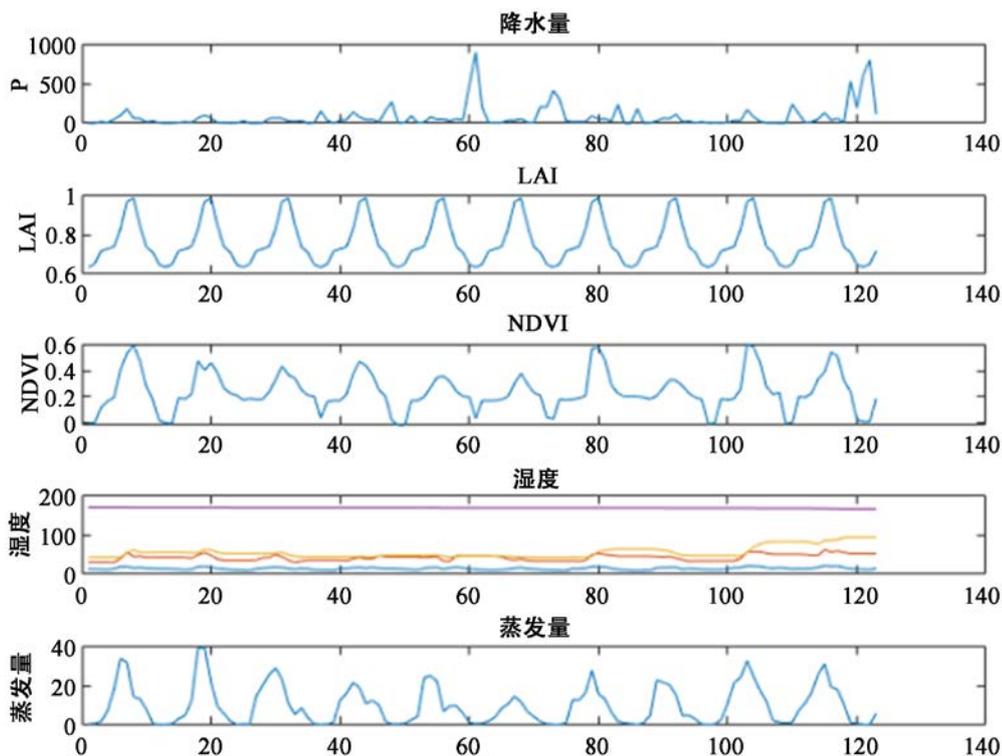
变量名	符号说明
$\beta$	土壤湿度
$E$	地表蒸散发率
$t$	时间
$a$	土壤植被覆盖率
$G(w)$	草原覆盖度
$w$	成草数量

### 3. 模型的建立与求解

土壤湿度, 降水量, 蒸发量等数据具有较明显的趋势性特征, 如图 1 所示。首先考虑其变化趋势演化情况, 接着预测降水量、湿度、蒸发量、NDVI 等, 由相关数据可知季节因素对土壤湿度有重要的影响, 并建立出土壤湿度 - 降水量 - 地表蒸发模型, 如式 1 所示:

$$\frac{d\beta}{dt} = P - E(a) \quad (1)$$

式中,  $P$  为该牧区供水率(主要为降水);  $E$  为地表蒸散发率;  $\beta$  为土壤湿度;  $t$  为时间;  $a$  为土壤植被覆盖率, 可表达为  $\alpha^*G(w)$ ,  $w$  为成草数量,  $G(w)$  为草原的覆盖度, 内蒙古草原盖度在 0.25~0.8 之间,  $\alpha^*$  为最大增长率, 取决于草原的环境条件(如光照、气温、土壤养分等)。



**Figure 1.** Combined data trend  
**图 1.** 组合数据趋势

对数据做时间序列模型构建前进行平稳性检验通过 Matlab 代码进行 ADF 检验和 KPSS 检验。ADF 检验结果等于 1, 通过检验。KPSS 检验结果等于 0, 通过检验。用 Durbin-Watson 统计来进行变量的自相关度量。该值接近 2, 则可以认为序列不存在一阶相关性。

### 3.1. BP 神经网络简介

BP (back propagation)神经网络是一种按误差反向传播(简称误差反传)训练的多层前馈网络, 其算法称为 BP 算法, 它的基本思想是梯度下降法, 利用梯度搜索技术, 以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小[11] [12] [13]。它的结构如图 2 所示。其中, 多层感知器具备如下特点: 首先, 该网络的激活函数一定要是非线性的 smooth 函数, 一般选用双曲 sin 或 logistic 函数。另外, 该网络一定要包含隐藏层、输入层以及输出层[14]。对于 BP 神经网络来说, 一般情况隐藏层只有一层, 仅仅在神经元数量又很多的时候才会想要添加。最后, 该网络一定要有较高的连接性, 而这个指标通常来说与突触权值和数量有很高的关系。

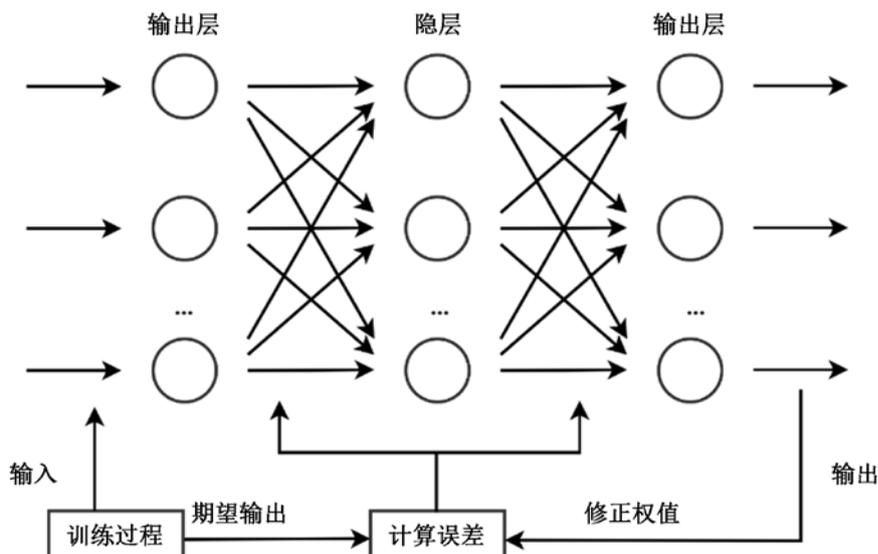


Figure 2. Three layer BP neural network structure diagram  
图 2. 三层 BP 神经网络结构图

基本 BP 算法包括信号的前向传播和误差的反向传播两个过程。即计算误差输出时按从输入到输出的方向进行, 而调整权值和阈值则从输出到输入的方向进行。正向传播时, 输入信号通过隐含层作用于输出节点, 经过非线性变换, 产生输出信号, 若实际输出与期望输出不相符, 则转入误差的反向传播过程。误差反传是将输出误差通过隐含层向输入层逐层反传, 并将误差分摊给各层所有单元, 以从各层获得的误差信号作为调整各单元权值的依据。通过调整输入节点与隐层节点的联接强度和隐层节点与输出节点的联接强度以及阈值, 使误差沿梯度方向下降, 经过反复学习训练, 确定与最小误差相对应的网络参数(权值和阈值), 训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息, 自行处理输出误差最小的经过非线性形转换的信息, 其算法流程图如图 3 所示。

### 3.2. BP 神经网络模型的训练

使用 BP 神经网络模型对保持目前放牧策略不变情况下对 2022 年、2023 年不同深度土壤湿度进行预测, 将经过处理后的数据选取一部分作为训练集和一部分作为测试集(训练集和测试集的比例为 7:3)代入

Matlab 软件中的 BP 神经网络模型模块中进行训练, 其中影响土壤湿度的物理因素如不同年份的土壤蒸发量、降水量等数据作为输入量, 土壤湿度数据作为输出量。以预测值与真实值的趋势和相对误差等指标评价 BP 神经网络的拟合效果。

得到训练集和测试集的拟合图, 如图 4 和图 5 所示:

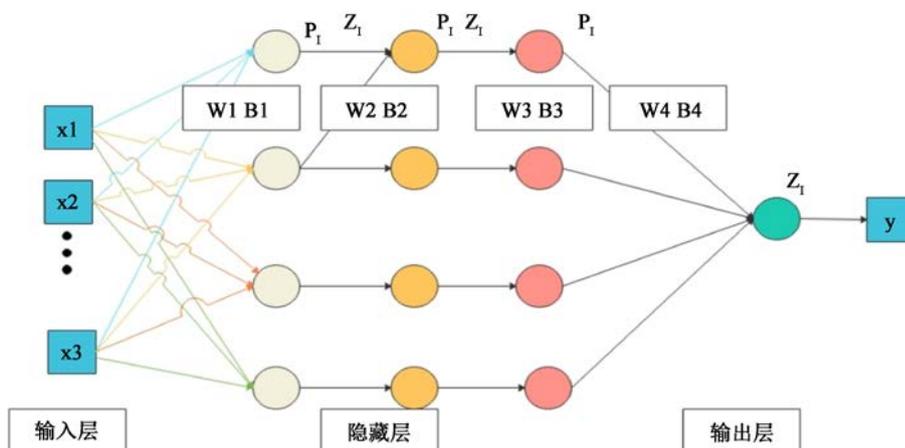


Figure 3. BP neural network algorithm flow chart

图 3. BP 神经网络算法流程图

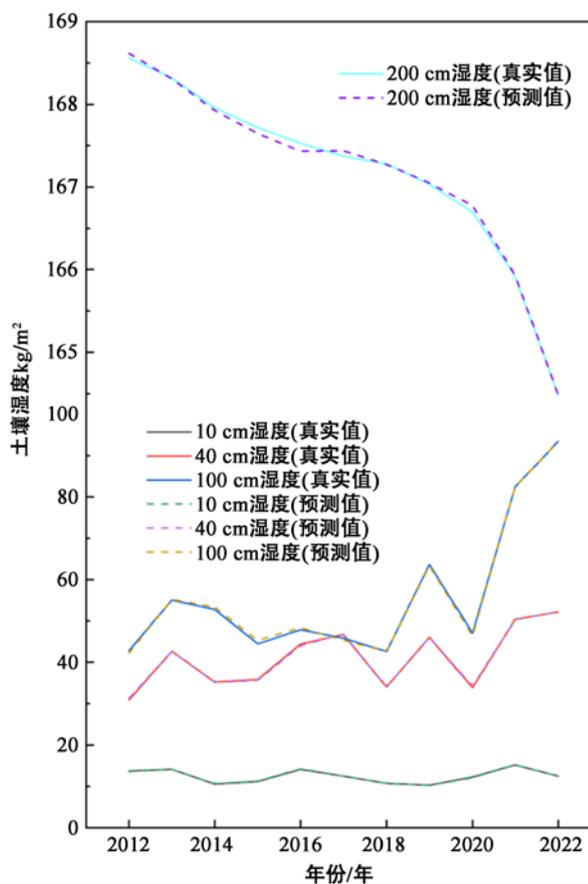


Figure 4. Fitting graph of neural network training set and test set

图 4. 神经网络训练集和测试集的拟合图

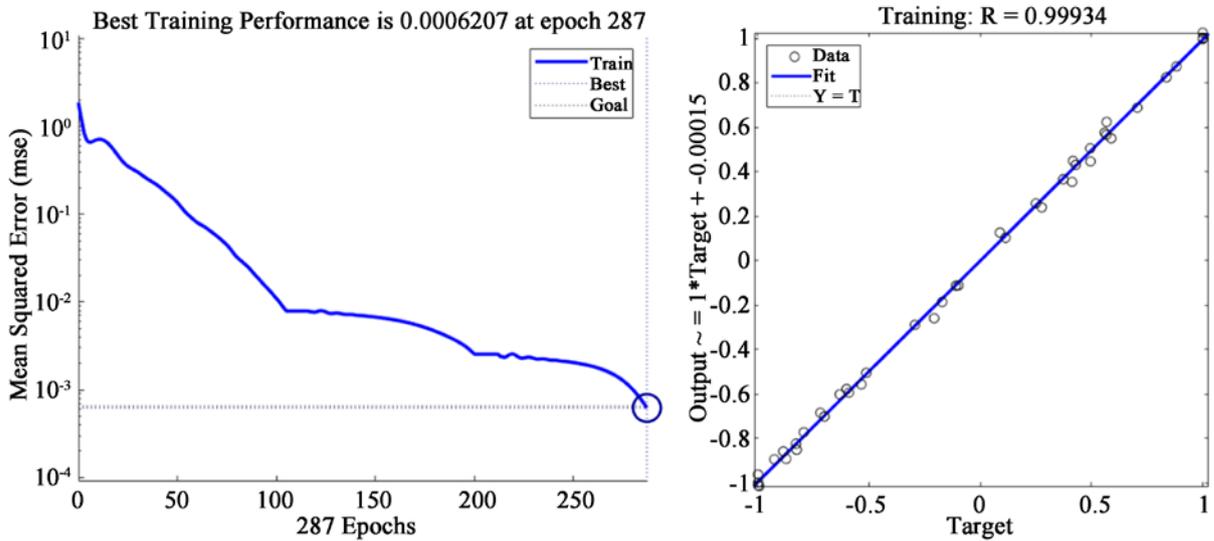


Figure 5. BP neural network training results

图 5. BP 神经网络训练结果

Table 3. Relative error between predicted value and actual value of BP neural network

表 3. BP 神经网络预测值与实际值的相对误差

	10 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	40 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	100 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	200 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )
	0.010219	0.012502	0.013279	0.000332
	0.003101	0.002532	0.003207	0.000083
	0.006123	0.001199	0.011136	0.000201
	0.006535	0.006466	0.017914	0.000444
	0.010005	0.008547	0.011010	0.000585
误差值	0.002681	0.002778	0.010810	0.000404
	0.000871	0.000419	0.000333	0.000063
	0.003034	0.000660	0.005495	0.000098
	0.010304	0.010880	0.014083	0.000467
	0.000479	0.002081	0.000244	0.000065
	0.000534	0.000655	0.000375	0.000005

由图 4 和图 5 可以看出预测值与真实值几乎完全拟合, 通过表 3 可以看出不同土壤湿度的预测值和真实值之间的相对误差非常小, 综上可得该 BP 神经网络的预测精度最高, 可选择 BP 神经网络模型作为最终用于 2022、2023 年不同深度的土壤湿度的预测模型。

### 3.3. Elman 神经网络模型的训练

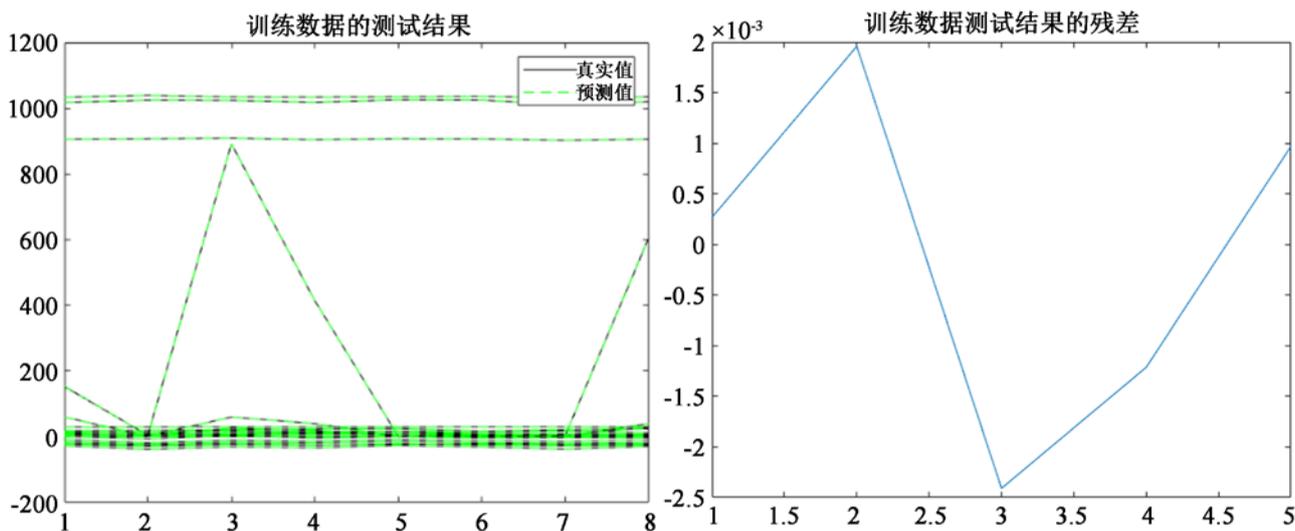
神经网络对时间序列数据进行预测。通常是根据已有的样本数据对 Elman 神经网络模型进行训练, 例如用过去的  $N$  ( $N \geq 1$ ) 个数据预测未来  $M$  ( $M \geq 1$ ) 个时刻的值, 即进行  $M$  步预测[15] [16]。如表 4 所示, 表中列出了样本数据的一种分段方法。该表把训练数据分成  $K$  个长度为  $(N + M)$  的有一定重叠的数据段, 每一段的前  $N$  个数据作为网络的输入, 后  $M$  个数据作为网络的输出从而对 Elman 神经网络进行训练。

**Table 4.** Sample data segmentation method  
**表 4.** 样本数据分段方法

输入( $N$ 个)	输出( $M$ 个)
$X_1, X_2, \dots, X_N$	$X_{N+1}, X_{N+2}, \dots, X_{N+M}$
$X_2, X_3, \dots, X_{N+1}$	$X_{N+2}, X_{N+3}, \dots, X_{N+M+1}$
.....	.....
$X_K, X_{K+1}, \dots, X_{N+K-1}$	$X_{N+K}, X_{N+K+1}, \dots, X_{N+M+K-1}$

影响土壤湿度是由土壤蒸发量、降水量等物理因素决定的, 因此需要对 2022 年、2023 年天气因素及蒸发量进行预测, 由于相同的时间段内气候因素存在一定的内部关联, 因此可采用连续 5 年的数据值预测第六年的数据值, 从而构建训练数据集, 再通过 Elman 神经网络模型对影响土壤湿度物理量数据进行预测。首先需要对 Elman 神经网络模型进行训练, 将附件中的影响土壤湿度的不同物理因素分为训练集和测试集, 将训练集和测试集代入 Matlab 中的 Elman 神经网络模型中进行训练, 以预测值与真实值的趋势和相对误差等指标评价 Elman 神经网络的拟合效果。

得到训练集和测试集的拟合图:



**Figure 6.** Test results and residual graph of Elman neural network training data

**图 6.** Elman 神经网络训练数据的测试结果与残差图

由图 6 可以分析得: 可以看出预测值与真实值几乎完全拟合, 可以看出不同土壤湿度的预测值和真实值之间的相对误差非常小, 综上可得该 Elman 神经网络的预测精度最高, 可选择 Elman 神经网络模型作为影响土壤湿度的物理因素预测模型对 2022 年和 2023 年不同时刻的天气进行预测。

通过预测得到 2022、2023 年不同时刻天气值(以土壤蒸发量为例)如表 5 所示。

### 3.4. 结合 BP 和 Elman 神经网络模型对土壤湿度的预测

首先将不同年份对应的影响土壤湿度的物理因素数据导入 Matlab 中的 Elman 神经网络模型中进行 2022 年和 2023 年的影响土壤湿度的物理因素的预测, 再将通过 Elman 神经网络模型预测得到的数据导入 Matlab 中的 BP 神经网络模型中对 2022 年和 2023 年土壤湿度的预测, 最终结果可得如表 6 所示。

**Table 5.** Weather values at different times in 2022 and 2023 (taking soil evaporation as an example)  
**表 5.** 2022、2023 年不同时刻天气值(以土壤蒸发量为例)

年份	月份	土壤蒸发量(W/m <sup>2</sup> )
2022	1	0.41
	2	0.28
	3	5.58
	4	10.54
	.....	.....
	12	1.28
2023	1	0.97
	2	0.66
	3	2.08
	4	10.65
	.....	.....
	12	0.78

**Table 6.** Prediction results of soil moisture at different depths in 2022 and 2023  
**表 6.** 2022 年、2023 年不同深度土壤湿度预测结果

年份	月份	10 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	40 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	100 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	200 cm 湿度(kg/m <sup>2</sup> )	
2022	04	13.29	44.13	66.99	166.53	
	05	12.57	34.22	35.56	167.37	
	06	18.30	53.03	68.72	166.09	
	07	20.04	59.55	86.04	167.06	
	08	16.46	56.81	44.28	170.57	
	09	12.64	29.16	45.15	167.80	
	10	13.40	40.56	59.05	167.11	
	11	13.49	28.27	57.18	166.03	
	12	14.38	36.40	45.55	166.77	
	2023	01	9.77	34.72	36.92	168.70
		02	8.35	30.08	49.94	167.86
		03	12.60	40.00	74.01	166.78
04		12.98	42.12	46.33	168.81	
05		13.80	40.16	57.36	166.34	
06		16.40	44.93	54.55	167.38	
07		22.18	42.96	16.89	167.27	
08		20.84	46.62	67.31	166.04	
09		21.06	53.81	59.74	164.75	
10		14.79	48.24	80.87	165.63	
11		15.17	43.30	43.43	166.67	
12		13.24	45.62	102.86	163.30	

## 4. 总结

BP 神经网络模型具有很强的自我学习能力, Elman 神经网络模型在预测的各气象因子和土壤因子上具有较小的误差, 并且可以通过预测结果反复修正函数, 来降低误差。本文首先用 BP 神经网络预测了 2022 和 2023 年不同深度的土壤湿度, 由于土壤湿度受到土壤蒸发量、降水量等物理因素影响, 因此采用 Elman 神经网络预测 2022 年、2023 年各月份的天气因素及蒸发量, 最后再次通过 BP 神经网络预测 2022 和 2023 年各个月份不同深度的土壤湿度。本研究对于草原放牧策略的制定以及土壤湿度的监测具有重要的现实意义。

## 参考文献

- [1] 詹天宇, 孙建, 张振超, 等. 基于 meta 分析的放牧压力对内蒙古高原草地生态系统的影响[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2020, 28(12): 1847-1858.
- [2] 王德利, 王岭. 草食动物与草地植物多样性的互作关系研究进展[J]. 草地学报, 2011, 19(4): 699-704.
- [3] 侯东杰, 郭柯. 典型草原植物养分对生长季不同放牧强度的动态响应[J]. 草地学报, 2021, 29(1): 141-148.
- [4] Reed, K. and Morrissey, E.M. (2022) Bridging Ecology and Agronomy to Foster Diverse Pastures and Healthy Soils. *Agronomy*, **12**, 1893-1893. <https://doi.org/10.3390/agronomy12081893>
- [5] 李杰. 家畜放牧对我国北方主要草地土壤固碳功能的影响及机制[D]: [博士学位论文]. 长春: 东北师范大学, 2021. <https://doi.org/10.27011/d.cnki.gdbsu.2021.001687>
- [6] di Virgilio, A., Lambertucci, S.A. and Morales, J.M. (2019) Sustainable Grazing Management in Rangelands: Over a Century Searching for a Silver Bullet. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, **283**, Article ID: 106561. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2019.05.020>
- [7] 孟现勇, 刘志辉, 李诚志, 蔡磊, 刘敦利. 基于栅格尺度的沙漠化预警模型研究——以塔里木河下游中段区域为例[J]. 中国沙漠, 2013, 33(1): 24-32.
- [8] 常帅. 锡林郭勒草原土壤理化特征及其综合评价[D]: [硕士学位论文]. 呼和浩特: 内蒙古师范大学, 2022. <https://doi.org/10.27230/d.cnki.gnmsu.2022.000709>
- [9] Nikola, T., et al. (2021) Intensive Short-Duration Rotational Grazing Is Associated with Improved Soil Quality within One Year after Establishment in Colombia. *Applied Soil Ecology*, **159**, Article ID: 103835. <https://doi.org/10.1016/j.apsoil.2020.103835>
- [10] 中国统计数据库——锡林郭勒盟统计年鉴 2012-2022[EB/OL]. <http://www.shujuku.org/xilin-gol-league-statistical-yearbook.html>
- [11] 李萍, 曾令可, 税安泽, 等. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(4): 3.
- [12] 刘旭升, 张晓丽. 基于 BP 神经网络的森林植被遥感分类研究[J]. 林业资源管理, 2005(1): 51-54.
- [13] Zhang, Q.Y., Zhang, Y. and Li, C. (2017) Application of BP Neural Network Based on Genetic Algorithm Optimization in Chinese Medicine Massage Robot. *Applied Science and Technology*, **44**, 73-77.
- [14] Zhi, X., Ye, J.S., et al. (2009) BP Neural Network with Rough Set for Short-Term Load Forecasting. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, **36**, 273-279. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.09.031>
- [15] Toqeer, R.S. and Bayindir, N.S. (2003) Speed Estimation of an Induction Motor Using Elman Neural Network. *Neurocomputing*, **55**, 727-730. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(03\)00384-9](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(03)00384-9)
- [16] Li, A.P., Li, A.Y., Xiong, B.Q., et al. (2014) Application of a Hybrid Quantized Elman Neural Network in Short-Term Load Forecasting. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, **55**, 749-759. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.10.020>