

预测不同放牧策略对草原土壤的影响

孙光泽, 范开国*, 姚志远, 吕园园

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2022年12月15日; 录用日期: 2023年1月21日; 发布日期: 2023年1月29日

摘要

本文对不同放牧策略对植被生物量、土壤湿度、土壤有机物含量进行评价分析, 从降水量、土壤蒸发等数据进行时间序列预测土壤湿度, 从草原监测点历史监测土壤数据建立拟合预测不同放牧强度下的土壤有机物含量预测, 得出一个放牧的最优策略, 促进了草原的可持续发展。首先, 从机理分析的角度建立熵权Topsis综合评价模型, 分别评价不同的放牧策略对植被生物量和不同放牧强度对土壤湿度的影响。然后, 使用基于时间序列的随机森林预测模型, 预测2022年4月到2023年12月不同深度的土壤湿度。最后, 从机理分析的角度出发建立基于专家权重的Topsis综合评价法, 评价不同放牧策略对土壤化学性质的影响, 然后结合附件相关数据, 使用基于时间序列的多层LSTM模型进行预测在不同放牧强度下的2022年同期的一些有机碳、无机碳、全N和C/N比等值。

关键词

放牧策略, 熵权Topsis法, 随机森林预测算法, LSTM

Predict the Effects of Different Grazing Strategies on Grassland Soils

Guangze Sun, Kaiguo Fan*, Zhiyuan Yao, Yuanyuan Lyu

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

Received: Dec. 15th, 2022; accepted: Jan. 21st, 2023; published: Jan. 29th, 2023

Abstract

In this paper, different grazing strategies evaluate and analyze vegetation biomass, soil moisture and soil organic matter content, predict soil moisture in time series from precipitation and soil evaporation data, establish a fitting prediction of soil organic matter content under different graz-

*通讯作者。

ing intensities from the historical monitoring soil data of grassland monitoring points, and obtain an optimal grazing strategy, which promotes the sustainable development of grassland. Firstly, from the perspective of mechanism analysis, a comprehensive evaluation model of entropy weight Topsis is established, and the effects of different grazing strategies on vegetation biomass and different grazing intensities on soil moisture are evaluated respectively. Then, using a time-series-based random forest forecasting model, soil moisture at different depths from April 2022 to December 2023 is forecasted. Finally, from the perspective of mechanism analysis, the Topsis comprehensive evaluation method based on expert weighting is established to evaluate the effects of different grazing strategies on soil chemical properties, and then combined with the relevant data of attachments, a multi-layer LSTM model based on time series is used to predict some organic carbon, inorganic carbon, total N and C/N ratios in the same period of 2022 under different grazing intensities.

Keywords

Grazing Strategies, Entropy Rights Topsis Law, Random Forest Prediction Algorithm, LSTM

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

关于草原放牧通常要考虑放牧方式和放牧强度(单位面积牲畜密度)2个因素。植物的生长满足自身的生长规律，同时受到周围环境的影响。例如，降水、温度、土壤湿度、土壤PH、营养等都决定植物的生长情况。当牧羊对植物进行采食时，一方面植物的地上生物量减少；另一方面，放牧对植物有刺激作用，改变了植物原有的生长速率，适当的放牧会刺激植物的超补偿生长，同样不合理的放牧也会降低植物的生长速率。

过度放牧，往往因牲畜密度过大，可能导致草原植被结构破坏，土壤裸露面积增大，促进了土壤表面的蒸发，土体内水分相对运动受到不利影响，破坏了土壤积盐与脱盐平衡，增加了盐分在土壤表面的积累，土壤盐碱化程度加重，最终造成草场退化、土地沙漠化。土壤沙漠化又被称为沙质沙漠化，是荒漠化的一种主要表现类型。沙漠化是在干旱、半干旱和部分半湿润地区的沙物质基础和干旱大风动力条件下，由于自然因素或人为活动的影响，致使自然的生态系统平衡性遭到破坏的现象。

适度的放牧可以改善草原土壤质量、提高草原生物的多样性。一方面由于家畜的采食践踏造成枯落物分解，充分进入土壤，从而提高土壤有机质和氮和钾含量，减少土壤的板结。另一方面放牧能够降低表层土壤湿度、PH，一定程度增加土壤容重。有研究表明：高寒草甸的土壤全氮含量沿着放牧梯度呈下降趋势。因此，为了保证土壤达到合适的状态，找到放牧羊(标准羊)数量的阈值是问题的关键。

根据我国草地资源的经营现状，开展草地放牧系统优化模型研究具有重要意义。现代草地资源的经营应遵循可持续利用原则，在保证生态环境良性健康发展中寻求经济利益的最大化。草地放牧系统优化模型的建立可以综合考虑各方面因素。因此，我们希望站在可持续发展和可承载范围的角度，并利用模型准确预测草原放牧合理强度，从而大大提高草原的生态环境，带动区域经济发展[1] [2]。

2. 不同放牧策略对草原土壤物理性质和植被生物量的影响

近年来由于不合理的家畜放牧已经引起了草原植被生物量及草原物理性质的严重影响，带来了生物

多样性的丧失。阐明放牧影响下草原群落的多样性变化规律，探讨其变化机理，是草原生物资源合理利用的基础。主要从机理的角度出发，建立数学模型，通过熵权法加 Topsis 法组成一个综合评价模型，建立对土壤湿度和植被生物量相关的数学模型，从机理上评判在不同放牧策略下产生的影响。

2.1. 熵权 Topsis 法

1) 正向化以及标准化处理。判断输入的矩阵是否存在负数，如果有则要重新标准化到非负区间，将评价对象个数的最大值用 n 表示， m 个评价指标构成的正向化矩阵如下[3]：

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} \end{bmatrix} \quad (1)$$

那么，对其标准化的矩阵记为 Z ， Z 中的每个元素：

$$z_{ij} = x_{ij} / \sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2} \quad (2)$$

判断 Z 矩阵中是否存在着负数，如果存在的话，需要对 X 使用另一种标准化方法，对矩阵 X 进行一次标准化得到矩阵，其标准化的公式为

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\}}{\max\{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\} - \min\{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\}} \quad (3)$$

2) 计算概率矩阵。计算第 j 项指标下第 i 个样本所占比重，并将其看作相对熵计算中用到的概率，假设有 n 个要评价的对象， m 个评价指标，经过了上一步处理得到的非负矩阵为

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2n} \\ z_{n1} & z_{n2} & \cdots & z_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

计算概率矩阵 P ，其中 P 中每一个元素 P_{ij} 的计算公式如下：

$$P_{ij} = \frac{z_{ij}}{\sum_{i=1}^n z_{ij}} \quad (5)$$

容易验证 $\sum_{i=1}^n P_{ij} = 1$ ，即保证了每一个指标所对应的概率之和为 1。

3) 计算每个指标的信息熵，并计算信息效用值，并归一化得到每个指标的熵权

对于第 j 个指标而言，其信息熵的计算公式为：

$$e_j = -\frac{1}{Inn} \sum_{i=1}^n P_{ij} \ln(P_{ij}) \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

4) 计算得分并归一化。上述熵权法步骤已经完成了原始矩阵正向化和正向化矩阵标准化，此处不再处理，仅使用了 TOPSIS 中计算得分与归一化。

n 个要评价对象， m 个评价指标的标准化矩阵：

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2n} \\ z_{n1} & z_{n2} & \cdots & z_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Z_{ij} 表示 i 个同学的第 j 个指标，定义最大值 Z^+ 和最小值 Z^- 。

定义第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个评价对象与最大值的距离:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (Z_j^- - Z_{ij})^2} \quad (8)$$

定义第 i 个评价对象与最小值之间的距离:

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (Z_j^+ - Z_{ij})^2} \quad (9)$$

那么, 我们可以计算得出第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个评价对象未归一化的得分:

$$S_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (10)$$

很明显 $0 \leq S_i \leq 1$, 且 S_i 越大 D_i^+ 越小, 即越接近最大值。然后对得分进行归一化处理(这一列的每个元素除以该列元素总和), 然后得到第 i 个评价对象的最终得分。

2.2. 计算结果

2.2.1. 不同放牧强度对植被生物量的影响

计算结果如下表 1 所示。

Table 1. Effects of different grazing intensities on vegetation biomass

表 1. 不同放牧强度对植被生物量影响

放牧类别	大针草	羊草	评分
对照(NG)	13.4	18.3	0.2133
轻牧(LGI)	15.1	21.5	0.4822
中牧(MGI)	15.4	18.8	0.2985
重牧(HGI)	12.9	15.7	0

表格中的数据来自于相关文献, 表中大针草和羊草为单位面积内所含有的植物种数。从最后的评分我们可以看出, 随着放牧强度的增加, 大针草和羊草的植物种数先增加后减少。无论是大针草还是羊草, 群落种树均已轻中放牧策略最高, 其次是无牧策略, 最低是重牧策略。

2.2.2. 不同放牧强度对土壤湿度的影响

计算结果如下表 2 所示。

Table 2. Effects of different grazing intensities on soil moisture at different levels

表 2. 不同放牧强度对不同层次的土壤湿度影响

第一次牧后	不同土壤层次的土壤湿度			评分
	放牧类别	0~10 cm	10~20 cm	
对照(NG)	4.13	6.86	7.65	0.3405
轻牧(LGI)	3.73	6.09	6.23	0
中牧(MGI)	4.61	6.86	7.64	0.4916
重牧(HGI)	4	6.62	6.69	0.1679

第二次牧后		不同土壤层次的土壤湿度			评分
放牧类别		0~10 cm	10~20 cm	20~30 cm	
对照(NG)		2.25	3.51	3.91	0.2510
轻牧(LGI)		2.16	3.28	3.67	0
中牧(MGI)		2.22	3.67	3.68	0.2452
重牧(HGI)		2.21	3.77	4.15	0.5038

第三次牧后		不同土壤层次的土壤湿度			评分
放牧类别		0~10 cm	10~20 cm	20~30 cm	
对照(NG)		7.72	8.73	9.56	0.2916
轻牧(LGI)		6.72	9.25	8.41	0.1929
中牧(MGI)		8.55	8.63	8.01	0.2744
重牧(HGI)		9.55	7.16	6.89	0.2421

从表中我们可以看出，0~10 cm 土层含水量对放牧强度的反应较为敏感，随着放牧强度的变化呈现一定规律。第一次和第二次牧后测定结果表明，随着放牧强度的增加，不同深度的土壤含水量随之下降，第一次牧后以中牧评分最高，第二次以重牧评分最高，第三次牧后出现相反趋势，即随着放牧强度的增加，土壤含水量随之增加，但还是对照区的增加的幅度大，达到了评分最高[4]。

由表中可以看出，土壤含水量由轻牧区的 6.72% 增加到重牧区的 9.55%。主要是由于放牧导致地上生物量减少、植被盖度降低、水分蒸发和土壤紧实度增加，在雨后(尤其是大雨)，水分下渗很慢，滞留在土壤表层，放牧强度越大滞留越多，而该地区日照强烈，地表水分迅速蒸发，在一段时间后，放牧强度大的处理土壤含水量较低。第二次牧后，0~10 cm 土层含水量，放牧处理间差异不显著，而第一次牧后和第三次牧后，则差异显著，表明随着干旱的加剧，放牧强度对土壤含水量的影响减弱。随着土层的加深，土壤含水量呈下降趋势。

3. 土壤湿度预测

土壤湿度是地球科学等多个领域的重要变量，同时也是连接陆地表面和大气之间循环过程的关键陆面变量，其时空变化对气象、气候和水文等方面至关重要，有助于提高对水、能源和碳循环的认知。

首先，把每年相同月份土壤湿度放在一起进行数据可视化，发现土壤湿度具有周期性的规律。所以本题采用的是基于时间序列优化的随机森林预测模型，在保持目前放牧策略不变的情况下，对不同深度土壤湿度进行预测。然后，我们对 1~12 月份的数据分别建立数学模型[5]。以一月份为例，预测土壤湿度的过程分为三步：首先建立回归模型研究每年 1 月份湿度随土壤蒸发量与降水量变化的关系，其次用回归模型利用 2012~2022 年 1 月份的土壤蒸发量和降水变化的关系，最后根据 2023 年 1 月份的土壤蒸发量和降水量预测 2023 年 1 月的湿度，如图 1 和图 2 所示。

3.1. 随机森林预测模型

与单独的决策树模型相比，随机森林模型由于集成了多个决策树，其预测结果会更准确，它集成了决策树模型的众多优点，又规避了决策树模型容易过度拟合等缺点，泛化能力更强[6]。本文用普通 LSTM 预测模型在每年 1 月份的土壤湿度训练过程进行对比。

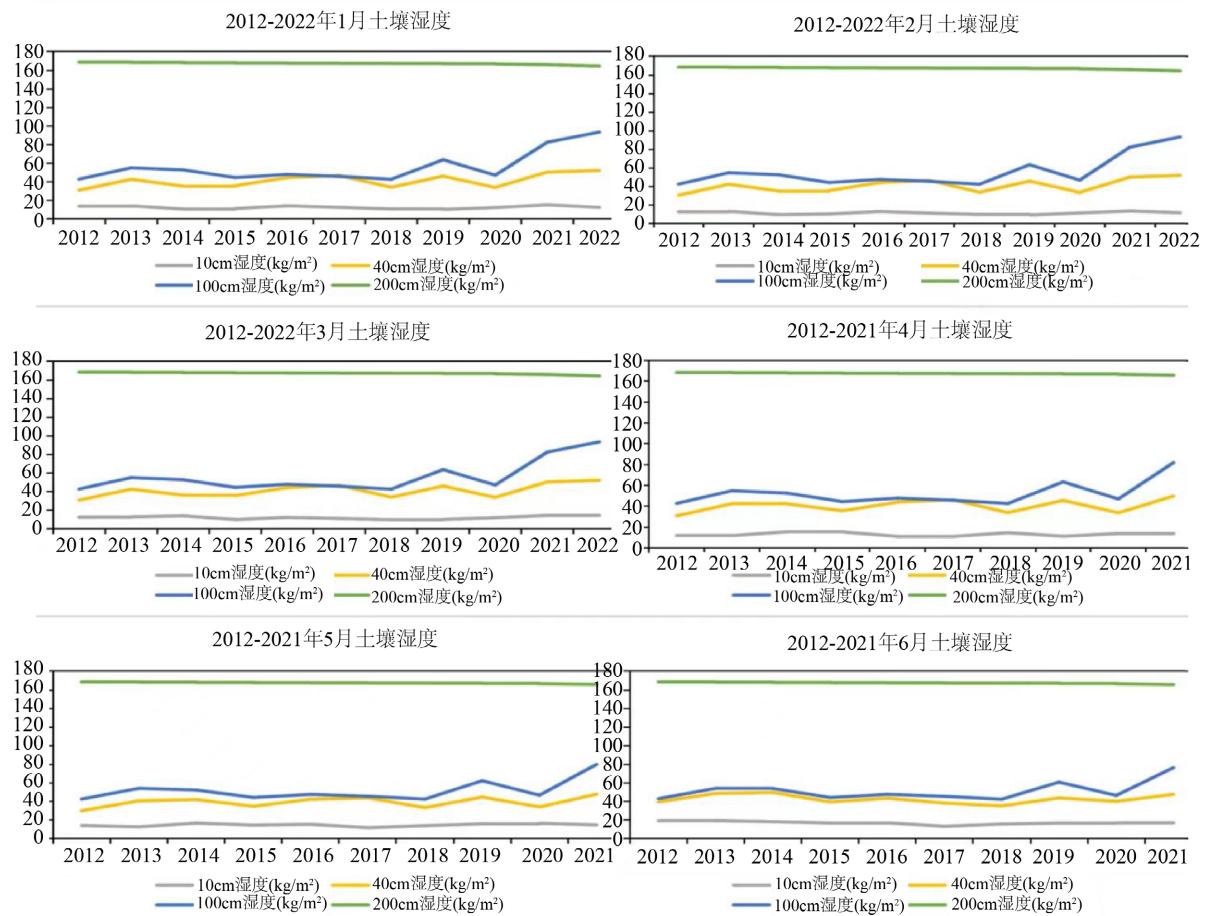
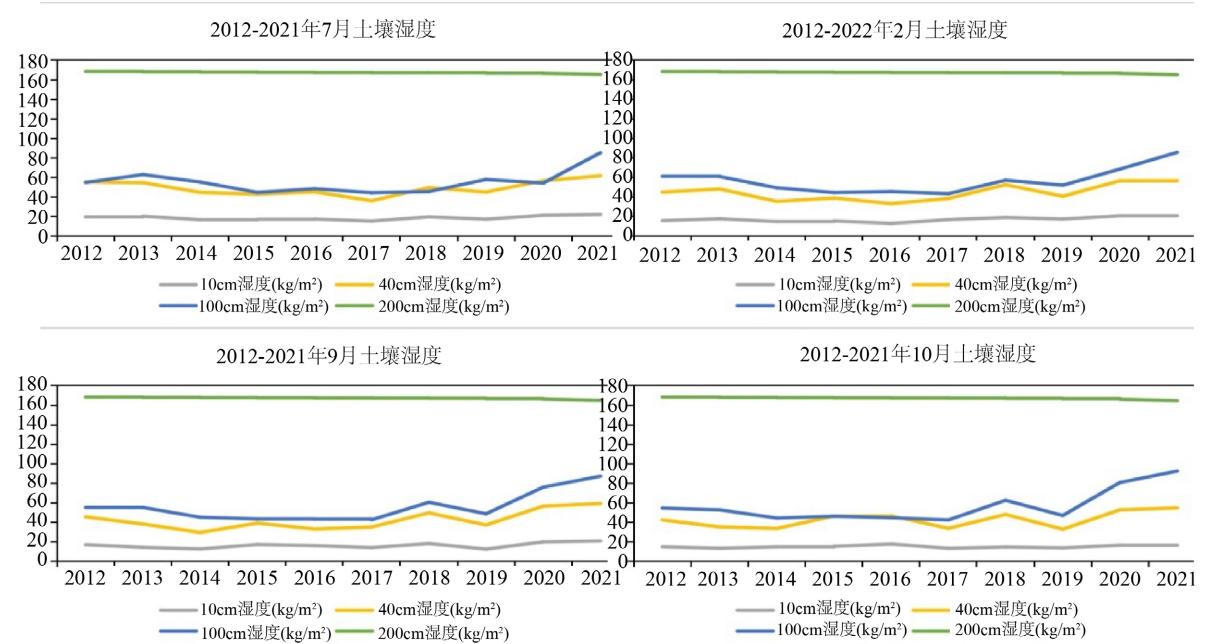
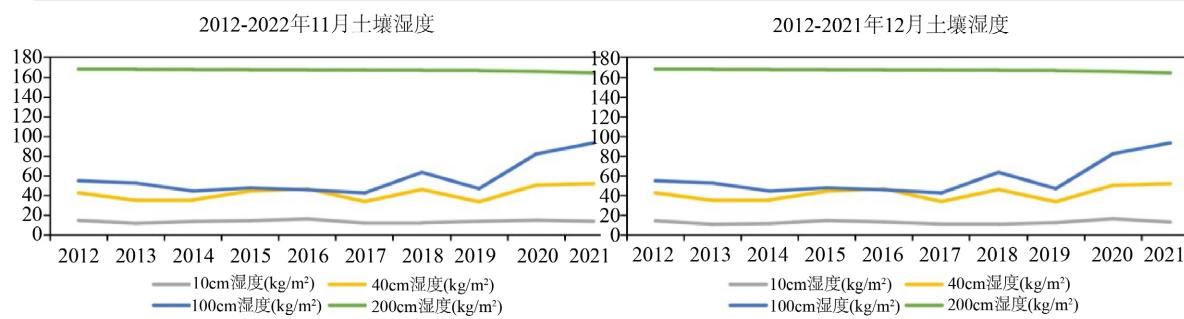
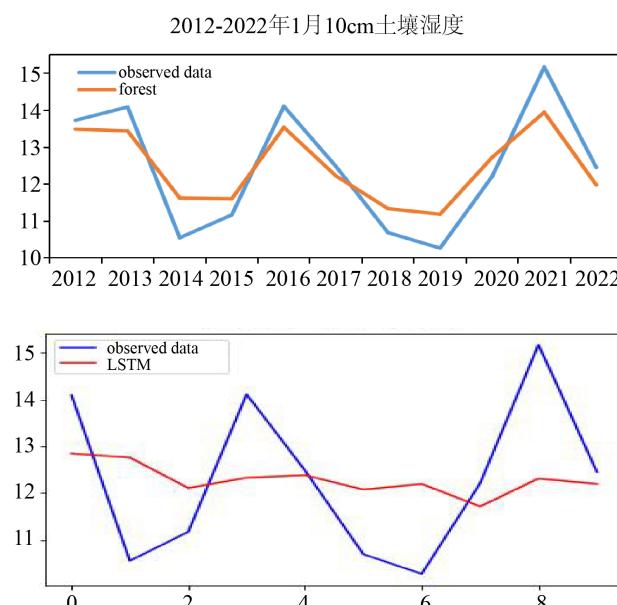
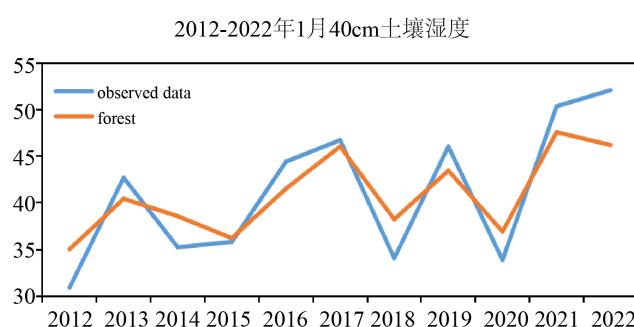


Figure 1. Soil moisture statistics from January to June from 2012 to 2021 (January to March is 2012~2022年)
图 1. 2012 年~2021 年的 1~6 月的土壤湿度统计图(1~3 月是 2012~2022 年)



**Figure 2.** Soil moisture statistics from July to December 2012~2021**图 2.** 2012~2021 年 7~12 月的土壤湿度统计图

从图 3~6 我们可以看出随机森林预测模型在训练过程中准确度方面，相对于其他模型比较高。因此我们采用随机森林预测模型来预测 2022 年 4 月份~2023 年 12 月份的土壤湿度。

**Figure 3.** Comparison of random forest and other forecasting models based on time series (soil moisture of 10 cm in January (kg/m²))**图 3.** 基于时间序列的随机森林和其他预测模型对比(1 月份 10 cm 土壤湿度(kg/m²))

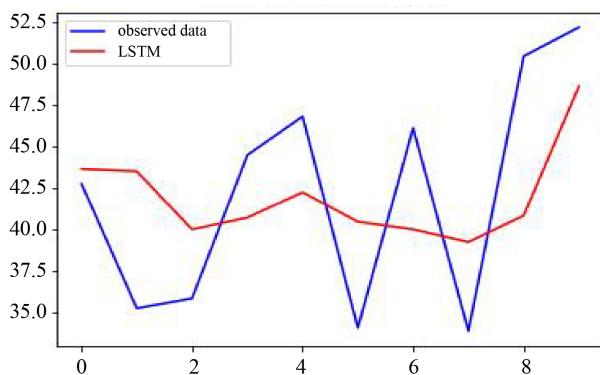


Figure 4. Comparison of random forest and other forecasting models based on time series (40 cm soil moisture in January (kg/m^2))

图 4. 基于时间序列的随机森林和其他预测模型对比(1月份 40 cm 土壤湿度(kg/m^2))

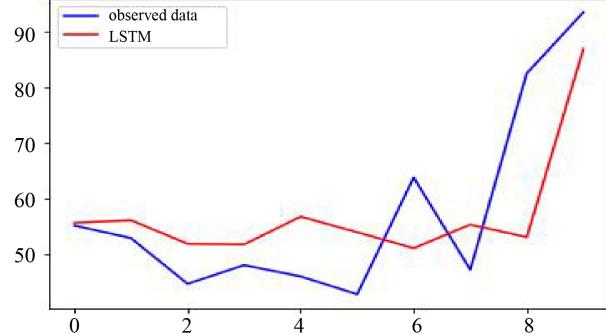
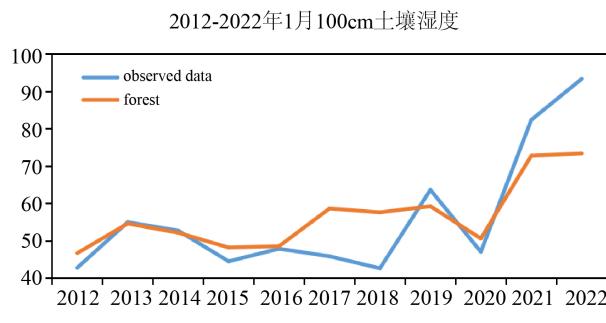
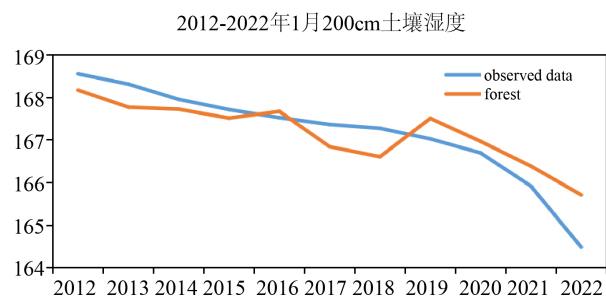


Figure 5. Comparison of random forest and other forecasting models based on time series (100 cm soil moisture in January (kg/m^2))

图 5. 基于时间序列的随机森林和其他预测模型对比(1月份 100 cm 土壤湿度(kg/m^2))



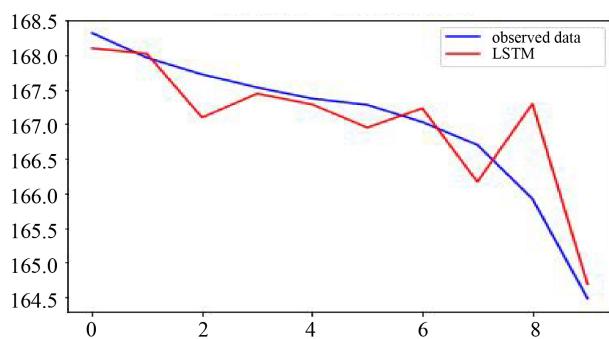


Figure 6. Comparison of random forest and other forecasting models based on time series (soil moisture of 200 cm in January (kg/m^2))

图 6. 基于时间序列的随机森林和其他预测模型对比(1月份 200 cm 土壤湿度(kg/m^2))

3.2. 计算结果

由表 3 可见，土壤湿度受多个因素的影响，包括土壤湿度、土壤蒸发数据以及降水数据等，同时其可预测性通常源于其自身的持久性(滞后土壤湿度)或受其他外部强迫因素的影响。5 月份及其以前是一个相对较湿润的时期，大多数年份的土壤湿度都处于中等湿度水平。进入 6 月份以后土壤含水量波动中迅速上升，总的来看 10 cm 土层的湿度基本表现出春冬季较低，而夏秋季稍高的特点。

Table 3. Prediction results of soil moisture at different soil levels

表 3. 不同土壤层次的土壤湿度预测结果

年份	月份	10 cm 湿度(kg/m^2)	40 cm 湿度(kg/m^2)	100 cm 湿度(kg/m^2)	200 cm 湿度(kg/m^2)
2022	04	11.8288	40.5574	50.6349	167.096
	05	11.8711	40.4378	65.8467	165.9607
	06	14.2189	47.9806	68.7753	166.4601
	07	13.9087	37.5732	54.7946	166.651
	08	14.5033	38.6711	52.6738	166.8281
	09	17.1884	44.0357	60.5747	166.5501
	10	21.3498	59.3614	72.2563	166.1876
	11	18.7383	51.6979	66.3239	167.1184
	12	19.2521	53.269	73.4372	166.2204
	01	16.1255	50.8475	61.8217	167.0419
	02	12.5574	43.5527	59.2784	166.9018
	03	12.5783	48.2527	79.9743	165.3587
2023	04	13.9087	37.5732	54.7946	166.651
	05	14.5033	38.6711	52.6738	166.8281
	06	17.1884	44.0357	60.5747	166.5501
	07	21.3498	59.3614	72.2563	166.1876
	08	18.7383	51.6979	66.3239	167.1184

Continued

09	19.2521	53.269	73.4372	166.2204
10	16.1255	50.8475	61.8217	167.0419
11	12.5574	43.5527	59.2784	166.9018
12	12.5783	48.2527	79.9743	165.3587

4. 土壤中有机物的预测

4.1. 预测模型

预测采用建立基于时间序列多层 LSTM 模型的回归预测。时间序列分析主要是根据已知历史数据对未来进行预测。该序列含有不同的成分，如趋势、季节性、周期性和随机性[7]。对于一个具体的时间序列，他可能含有一种成分或者同时有几种成分，含有不同成分的时间序列所用的预测方法是不同的。预测步骤如下：首先确定时间序列所包含的成分，确定时间序列的类型，然后找出适合此类时间序列的预测方法，本题建立的是时间序列的回归预测模型，其次对可能的预测方法进行评估，已确定最佳预测方案，评价方法是找出预测值与实际值的差距，即预测误差[8]。最优的预测方法就是预测误差达到最小的方法，最后利用最佳的预测方案进行预测，即时间序列的多层 LSTM 回归模型预测，如图 7 所示。

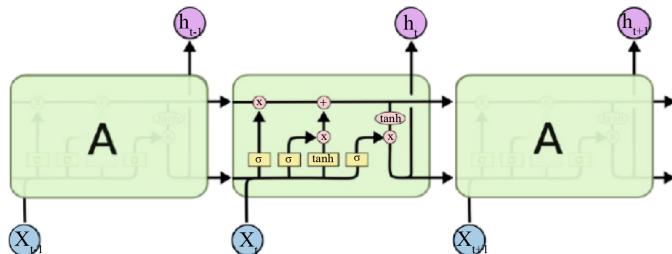


Figure 7. Structure diagram of LSTM

图 7. LSTM 的结构图

对于研究锡林郭勒草原土壤的化学性质，建立土壤湿度的自相关性和解释变量的数学模型，而统计方法采用线性拟合的方式预测土壤温湿度，其公式一般为：

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + \dots + \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t \quad (11)$$

这里的每个自变量都必须是数字，而系数 β_1, \dots, β_k 测量的是考虑了模型其他自变量后，每个自变量的影响。因此，这些系数从测量的也是自变量的边际效应。当我们使用线性回归模型时，我们对上面的多元线性回归公式中变量进行了一些假设[9]：首先，我们假设模型是对现实的合理近似，即预测变量与自变量的关系满足该线性方程式，其次，我们对误差有以下假设 $(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_t)$

- a. 他们的均值为 0，否则预测的结果是有偏的；
- b. 他们不会自相关，否则预测将变得效率低下，因为数据中有更多的信息可以被挖掘。

总结线性回归模型对数据的拟合程度方法是通过决定系数，或者说 R^2 ，这可计算观测值和预测值相关性的平方，其公式为：

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum(y_t - \bar{y})^2} \quad (12)$$

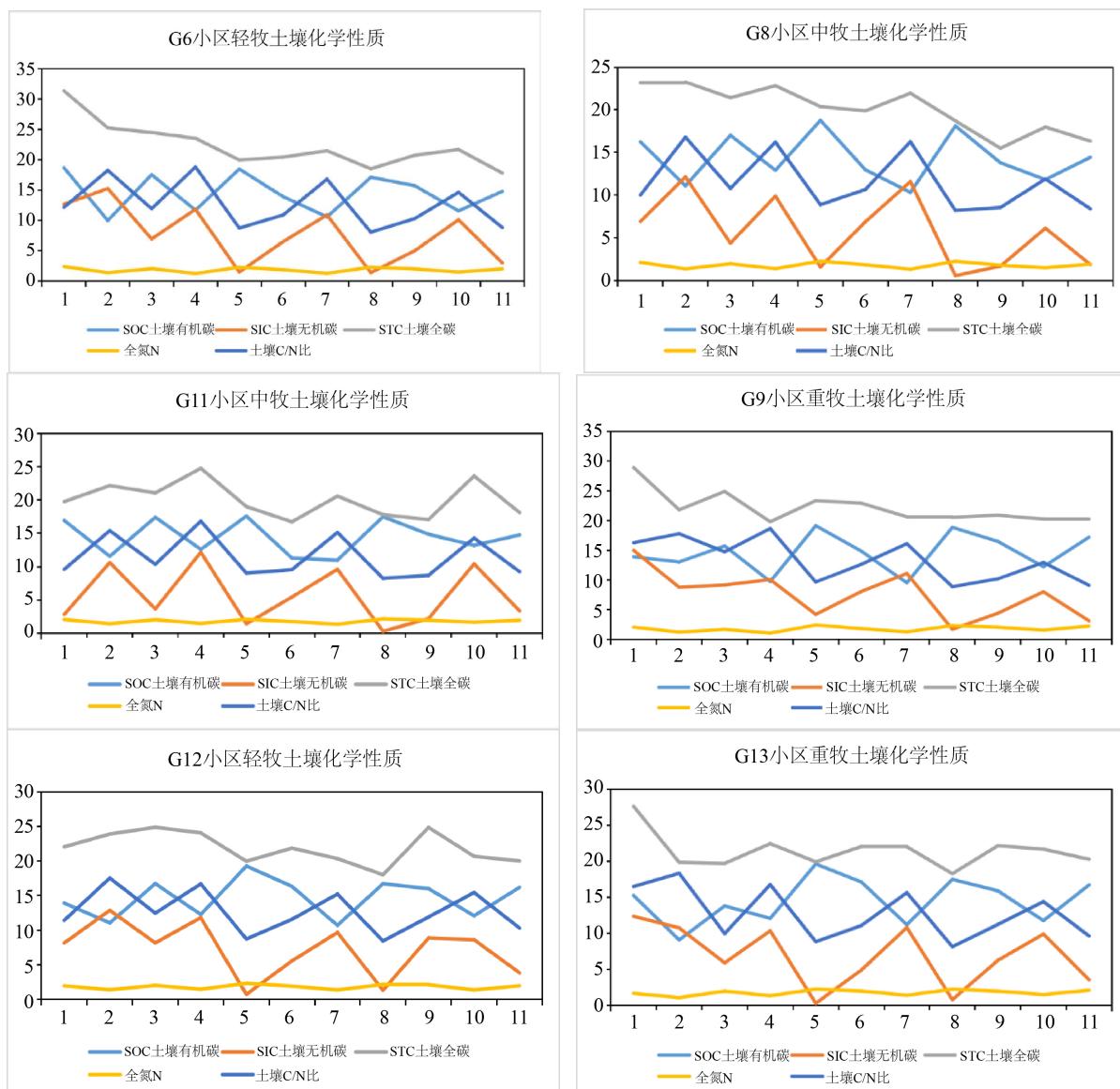
其中求和是贯穿所有观测值的求和，故它反映了回归模型所占的预测变量中变化的比例。回归方程的标准误差，另一种测量模型拟合数据效果的是用残差的标准差，通常称为残差的标准差，公式如下：

$$\hat{\sigma}_e = \sqrt{\frac{1}{T-k-1} \sum_{t=1}^T e_t^2} \quad (13)$$

这里的 k 表示 x 变量得数量；注意到我们用 $T - k - 1$ 去除，这是因为我们估计了 $k + 1$ 个参数(截距及每个变量对应的系数)。标准误差与模型产生的平均误差大小有关；我们可将此误差与样本均值进行比较或者和 y 的标准偏差进行比较，从而对模型准确性有更进一步了解。

4.2. 数据可视化

为了便于观察锡林郭勒草原地检测样地的化学物质的情况，我们绘制出在不同的放牧强度条件下各个小区的 2022 年土壤同期有机碳、无机碳、全 N、土壤 C/N 比等值随时间序列的波动图[10]，如图 8 所示。



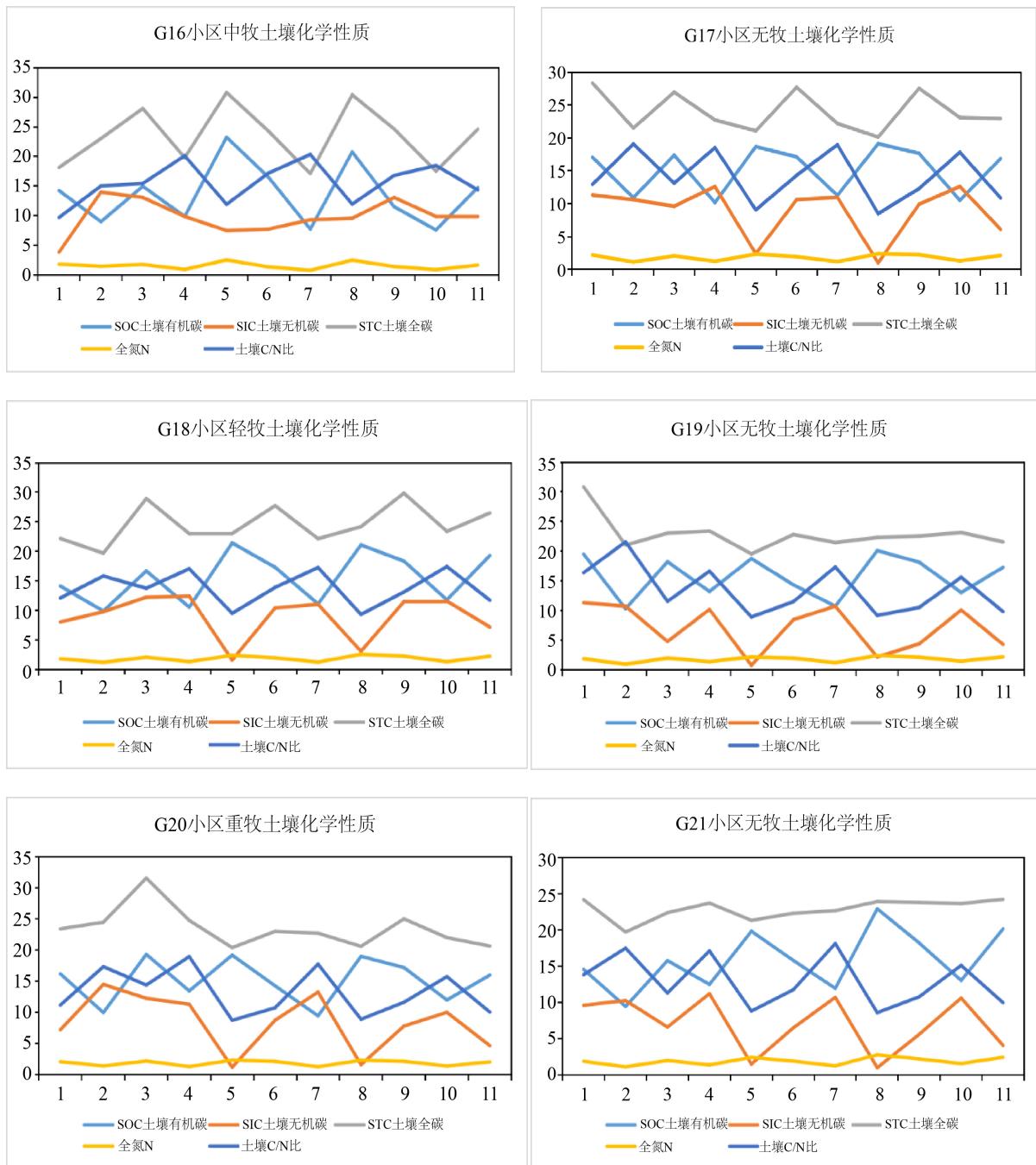


Figure 8. Maps of changes in soil chemistry in twelve regions (mg/kg)
图 8. 十二个地区的土壤化学性质变化图(mg/kg)

4.3. 预测结果分析

由表 4 我们可以了解到，随着放牧强度的增加，土壤的全氮含量上升，各处理间未达到显著差异。土壤无机碳含量随放牧强度的增加而降低。由于放牧强度对草原土壤化学物质的影响，不同元素有不同程度的影响，所以在考虑放牧时，应该以中等放牧强度为宜，使草地生态系统的物质循环与能量流动保持稳定。

Table 4. Twelve communities had organic matter content at different grazing intensities at the same time
表 4. 十二个小区在不同的放牧强度同期有机物含量

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	14.27469	4.64752	18.92221	1.961531	9.646652
	G19	13.76644	6.20145	19.96789	1.898974	10.51509
	G21	16.03636	5.10029	21.13665	2.033239	10.39556
LGI	G6	11.66363	9.85167	21.5153	1.559503	13.79625
	G12	16.38258	8.040725	24.42331	1.529732	15.96574
	G18	15.4637	8.52511	23.98881	2.167231	11.06887
MGI	G8	15.87887	6.62087	22.49974	1.905745	11.80627
	G11	15.69127	6.668525	22.3598	1.857461	12.03783
	G16	20.21401	7.33245	27.54646	2.171346	12.68635
HGI	G9	13.50252	3.91096	17.41348	2.058088	8.460999
	G13	14.02599	2.60985	16.63584	1.888287	8.810015
	G20	16.13526	4.96886	21.10412	2.091532	10.09027

5. 结语与建议

针对不同放牧策略对草原土壤物理性质和植被生物量的评价模型，提出的熵权 Topsis 综合评价模型，具有较强的客观性，避免了数据的主观性，能够很好的刻画多个影响指标的综合影响力。针对土壤湿度的预测，提出的基于时间序列的随机森林预测模型，预测精度较高，具有很好的鲁棒性。针对土壤有机物的评价和预测，采用综合评价加预测模型，综合评价采用的是加权重的 Topsis 法，对土壤中四种化学物质进行综合评价，预测模型采用的是基于时间序列的多层 LSTM 模型，在序列建模问题上具有一定的优势，具有长时记忆功能。在考虑土壤湿度的影响因素时，土壤湿度的影响因素是多种复杂因素共同的影响，在以后的研究过程，会更加深入的研究草原土壤湿度的影响因素，对模型进行充分的训练与测试，提高模型的鲁棒性和泛用性，进一步提高模型的精度。

参考文献

- [1] 宫海静, 王德利. 草地放牧系统优化模型的研究进展[J]. 草业学报, 2006, 15(6): 1-8.
- [2] 刘敦利. 基于栅格尺度的土地沙漠化预警模式研究[D]: [硕士学位论文]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2010.
- [3] 孙奥运, 平瑛. 基于熵权 TOPSIS 法的沿海地区渔业产业融合发展效果评价研究[J]. 海洋开发与管理, 2022, 39(3): 56-63. <https://doi.org/10.20016/j.cnki.hykfyl.20220330.012>
- [4] Woodward, S.J.R., Wake, G.C., et al. (1993) A Simple Model for Optimizing Rotational Grazing. *Agricultural Systems*, 41, 123-155.
- [5] 王悦骅. 模拟降水对不同载畜率放牧荒漠草原植物多样性的影响[D]: [硕士学位论文]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2019.
- [6] 侯琼, 王英舜, 杨泽龙, 等. 基于水分平衡原理的内蒙古典型草原土壤水动态模型研究[J]. 干旱地区农业研究, 2011, 29(5): 197-203.
- [7] 许宏斌, 辛晓平, 宝音陶格涛, 等. 放牧对呼伦贝尔羊草草甸草原生物量分布的影响[J]. 草地学报, 2020, 28(3): 768-774.
- [8] Woodward, S.J.R., Wake, G.C. and McCall, D.G. (1995) Optimal Grazing of a Multi-Paddock System Using a Discrete Time Model. *Agricultural Systems*, 48, 119-139.

- [9] 张蕴薇, 韩建国, 李志强. 放牧强度对土壤物理性质的影响[J]. 草地学报, 2002, 10(1): 74-78.
- [10] 狄晓双, 武红旗, 贾宏涛, 张文太, 谷海斌, 邵明轩, 盛建东. 新疆主要草地土壤容重与有机碳含量关系模型构建[J]. 土壤通报, 2021, 52(6): 1323-1329. <https://doi.org/10.19336/j.cnki.trtb.2020101203>