

基于贝叶斯优化 LSTM 的煤炭自燃预警研究

韩晶晶¹ 赵慧敏² 王士硕²

1. 华北理工大学人工智能学院 河北唐山 063210

2. 华北理工大学理学院 河北唐山 063210

摘要: 煤炭自燃严重威胁煤矿安全生产, 传统预警方法难以精准捕捉其多参数动态耦合的非线性特征。本文提出一种基于贝叶斯优化长短期记忆网络 (BO-LSTM) 的煤炭自燃预警模型。通过最大-最小归一化处理多参数数据, 构建模型并确定其结构和超参数范围, 利用贝叶斯优化迭代搜索最优超参数, 再经训练和评估优化模型。以山东省某矿程序升温实验数据为例, 将 BO-LSTM 与网格搜索优化 LSTM (GS-LSTM)、随机搜索优化 LSTM (RS-LSTM) 进行对比分析。结果表明: BO-LSTM 在训练和测试阶段的平均绝对误差、均方根误差均低于后两者; 其测试集判定系数为 0.92, 相较于 GS-LSTM 和 RS-LSTM 分别提高 12.2%、5.7%。这表明 BO-LSTM 预测精度高、稳定性和泛化能力强, 为煤炭自燃预防和控制提供了可靠技术支持。

关键词: 煤炭自燃预警; 贝叶斯优化; 长短期记忆网络; 对比分析; 预测精度

前言

煤炭自燃是威胁煤矿安全生产的重大隐患之一。煤自燃氧化过程伴随复杂的物理化学反应, 释放多种气体并伴随温度升高, 易引发火灾甚至瓦斯爆炸, 严重威胁井下人员生命安全和资源可持续开发^[1]。

传统的煤炭自燃预警方法^[2]多依赖单一气体浓度阈值或经验公式, 难以全面捕捉氧化过程中多参数动态耦合的非线性特征。近年来, 随着计算机技术和人工智能的发展, 基于温度及多气体指标的实时监测为精准预警提供了可能, 但如何从高维度、强噪声的时序数据中挖掘隐含规律, 仍是急需解决的难题。

邓军等^[3]提出了一种基于随机森林方法的采空区煤自燃预测模型, 并将预测结果与支持向量机和 BP 神经网络 (BPNN) 方法对比, 并采用 PSO 对其超参数进行优化。周旭等^[4]采用粒子群优化算法对 XGBoost 模型的随机采样率和最小叶子节点样本权重进行优化, 建立了 PSO-XGBoost 模型, 结果表明该算法预测性能较好。咎军才等^[5]采用气体成分分析和神经网络算法建立 BP 神经网络预测模型, 学习训练煤温与气体指标的非线性映射关系, 但该方法容易出现过拟合现象。

深度学习技术因其强大的非线性拟合能力, 在时序预测领域展现出显著优势。长短期记忆网络通过门控机制有效捕

获时间序列中的长期依赖关系, 已被广泛应用于温度预测、故障诊断等领域。

长短期记忆网络 (LSTM) 凭借其独特的门控机制, 能够有效捕捉时间序列数据中的长期依赖关系, 在煤炭自燃预测领域得到广泛应用。不过, 传统 LSTM 模型在面对复杂的煤炭自燃数据时, 容易出现过拟合、泛化能力差等问题, 且模型参数的选择对预测性能影响显著, 参数调优成为提升模型预测精度的关键环节。

基于此, 本文开展基于贝叶斯优化 LSTM 的煤炭自燃预警研究。通过构建的 BO-LSTM 模型, 并与网格搜索优化 LSTM、随机搜索优化 LSTM 进行对比分析。结果显示, BO-LSTM 模型在优化寻找最佳参数组合和预测精度更高。

1. BO-LSTM 预测模型

1.1 LSTM

LSTM 单元由输入门、遗忘门、输出门和细胞状态组成。输入门通过筛选当前输入和上一个时间步的隐藏状态的信息, 来控制新信息进入单元的状态。遗忘门决定单元状态里的信息是否被丢弃。输出门决定输出什么信息作为隐藏状态传递到下一时间步。其计算过程如下:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

式中, x_t 是当前时间步的输入, h_{t-1} 、 h_t 是上一个时间步和当前的隐藏状态, i_t 、 f_t 、 o_t 分别是输入门、遗忘门和输出门, C_{t-1} 、 C_t 是前一时刻和当前的细胞状态, W 和 b 分别为对应的权重矩阵和偏置, σ 表示 sigmoid 激活函数, \tanh 表示双曲正切激活函数, 输出范围为 [-1,1]。

1.2 贝叶斯网络

贝叶斯网络以贝叶斯定理为理论基础, 融合了图论与概率论知识。它使用有向无环图来表示变量之间的依赖关系。每个节点代表一个随机变量, 可以是观测到的变量, 也可以是潜在变量; 有向边代表变量间的因果关系, 从原因变量指向结果变量。图形化表示直观地展示了变量之间的相互影响, 通过条件概率表量化变量之间的依赖程度。贝叶斯条件概率定义为

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (7)$$

1.3 构建 BO-LSTM 模型

基于 LSTM 和 BO 原理, 构建 BO 优化 LSTM 的煤自燃温度预测模型。模型预测流程如下:

(1) 数据预处理, 获取煤炭自燃的多参数数据, 采用最大-最小归一化方法将数据缩放到 [0, 1] 区间, 消除不同量纲影响。

(2) 定义 LSTM 模型结构, 确定 LSTM 的层数、神经元数量等基本架构。明确贝叶斯优化的超参数, 如学习率、隐藏层节点数等, 定义参数的取值范围。

(3) 贝叶斯优化循环, 基于高斯过程构建代理模型, 使用采集函数选择下一组待评估的超参数, 在选定的参数下训练 LSTM 模型并评估性能, 更新代理模型。

(4) 模型训练, 将各气体浓度作为输入, 温度作为输出, 构建模型。使用优化后的超参数对 LSTM 模型进行训练, 利用反向传播算法不断调整权重, 使模型学习数据特征。

(5) 运用 MAE、RMSE 和 R^2 指标评估模型性能, 若不满足要求则返回步骤 3 继续优化迭代。

2. 应用实例

2.1 数据来源

本文所用的数据是文献中公开的山东省某矿程序升温实验采集数据, 部分数据如表 1。

表 1 部分原数据

Temperature/°C	O ₂ /%	CO/ppm	CH ₄ /ppm	C ₂ H ₂ /ppm	C ₂ H ₆ /ppm	C ₃ H ₈ /ppm	C ₂ H ₂ /ppm
20	21	0.37	0	0	0	0	0
25	20.84	0.53	0	0	0	0	0
30	20.83	0.83	8.65	0	0	0	0
...
120	19.02	700.23	17.15	0.51	0.47	1.36	0
125	18.34	1067.36	18.36	0.67	0.39	2.4	0
130	18.03	1139.47	20.89	0.92	1.76	3.01	0
...
240	12.39	13012.73	249.43	95.11	60.37	145.23	0.46
245	11.35	17053.41	262.14	108.49	62.43	159.03	0.53
250	11.06	21063.47	263.47	119.47	63.43	160.23	0.67

2.2 数据标准化

煤炭自燃氧化过程中气体变化具有复杂性, 单纯依靠单一指标无法完整呈现其变化全貌, 因此本文引入基于单一气体比值计算所得的复合指标。由于采集到的实验数据具有不同的量纲, 如果直接将数据用于模型训练, 模型会过度关注数值较大特征, 忽略数值较小特征, 致使模型学习效果不佳。因此, 本文采用最大-最小归一化方法将数据线性映射到 [0,1] 区间内。计算如式 (8) 所示。

$$x^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

2.3 模型评估指标

选取平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE)、判定系数 (R^2) 这三个评价指标, 计算公式如式 (9)-(11) 所示。

其中, \hat{p}_i 为预测值, p_i 为真实值, \bar{p} 为真实值的平均值。 E_{MA} 是平均绝对误差, E_{RMS} 是均方根误差。

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p'_i - p_i| \quad (9)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p'_i - p_i)^2} \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - p'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (11)$$

2.4 对比分析

为精准预测煤炭自燃温度，本研究引入 BO-LSTM 模型，并与网格搜索优化 LSTM (GS-LSTM)、随机搜索优化 LSTM (RS-LSTM) 进行对比分析。表 2 显示对比模型的预测性能指标。

表 2 模型性能指标

模型类别	E _{MA}		E _{RMS}		R ²	
	train	test	train	test	train	test
BO-LSTM	2.891	3.922	3.956	5.108	0.95	0.92
GS-LSTM	3.459	8.843	5.063	10.641	0.85	0.82
RS-LSTM	3.263	5.067	4.387	6.673	0.88	0.87

由对比结果可知，在训练过程中，BO-LSTM 的 MAE、RMSE 误差值均低于 GS-LSTM 的和 RS-LSTM。说明 BO-LSTM 在训练过程中，预测值与真实值的平均偏差小，能更精准地学习数据特征。测试阶段也同样如此。

R² 用于衡量模型对数据的拟合优度，取值越接近 1，模型拟合效果越好。对于训练集，BO-LSTM 的 R² 值为 0.95，测试集是 0.92。相较于网格搜索和随机搜索，测试集 R² 分别提高了 12.2%、5.7%。这表明 BO-LSTM 在煤炭自燃温度预测任务中，具有更高的预测精度、更强的稳定性和泛化能力，能为煤炭自燃的预防和控制提供更可靠的技术支持。

3. 结论

(1) 结合贝叶斯优化算法与 LSTM 算法，提出能应用于煤炭自燃的 BO-LSTM 模型。

(2) 从平均绝对误差、均方根误差和判定系数指标来看，BO-LSTM 在训练和测试阶段更加准确。BO-LSTM 在测试集的 R² 值为 0.92，相较于 GS-LSTM 和 RS-LSTM 分别提高了 12.2%、5.7%，显示出更高的预测精度和稳定性。

(3) BO-LSTM 模型在煤炭自燃温度预测任务中的良好性能，为煤炭自燃的预防和控制提供了可靠的技术支持。

参考文献:

[1] 王德明. 煤矿热动力灾害及特性 [J]. 煤炭学报, 2018, 43(01): 137-142. DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2017.4300.

[2] 岳宁芳, 金彦, 孙明福, 杨程帆, 冉学超, 程明. 基于多指标气体的煤自燃进程分级预警研究 [J]. 安全与环境学报, 2020, 20(06): 2139-2146.

[3] 邓军, 雷昌奎, 曹凯, 马砺, 王彩萍, 翟小伟. 采空区煤自燃预测的随机森林方法 [J]. 煤炭学报, 2018, 43(10): 2800-2808.

[4] 周旭, 朱毅, 张九零, 秦思佳, 王艺博. 基于 PSO-XGBoost 的煤自燃程度预测研究 [J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(06): 79-84.

[5] 咎军才, 魏成才, 蒋可娟, 等. 基于 BP 神经网络的煤自燃温度预测研究 [J]. 煤炭工程, 2019, 51(10): 113-117.

基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划项目 (202410081036)