

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0482

基于贝叶斯优化 LSTM 神经网络的 飞机货舱火源定位

张伟¹, 常本强², 杨旭², 熊泉^{3,*}

(1. 中国民航大学 交通科学与工程学院, 天津 300300; 2. 中国民航大学 安全科学与工程学院, 天津 300300;

3. 深圳市城市公共安全技术有限公司, 深圳 518024)

摘 要: 民航飞机货舱火灾多发于高空低温低压的环境, 对飞机安全飞行造成了巨大的威胁。为快速定位货舱火灾源点和采取针对性区域灭火措施, 提出一种基于贝叶斯优化 (BO) 的长短期记忆 (LSTM) 神经网络火源定位模型 (BO-LSTM)。该模型使用 LSTM 神经网络充分挖掘多种火灾特征时序数据 (烟雾、温度、CO 浓度) 与火灾源点的时空关联特性, 同时采用贝叶斯算法搜寻 LSTM 神经网络的最优超参数组合以提高模型的鲁棒性和准确性。通过仿真研究验证 BO-LSTM 模型, 使用 Pyrosim 火灾模拟软件以 1:1 比例建立了 8 个常用民航飞机货舱模型, 并在每个模型中随机选取 10 个火源点进行低温低压环境的火灾仿真。实验结果表明: 所建模型预测火源中心点距离实际火源中心点的直线距离误差皆小于 0.1 m, 预测火源二维坐标皆处于真实火源的范围。贝叶斯优化过的 LSTM 神经网络极大提高了传统 LSTM 神经网络的性能, 适用于低温低压状态下的飞机货舱火源定位。

关键词: 飞机货舱; 低温低压; 火源定位; 贝叶斯优化; LSTM 神经网络; Pyrosim 软件

中图分类号: V244.1⁺2

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2025)09-2979-08

随着科学技术和经济水平的迅速提高, 中国民航业得到了持续稳定的发展, 越来越多的人将飞机作为出行交通工具的第一选择。飞机货舱火灾具有易燃物多、火势蔓延迅速、救援困难等特点, 对机组和乘客的人身安全及财产构成巨大威胁^[1]。而以哈龙为代表的飞机常用灭火剂残留物的污染问题也一直是航空业待攻克的难题。如果能在飞机货舱火灾早期阶段快速准确定位到火源的位置并定点投放灭火剂, 就可以在使用较少灭火剂的情况下及时灭火并减少环境污染。所以研究火灾早期火源定位技术不仅可以保障民航客机的安全运行, 而且对建设绿色民航也具有现实意义。

为解决火灾早期的火源定位问题, 达到在火灾

初期及时灭火的目的, 诸多学者研究了火灾发生与传播的规律。在火灾发生的初始阶段, 火源进行不完全燃烧反应, 生成较多的 CO 和稀少的 CO₂, 同时生成极少含量的烟雾, 周围温度变化较小。随着热解作用的持续进行, 释放出大量的 CO 和 CO₂ 气体, 可见烟雾开始出现, 温度持续上升并产生明火。当火势迅速发展时, 产生大量的烟、热和辐射, 随后形成烟气羽流。

根据火灾发生规律, Andrew 等使用烟气传感器采集室内建筑早期火灾气体数据, 提取数据特征建立分类模型用于早期火灾探测和预测^[2], 但其监测方式过于单一, 火灾漏报的概率较大。王洋等提出一种基于红外阵列传感器的火源快速定位方法^[3],

收稿日期: 2023-07-21; 录用日期: 2023-10-13; 网络出版时间: 2023-11-08 12:41

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20231107.1342.006

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金 (3122020048)

* 通信作者. E-mail: xiongqiao@szsti.org

引用格式: 张伟, 常本强, 杨旭, 等. 基于贝叶斯优化 LSTM 神经网络的飞机货舱火源定位 [J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51 (9): 2979-2986. ZHANG W, CHANG B Q, YANG X, et al. Fire source localization for long short-term memory networks based on Bayesian optimization [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51 (9): 2979-2986 (in Chinese).

利用火源的红外图像, 计算火源重心坐标实现精准快速定位, 但红外阵列传感器对环境条件比较敏感, 温度变化和周围热源等因素影响传感器的性能。刘帅等提出基于单摄像头视频图像处理的火灾探测及定位技术, 并在全尺寸试验隧道内开展了验证^[4], 但视频图像处理需要较长的时间来分析和处理图像, 这可能会延迟火灾的检测和报警。胡淋翔等提出一种基于反向传播神经网络的单室火源位置识别模型, 识别模型对火源位置的识别精度满足要求, 并对新场景具有适应性^[5]。

国内外火源定位研究虽已取得了很大进展, 但大多都是针对公路隧道和楼宇建筑等场所, 定位方法存在误报率高、对所处环境条件要求高、检测方式单一及定位精度低等缺点, 不适用于复杂特殊的民机货舱火灾探测。本文提出基于贝叶斯优化 (Bayesian optimization, BO) 的长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 神经网络火源定位预测模型 (简称 BO-LSTM 模型), 选取火灾早期变化较大的 CO 浓度、温度、烟雾浓度作为火灾特征参数, 建立了随时间变化的火灾特征参数与源点的时空关系, 并应用 BO 解决 LSTM 神经网络模型中超参数优化问题, 以提高火灾模型的整体性能。限于实验条件, 本文采用 Pyrosim 软件进行火灾仿真建模对 BO-LSTM 模型进行评估验证。Pyrosim 软件是火灾学研究的专用工具, 相关研究表明, Pyrosim 软件能够有效地模拟火灾发生、发展过程和各项特征参数的空间时间变化。其模拟仿真的输出数据可用于诸如灾害评估、火源定位、人员疏散等相关研究^[6-8]。

研究结果表明, 本文模型相较于传统的 LSTM 模型提高了对火源坐标的识别精度, 火源位置的直线距离误差小于 0.1 m, 实现了高精度预测, 更加适用于民航客机货舱的早期火灾溯源。

1 火源定位模型

1.1 LSTM 神经网络理论基础

LSTM 神经网络是一种特殊的循环神经网络 (recurrent neural networks, RNN), 不易受梯度消失和梯度爆炸的影响。相较于普通 RNN, LSTM 神经网络可以有效筛选关键特征, 能够通过“门”的控制保留早期信息, 在更长的序列中具有更好的表现, 具备更好的特征存储能力和更准确的历史信息查询优势^[9]。

LSTM 神经网络单个细胞层结构如图 1 所示, 主要包含遗忘门、输入门和输出门。其中, X_t 为当前状态的数据输入, h_{t-1} 和 h_t 分别为上一个时间点和本时刻的隐藏层输出值, C_{t-1} 和 C_t 分别为上一时刻和本时刻的细胞状态, f_t 为遗忘门输出值, i_t 和

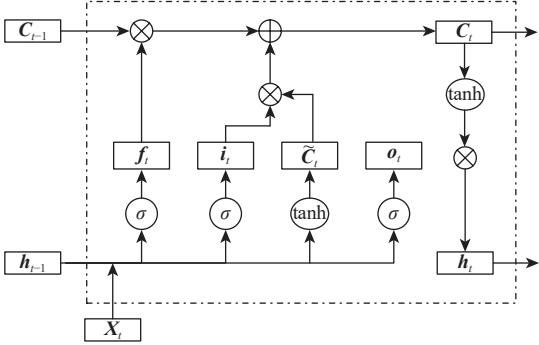


图 1 LSTM 神经网络层结构

Fig. 1 LSTM neural networks layer structure

$\tilde{C}_t$ 分别为激活函数 σ 与激活函数 $\tanh$ 输出值, o_t 为当前时刻输出门的输出结果。

1.2 贝叶斯优化算法理论基础

在 LSTM 神经网络中, 超参数的取值会直接影响到模型的性能与预测效果。而贝叶斯算法作为一种全局优化算法, 可以找到当前模型的最优超参数组合。本文以寻找最大值为例, 可表示为

$$\mathbf{x}_{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{x} \in X} f(\mathbf{x}) \tag{1}$$

式中: $\mathbf{x}$ 为 LSTM 神经网络的超参数组合; X 为超参数集合; $f(\mathbf{x})$ 为超参数组合 $\mathbf{x}$ 到模型泛化性能的映射; $\mathbf{x}_{\text{opt}}$ 为最优超参数组合。

BO 算法主要由 2 个核心部件构成: ① 概率代理模型, 用来拟合黑箱目标函数; ② 采集函数, 根据已知数据递推估算最优值。该算法通过不断更新基于高斯过程的概率代理模型, 快速评估目标函数以更新优化函数的后验概率, 再经采集函数评估得到最优的超参数组合^[10-11]。

1.2.1 概率代理模型

概率代理模型是基于高斯过程 (Gaussian processes, GP), 而高斯过程中任意随机变量的线性组合都会服从多维高斯分布^[12], 而对变量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_t]$, 有 $f(\mathbf{x}) \sim \text{GP}(\mu(\mathbf{x}), k(\mathbf{x}, \mathbf{x}))$

式中: $\mu(\mathbf{x})$ 为均值函数; $k(\mathbf{x}, \mathbf{x})$ 为协方差函数。

假设模型中已知的数据 $\mathbf{D}_{1:t} = [x_i, f_i]$, $i = 1, 2, \dots, t$, 简记为 $\mathbf{D}$ 。其中, f_i 为在参数 x_i 训练下得到的测试集精度, 记 $f_i = f(x_i)$, 下一个搜寻值为 x_{t+1} , 协方差矩阵为

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(x_1, x_1) & \cdots & k(x_1, x_t) \\ \vdots & & \vdots \\ k(x_t, x_1) & \cdots & k(x_t, x_t) \end{bmatrix} \tag{3}$$

且当均值为 0 时, 已知的数据 $\mathbf{D}$ 和新观测点 (x_{t+1}, f_{t+1}) 的联合高斯分布满足:

$$\begin{bmatrix} f_{1:t} \\ f_{t+1} \end{bmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{k}_0 \\ \mathbf{k}_0^T & k(x_{t+1}, x_{t+1}) \end{bmatrix} \right) \tag{4}$$

其中: $\mathbf{k}_0$ 表示为

$$\mathbf{k}_o = \begin{bmatrix} k(x_{t+1}, x_1) \\ k(x_{t+1}, x_2) \\ \vdots \\ k(x_{t+1}, x_t) \end{bmatrix} \tag{5}$$

而 f_{t+1} 的后验概率为

$$P(f_{t+1}|\mathbf{D}, x_{t+1}) = N(\mu_t(x_{t+1}), \sigma_t^2(x_{t+1})) \tag{6}$$

式中: $\mu_t(x_{t+1})$ 为 f_{t+1} 的期望; $\sigma_t^2(x_{t+1})$ 为 f_{t+1} 的方差, 计算式为

$$\mu_t(x_{t+1}) = \mathbf{k}_o^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{f}_{1:t} \tag{7}$$

$$\sigma_t^2(x_{t+1}) = k(x_{t+1}, x_{t+1}) - \mathbf{k}_o^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k}_o \tag{8}$$

由式 (7) 和式 (8) 可得出 x_{t+1} 在任意处的正态分布, 然后, 使用采集函数去搜寻下一个最优的采样点。

1.2.2 采集函数

在 BO 过程中, 为解决局部最优解的问题, 通过采集函数指示目标函数值大于当前最优值的概率, 作为下一个采样点取值的参考依据。本文采用蔡文杰^[13]的高斯过程上置信界 (Gaussian process-upper confidence bound, GP-UCB) 策略作为采集函数, 其计算式为

$$\text{UCB}(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) + \lambda \sigma(\mathbf{x}) \tag{9}$$

式中: λ 为均值与方差之间的调节参数, 用以控制开发与探索之间的平衡。

1.3 火源定位模型流程建立

针对飞机货舱火灾溯源预测, 本文设定 LSTM 网络层数为 2 层。为避免在训练中出现过拟合现象, 在 2 层网络中添加 dropout 层。应用烟雾浓度、温度、CO 浓度 3 种火灾特征参数预测火源二维坐标值, 故设定输入维度为 3, 输出维度为 2。将第 2 个 Dropout 层的最后一个隐藏状态作为整个 LSTM 网络结构的输出单元, 输出单元接全连接层, 得到最终的定位坐标预测值, 网络结构如图 2 所示。

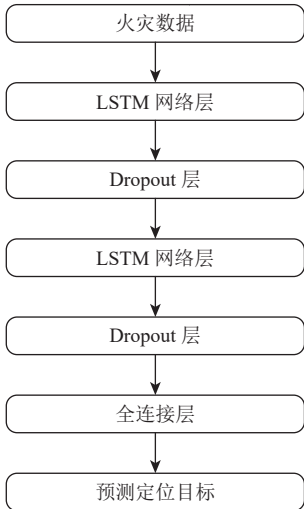


图 2 LSTM 网络结构
Fig. 2 LSTM networks structure

对于本文模型而言, 其神经元数量(units)、Dropout 层的弃权系数(dropout)、批处理大小(batch_size)、激活函数(activation)、优化器(optimizer)、训练步数(Epochs)均为需要优化的超参数, 这些参数作为 LSTM 网络模型的域空间, 其取值范围如表 1 所示。采用一种基于树状结构帕森估计器(tree of Parzen estimators, TPE)的优化算法作为搜索算法, 并将 LSTM 网络模型训练结果中的 R^2 值作为目标函数。

BO-LSTM 模型的建立流程如图 3 所示。

表 1 LSTM 网络域空间的超参数
Table 1 Hyperparametric domain space of LSTM networks

超参数	域空间
神经元数量1(units1)	(50,100)
神经元数量2(units2)	(1,50)
弃权系数1(dropout1)	(0,0.5)
弃权系数2(dropout2)	(0,0.5)
批处理大小(batch_size)	(0,100)
训练步数(Epochs)	(300,600)
优化器(optimizer)	['Adam','RMSProp','AdaGrad']
激活函数(activation)	['sigmoid','relu']

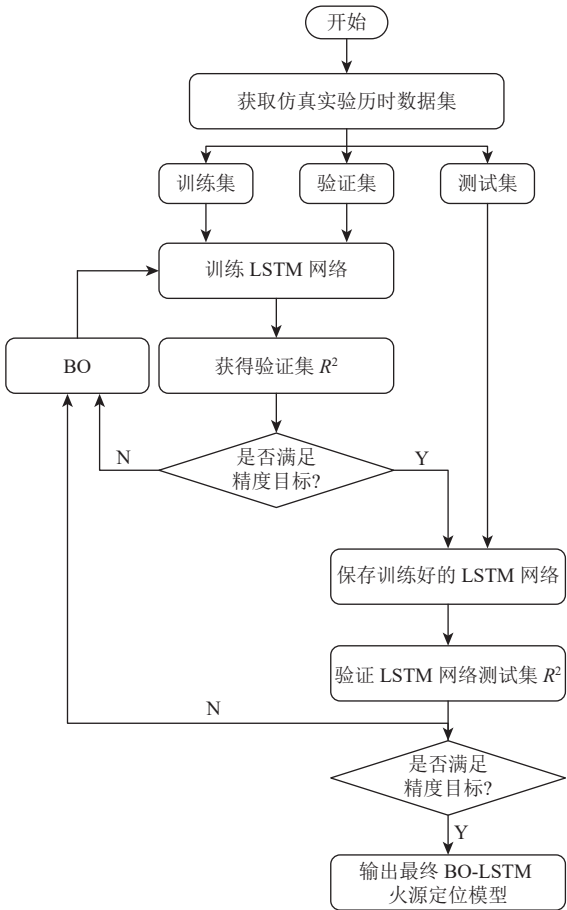


图 3 BO-LSTM 模型建立流程
Fig. 3 BO-LSTM model building process

2 实验方法

本文使用 PyroSim 火灾模拟软件对常用机型货舱进行建模和火灾仿真实验。为使所得数据具有代表性,选取波音与空客 2 个公司旗下的 4 架主流飞机(A330-300、A330-200F、B747-8I、B777-F)作为仿真对象,其中,A330-300 与 B747-8I 为客机,A330-200F 与 B777-F 为民用货机。4 个机型的前后下货舱共进行 8 组实验,每组实验在货舱底板随机选取 10 个火源点,共获得 80 组实验数据,用以火源定位预测模型的建立。使用均方误差(mean square error, MSE)和相关指数 R^2 作为定位预测模型的评价指标。

2.1 货舱模型数据

本文建立货舱模型的数据皆来源于中国国际货运航空有限公司于 2015 年发布的《中国国际货运航空有限公司机型手册》^[14]。以 A330-300 机型前下货舱为例,该机型货舱天花板净宽度为 5.4 m、底板为 3.2 m、高为 2 m、货舱总长为 15 m,建立的 1:1 仿真模型如图 4 所示。根据飞机货舱的实际尺寸设定网格,其单元尺寸设为 0.1 m×0.1 m×0.1 m。

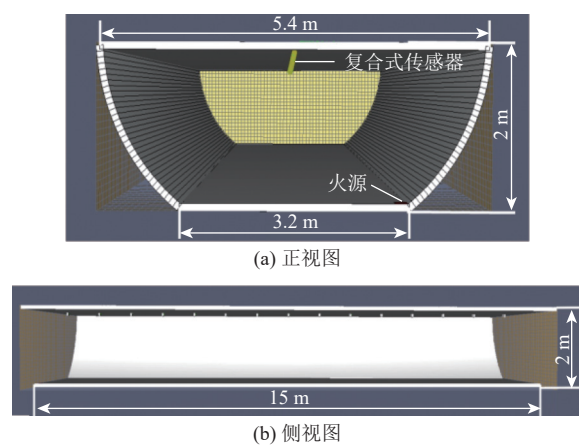


图 4 A330-300 前下货舱模型

Fig. 4 A330-300 front-lower cargo compartment model

2.2 模型参数设置

2.2.1 运行环境设置

飞机在高空巡航阶段时处于低温低压的环境状况,为还原真实场景,结合《中国国际货运航空有限公司机型手册》中的货舱信息^[14],把运行环境温度设为 5 ℃。而飞机从海平面到巡航高度(约为 10 000 m)的货舱压力变化范围在 101 kPa 到 70 kPa 之间^[15],故将运行环境气压设为 80 kPa。考虑到低温低压对火焰燃烧特性的影响,做了如下设计:①由于低温低压对燃烧反应的发生有一定的抑制作用,在模拟中将热解时间做了延迟处理。②低温会增大点火半径,低压会使火焰点火极限上升,造

成点火性能变差。这是因为气动力不足、液体黏度力增大及表面张力增大、雾化质量差等因素不利于火焰的传播,从而导致点火性能比常温情况下差。综合考虑将火源大小设定为 0.2 m×0.2 m,燃烧方式为聚氨酯燃烧反应。

2.2.2 探测器与火源的设置

由于目前飞机火灾探测存在误报问题,本文选用感烟-感温-感 CO 三合一复合式传感器作为飞机货舱火灾探测设备,并设置当烟雾、温度和 CO 传感器同时接收到火灾信息后才进行火源定位,避免单一传感器因故障原因而发生火灾误报警的情况。根据文献^[15]中的研究结论,复合式传感器应置于天花板下方 0.12 m 处,并沿着货舱天花板中线建立横坐标 x 轴,垂直中线的方向建立纵坐标 y 轴,传感器以 1 m 为间隔依次排布,具体探测点位数量视货舱长度而定。火源位置随机设置,每组实验设置 10 个火源点。

2.3 实验效果展示

在设置好所有实验参数之后,运行火灾动力学模拟(fire dynamics simulator, FDS)的计算,并调用 Smokeview 来查看运行过程,图 5 为以烟雾场形式展现的烟雾运动轨迹图。由图 5 可知,当货舱内发生火情时,烟雾扩散到飞机货舱天花板的用时为 4 s,之后烟雾在火羽流的驱动下持续撞击天花板并向其四周扩散,排布好的复合式传感器则相继接收具有时间序列的数据。

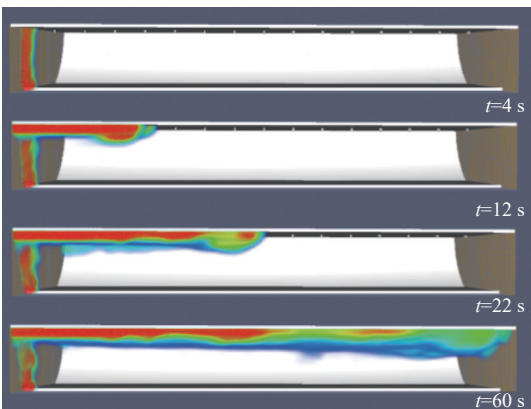


图 5 A330-300 前下货舱烟雾场

Fig. 5 A330-300 front-lower cargo compartment smoke field

2.4 数据集生成与划分

本文建立了 4 种机型的前和后下货舱模型,针对 8 个货舱进行 8 组实验,每组实验进行 10 次,所获数据用以定位预测模型数据集的建立。设定运行时间为 60 s^[16],每次实验 3 s 可以输出 50 组数据(温度、烟雾及 CO 浓度值),共 1 000 组。由于复合传感器距离货舱底板有一定距离,复合式传感器大约在火灾发生 4 s 后接收到烟雾信号。考虑到复合

传感器接收到火灾信息的延迟及反应时间, 除去前 4 s 的数据, 数据样本大小由 1 000 组变为 934 组。为建立高效实用的 LSTM 网络定位预测模型, 再将每个样本数据切割成 884 个数据样本, 每个数据样本大小为 50 组(温度、烟雾及 CO 浓度值), 在火灾发生的过程中收集 3 s 内的数据就可以准确定位火源位置。

将这 884 个数据样本所在组的火源坐标值赋予标签, 10 次实验共生成 8 840 个数据样本作为模型的输入部分, 10 次实验的火源坐标构成标签值作为模型的输出部分。然后, 将所有标注的样本随机分为训练数据集、验证数据集和测试数据集, 其比例分别为 60%、25% 和 15%。训练时使用训练数据集对模型进行训练, 使用验证数据集对拟合模型进行评估, 训练后使用测试数据集对拟合模型的质量进行评估。

3 网络训练与参数分析

3.1 单组实验预测结果分析

以 A330-300 的前下货舱为例进行分析, 仿真模型中随机设置 10 个火源点, 将仿真获得的实验数据导入到 BO-LSTM 模型中进行训练和验证, 并选用 R^2 和 MSE 作为评价指标来评价该模型, 评价结果如图 6~图 8 所示。图 6 为 10 个火源点的横坐标值与纵坐标值的 R^2 历时演进分析, 图 7 为 BO-LSTM 模型横纵坐标的整体 R^2 历时演进分析, 图 8 为 BO-LSTM 模型横纵坐标的整体损失历时演进分析。

由图 6 可知, 训练初始时火源横坐标的 R^2 值高于纵坐标的 R^2 值, 且收敛速度快于纵坐标。这是

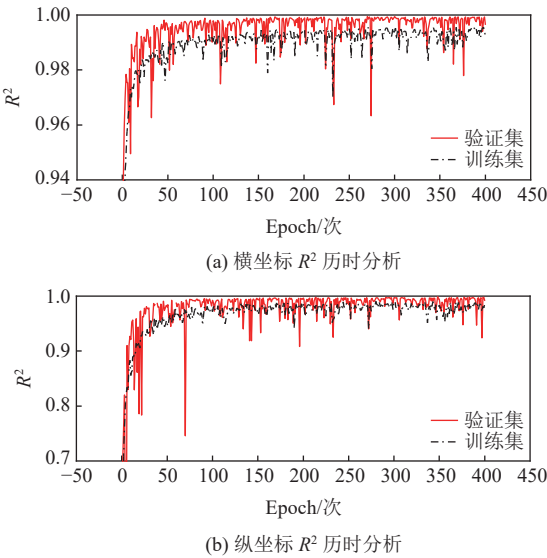


图 6 横纵坐标 R^2 历时分析

Fig. 6 R^2 duration analysis of horizontal and vertical coordinate

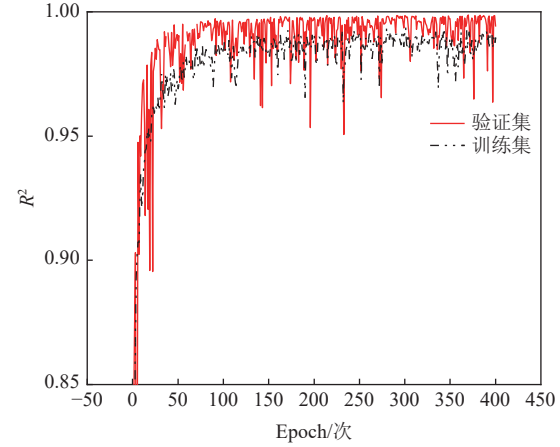


图 7 本文模型总体 R^2 历时分析

Fig. 7 Overall R^2 duration analysis of the proposed model

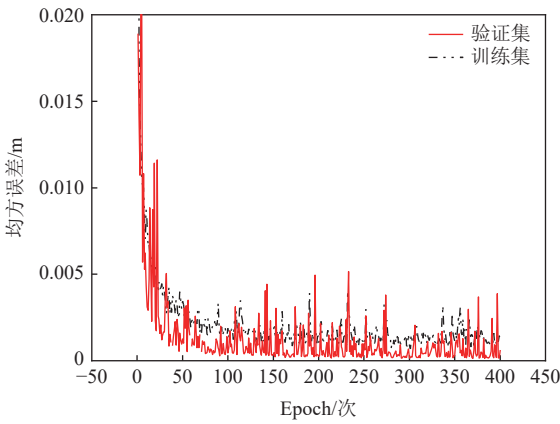


图 8 本文模型总体损失历时分析

Fig. 8 Overall loss duration analysis of the proposed model

由实验中文传感器的排布方向导致的, 因传感器是沿 x 轴方向进行排布的, 所以沿 x 轴方向的识别速度要快于沿 y 轴方向的识别速度。总体来看, R^2 值最终都收敛接近于 100%, 可见模型对于横坐标和纵坐标的识别都得到一个有效的训练。

图 7 和图 8 为从 BO-LSTM 模型总体 R^2 值与 MSE 的角度进行模型性能分析, 由图 7 和图 8 可知, 验证集的性能在任何阶段都高于训练集的性能, 这表明本文模型训练是成功有效的。由图 7 可知, 验证集的损失值和训练集的损值相差较小, 这意味着本文模型在训练效果较好的情况下没有出现拟合的问题。图中, 验证集和训练集的相关曲线均出现了部分波动, 但这是机器学习的一个常见后果^[17]。综合来看, BO-LSTM 模型能够在较少的训练步数内趋于收敛, 且 R^2 值都收敛于 100%, MSE 值都收敛于 0, 这说明此次模型训练是成功的, 本文模型可以应用测试集进行后续的火源点预测。

本文选用总体数据集的 15% 作为测试集, 得到的模型预测效果如图 9 所示。可以看到, 除少数点没有落在标签处, 绝大部分点完美预测了真实坐标

值。经 BO-LSTM 模型预测,测试集中 x 标签的数据 R^2 为 0.996 2, y 标签的 R^2 为 0.976 5, 模型总体的 R^2 为 0.987 8, 模型总体的损失为 0.001 3。计算 1 326 组预测值与真实值两点间的直线距离, 总体平均绝对误差为 0.069 6 m。

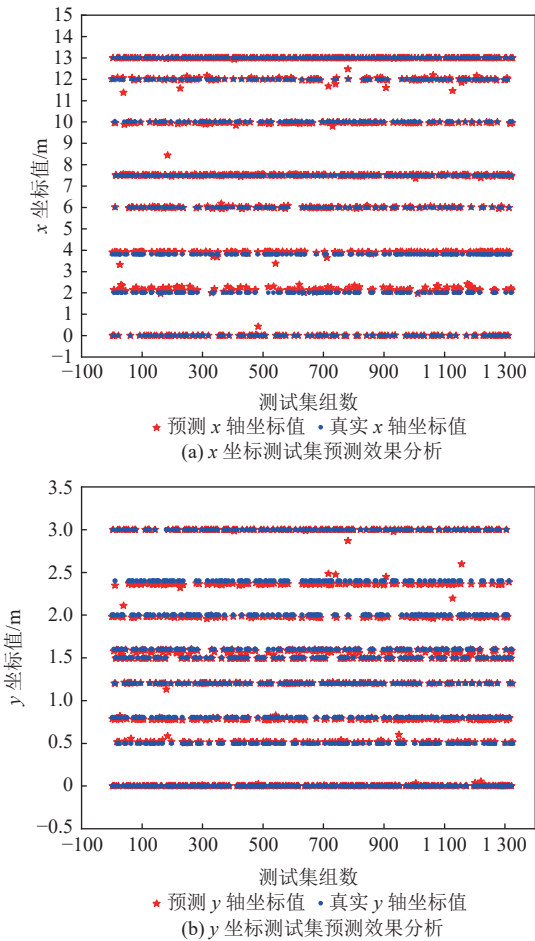


图 9 测试集预测效果分析

Fig. 9 Prediction effect analysis of the test set

为进一步证实 BO-LSTM 模型的准确性与优越性, 使用同样的数据将未经贝叶斯算法优化的 LSTM 模型与 BO-LSTM 模型对比, 结果如图 10 所示。

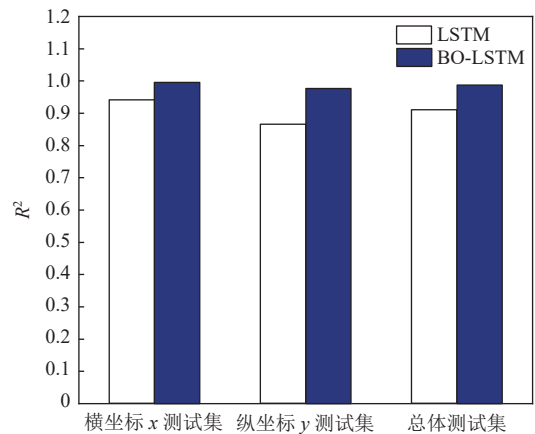


图 10 LSTM 与 BO-LSTM 对比分析

Fig. 10 Comparative analysis of LSTM and BO-LSTM

示。以评价指标 R^2 为例进行结果分析, 传统 LSTM 模型火源横坐标 x 的测试集 R^2 为 0.941 7, 纵坐标 y 的 R^2 为 0.866 1, 模型总体测试集 R^2 为 0.911 1; BO-LSTM 模型火源横坐标 x 的测试集 R^2 为 0.996 2, 纵坐标 y 的 R^2 为 0.976 5, 模型总体测试集 R^2 为 0.987 8。由图可知, BO-LSTM 模型的横纵坐标的 R^2 值均高于传统 LSTM 模型的 R^2 值, 尤其明显提高了纵坐标 y 的 R^2 值, 克服了由于传感器排布方式带来的对火源纵坐标识别精度不够的问题, 使模型更加适用于飞机货舱的火灾溯源。

3.2 整体实验预测结果分析

将 8 组实验数据全部导入到 BO-LSTM 模型中, 得到的模型效果如图 11 所示。计算并统计不同机型每个舱室的平均绝对误差 (预测点与实际火源中心点的直线距离), 最小定位误差为 0.045 m, 最大绝对误差为 0.099 4 m, 所有舱室的火源预测点距离实际火源中心点的距离皆小于 0.1 m。而实验火源大小设置为 0.2 m×0.2 m, 实际火源中心点到火源边线的距离为 0.1 m, 说明本文 BO-LSTM 模型能够满足精准定位飞机货舱火源的需求。

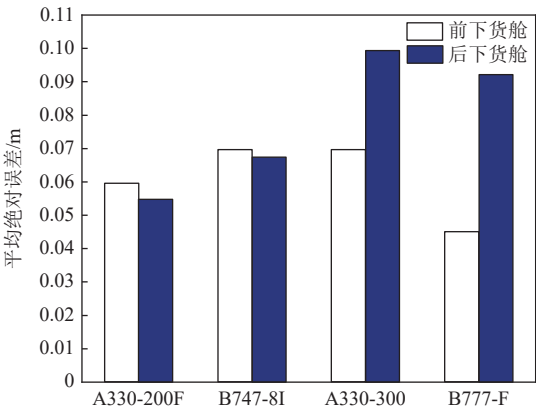


图 11 不同机型前后舱的平均绝对误差分析

Fig. 11 Mean absolute error analysis of front and lower cabins of different aircraft models

4 结 论

本文 BO-LSTM 模型用以快速定位飞机货舱火灾源点, 经实验验证表明:

- 1) 与传统 LSTM 神经网络预测模型相比, 本文 BO-LSTM 火源定位模型的拟合与预测性能更优。
- 2) 本文 BO-LSTM 火源定位模型性能稳定, 预测定位精度高, 满足精准定位飞机货舱火源的需求。
- 3) 本文 BO-LSTM 火源定位模型适用于现有市面常用机型的不同舱室, 可应用性强。

参考文献 (References)

[1] 刘鹏. 新时期民航飞机火灾的特点和扑救战术原则探讨[J]. 湖南

安全与防灾, 2019(1): 48-51.

LIU P. Discussion on the characteristics of civil aviation aircraft fire and the principle of fighting tactics in the new period[J]. *Hunan Safety and Disaster Prevention*, 2019(1): 48-51(in Chinese).

[2] ANDREW A M, ZAKARIA A, SAAD S M, et al. Multi-stage feature selection based intelligent classifier for classification of incipient stage fire in building[J]. *Sensors*, 2016, 16(1): 31.

[3] 王洋, 李向国, 梅志千, 等. 基于红外阵列传感器的火源定位方法[J]. 系统仿真技术, 2022, 18(2): 73-76.

WANG Y, LI X G, MEI Z Q, et al. Fire source positioning method based on infrared array sensor[J]. *System Simulation Technology*, 2022, 18(2): 73-76(in Chinese).

[4] 刘帅, 吴梦军, 左远正. 基于图像处理的大跨隧道火灾定位技术试验研究[J]. 公路交通技术, 2018, 34(S1): 41-44.

LIU S, WU M J, ZUO Y Z. Experimental study on fire locating technology based on image processing in large-span tunnel[J]. *Technology of Highway and Transport*, 2018, 34(S1): 41-44(in Chinese).

[5] 胡淋翔, 安子樱, 李伟, 等. 基于神经网络的单室火源位置识别模型[J]. 建筑热能通风空调, 2022, 41(8): 53-57.

HU L X, AN Z Y, LI W, et al. Compartment fire location identification model based on neural network[J]. *Building Energy & Environment*, 2022, 41(8): 53-57(in Chinese).

[6] WAHLQVIST J, VAN HEES P. Implementation and validation of an environmental feedback pool fire model based on oxygen depletion and radiative feedback in FDS[J]. *Fire Safety Journal*, 2016, 85: 35-49.

[7] 杨建忠, 邵资焱, 陈希远. 通风对飞机货舱烟雾探测影响研究[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(2): 69-75.

YANG J Z, SHAO Z Y, CHEN X Y. Research on influence of ventilation on detection of smoke in an aircraft cargo compartment[J]. *China Safety Science Journal*, 2019, 29(2): 69-75(in Chinese).

[8] BROHEZ S, CARAVITA I. Fire induced pressure in airtight houses: experiments and FDS validation[J]. *Fire Safety Journal*, 2020, 114: 103008.

[9] 涂芝润. 基于 LSTM 的 VOD 精炼炉终点预报模型研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.

TU Z R. Research on endpoint prediction model of VOD refining furnace based on LSTM[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021(in Chinese).

[10] FRAZIER P I. A tutorial on Bayesian optimization[EB/OL]. (2018-07-08)[2023-07-21]. <https://arxiv.org/abs/1807.02811>.

[11] SHIELDS B J, STEVENS J, LI J, et al. Bayesian reaction optimization as a tool for chemical synthesis[J]. *Nature*, 2021, 590(7844): 89-96.

[12] VARGAS HERNÁNDEZ R A. Bayesian optimization for calibrating and selecting hybrid-density functional models[J]. *The Journal of Physical Chemistry A*, 2020, 124(20): 4053-4061.

[13] 蔡文杰. 基于机器学习的广告推荐技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.

CAI W J. Research on advertising recommendation technology based on machine learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021(in Chinese).

[14] 中国国际货运航空公司. 中国国际货运航空公司机型手册[EB/OL]. (2015-04-13)[2023-07-21]. <https://max.book118.com/html/2017/0701/119584966.shtm>.

Air China Cargo Co., Ltd. Aircraft type manual of air China cargo Co., Ltd[EB/OL]. (2015-04-13)[2023-07-21]. <https://max.book118.com/html/2017/0701/119584966.shtm>(in Chinese).

[15] 熊泉, 陈达, 韩宙, 等. 基于传感器十字交叉式排布的飞机货舱早期火源定位研究[J]. 消防科学与技术, 2022, 41(12): 1632-1636.

XIONG X, CHEN D, HAN Z, et al. Early fire source location in aircraft cargo hold based on crossover arrangement of sensors[J]. *Fire Science and Technology*, 2022, 41(12): 1632-1636(in Chinese).

[16] Federal Government. Code of federal regulations: CFR Part 25(Title 14)-2022[S]. Washington, D. C., : Government Printing Office, 2022: 858.

[17] QU C, HOUSTON P L, YU Q, et al. Machine learning classification can significantly reduce the cost of calculating the Hamiltonian matrix in CI calculations[J]. *Journal of Chemical Physics*, 2023, 159(7): 071101.

Fire source localization for long short-term memory networks based on Bayesian optimization

ZHANG Wei¹, CHANG Benqiang², YANG Xu², XIONG Xiao^{3,*}

- (1. School of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
- 2. School of Safety Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
- 3. Shenzhen Urban Public Safety Technology Research Institute Co., Ltd., Shenzhen 518024, China)

Abstract: Civil aviation aircraft cargo compartment fires often occur in high-altitude, low-temperature and low-pressure environments, posing a significant threat to aircraft safety. A Bayesian optimization (BO) based long short-term memory (LSTM) neural network model (BO-LSTM) is proposed to quickly locate fire source and take specific means for fire suppression. In BO-LSTM model, time series data are fully analyzed to investigate the spatiotemporal correlation between fire characteristics (smoke, temperature, CO concentration) and fire source by using LSTM network. Meanwhile, the Bayesian algorithm is employed to search for the optimal LSTM network hyperparameter combination to improve model robustness and accuracy. In this paper, simulation study was used to validate the proposed BO-LSTM method: 8 widely used aircraft cargo compartment models were built by Pyrosim[®] fire simulation software at a scale of 1:1, and 10 fire source positions were randomly selected in each cargo compartment model to simulate fire data at low-temperature and low-pressure conditions. The experimental results demonstrate that the distance error between predicted fire location and true fire source was less than 0.1 meters, and the predicted two-dimensional fire source localized within the true fire source range. The performance of LSTM neural network has been improved dramatically by the Bayesian optimization method and make it a suitable tool for aircraft cargo compartment fire source localization at the environment of low-temperature and low-pressure.

Keywords: aircraft cargo hold; low temperature and low pressure; fire source localization; Bayesian optimization; LSTM neural network; Pyrosim

Received: 2023-07-21; Accepted: 2023-10-13; Published Online: 2023-11-08 12:41
URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20231107.1342.006
Foundation item: The Fundamental Research Funds for the Central Universities (3122020048)
* Corresponding author. E-mail: xiongxiao@szsti.org