

# 基于 ARIMA-LSTM 模型的核电厂运行 事件变化分析及预测

侯秦脉 朱伟 邹象 刘时贤 吴彦农

(生态环境部核与辐射安全中心 北京 102445)

**摘要** 探讨 Mann-Kendall 检验法、差分自回归移动平均模型(Autoregressive Mobile Average Model, ARIMA)与长短期记忆神经网络(Long and Short-Term Memory, LSTM)的组合模型在《中国的核安全》、《核安全年报》中核电厂运行事件数量的应用,对运行事件数量进行趋势分析、突变分析和预测并证明模型的适用性。利用 1991~2018 年核电厂运行事件数量,使用 R 软件建立 ARIMA(2,1,2)模型,得到运行事件数量的线性部分;建立 LSTM 模型,对偏差序列进行预测,得到运行事件数量的非线性部分;最后建立 ARIMA 和 LSTM 组合模型,利用组合模型对运行事件数量进行预测,并根据实测数据对预测结果进行对比验证。实验结果表明:ARIMA 和 LSTM 组合模型可较好地拟合运行事件数量时间序列,并修正单一模型的误差,有效提高预测精度 3%,且得到的 2019~2020 年核电厂运行事件数量预测值与《核安全年报》相近。

**关键词** Mann-Kendall 检验法, ARIMA 模型, LSTM 模型, 时间序列, 运行事件

**中图分类号** TM623

**DOI:** 10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.120602

## Analysis and prediction of nuclear power plant operation events based on ARIMA-LSTM model

HOU Qinmai ZHU Wei ZOU Xiang LIU Shixian WU Yannong

(Nuclear and Radiation Safety Center, Beijing 102445, China)

**Abstract** [Background] Time series usually have the characteristics of linear and nonlinear. Single model has certain limitations, which proposes mixed models for time series prediction. [Purpose] This study aims to explore the application of the combination of Mann-Kendall test, differential autoregressive mobile average model (ARIMA) and long and short-term memory (LSTM) used in the prediction of the number of operational events of nuclear power plants (NPP) collected in *Nuclear Safety of China* and *Annual Report of Nuclear Safety*. [Methods] Firstly, the R software was used to build ARIMA (2, 1, 2) model to obtain the linear part of operation events with the number of nuclear power plant operation events from 1991 to 2018, and LSTM model was developed to predict the deviation sequences, hence the nonlinear part of the number of operation events was derived from those deviation sequences. Then, combined model of ARIMA and LSTM was established to predict the number of operational events. Finally, the predicted values based on measured data were verified by actual measured data. [Results] The verification results show that the ARIMA and LSTM combination model can be employed to improve the prediction accuracy effectively by 3%, and the predicted values of operation events in nuclear power plants from 2019 to 2020 are similar to the data collected in *Annual Report of Nuclear Safety*. [Conclusions] The combined model can better fit the time series of the

第一作者: 侯秦脉, 女, 1987年出生, 2021年于清华大学获硕士学位, 研究领域为核电厂经验反馈研究

通信作者: 朱伟, E-mail: zhuwei@chinansc.cn

收稿日期: 2022-04-20, 修回日期: 2022-11-01

First author: HOU Qinmai, female, born in 1987, graduated from Tsinghua University with a master's degree in 2021, focusing on experience feedback of NPP

Corresponding author: ZHU Wei, E-mail: zhuwei@chinansc.cn

Received date: 2022-04-20, revised date: 2022-11-01

number of operating events of NPP and correct the error of the single model.

**Key words** Mann-Kendall test, ARIMA model, LSTM model, Time series, Operation events

《中国的核安全》首次发布于2019年,该书是中国政府发表的第一部核安全白皮书,白皮书全面介绍了中国核安全事业的发展历程,阐述中国核安全的基本原则和政策主张,分享中国核安全监管的理念和实践,阐明中国推进全球核安全治理进程的决心和行动<sup>[1]</sup>。截至2019年6月,已安全稳定运行累计300余堆年,未发生过国际核与放射事件分级表(International Nuclear Event Scale, INES)2级及以上的事件或事故,且0级偏差和1级异常事件发生率呈下降趋势。该报告提供了1991~2018年我国运行核电厂的运行事件数量,同时《核安全年报》也提供了2019~2020年的运行事件数量<sup>[2]</sup>,此领域研究目前多为对运行事件本身的分析和一般的趋势性描述。郑丽馨等<sup>[3]</sup>指出运行事件对了解机组性能、运行经验趋势的评价有重要的贡献。胡攀<sup>[4]</sup>认为对低级别事件趋势分析能够跟踪管理异常趋势并提高异常趋势的识别效率。刘时贤等<sup>[5]</sup>从误碰方面分析了运行事件对核电厂的安全性和经济性造成影响。修炳林等<sup>[6]</sup>指出2015~2016年新机组投运高峰带来运行事件的增加。但缺乏有效的工具对运行事件数量变化趋势及预测进行研究,因此,需要研究一套方法进行核电厂运行事件数量的趋势分析和预测。

差分自回归移动平均模型(Autoregressive Mobile Average Model, ARIMA)是经典的时间序列预测方法,武云云等<sup>[7]</sup>探讨了运用ARIMA模型在核电站外围环境放射性水平动态分析和预测,为核电站外围环境影响评价和核事故放射性污染提供参考。胡衍坤等<sup>[8]</sup>指出ARIMA模型能够较好地体现时间序列数据中的线性特征,但是单一的ARIMA模型对非线性变化难以充分有效地处理,结合网络结构模型能有效提高河流水质预测精度7%。在深度学习算法中,长短期记忆神经网络模型(Long and Short-Term Memory, LSTM)由于其特殊的网络结构,在处理事件序列问题时,比传统的神经网络更快更容易收敛到最优解,非常适合处理核电厂运行事件指标这种时序数据。因此,本文建立ARIMA与LSTM组合模型进行核电厂运行事件预测的研究,通过Mann-Kendall检验法(简称M-K检验法)探讨运行事件变化特性以及预测的合理性,并结合白皮书中我国运行核电厂运行事件数据,分析运行事件变化趋势,为核安全监管提供数据支持。

## 1 研究方法描述

### 1.1 M-K 检验法

M-K检验法是一种非参数检验方法<sup>[9]</sup>,对样本分布无要求,能有效排除个别异常值对时间序列的影响,该方法广泛应用于大气和地质等行业时间序列突变点检测研究中<sup>[10]</sup>。在突变分析方面,M-K检验能够查找出数据异常点,确定突变区域。

根据核电厂运行事件数时间序列的秩序列为:

$$S_k = \sum_{i=1}^k r_i, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$r_i = \begin{cases} 1, & x_i > x_j \\ 0, & x_i < x_j \end{cases}, \quad j = 1, 2, \dots, i \quad (2)$$

在时间序列随机独立的假定下,定义统计量:

$$UF_k = \frac{S_k - E[S_k]}{\sqrt{Var[S_k]}} \quad (3)$$

$$E(S_k) = \frac{n(n-1)}{4} \quad (4)$$

$$Var(S_k) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{72} \quad (5)$$

式中: $E(S_k)$ 、 $Var(S_k)$ 分别是秩序列 $S_k$ 的均值和方差。

根据 $UB_k = -UF_k$ ,同样方法计算反序列得到统计量 $UB_k$ 。依据 $UB_k$ 和 $UF_k$ 可得到 $UB$ 曲线和 $UF$ 曲线,差值大于零则呈下降趋势,小于零呈上升趋势,差值等于零为相交点<sup>[11-12]</sup>,如果相交点在0.05显著性水平下,则该点是突变点。

### 1.2 ARIMA 模型

ARIMA是一种广泛用于时间序列分析和预测的模型,对处理线性时间序列有较好的优势<sup>[13]</sup>。非平稳时间序列通过该方法差分后转化为平稳时间序列,模型对因变量滞后值以及其随机误差进行回归,融合了两种模型:自回归模型(Autoregressive, AR)和移动平均模型(Moving Average, MA)。组间随机变量具有的依存关系,既包括本身的变化规律同时也包括了外部影响因素,该方法有较高的预测精度,有助于解释预测变动的规律。

首选需要确保预测时,ARIMA模型的时间序列是平稳的或近似平稳的,自相关系数只有时间间隔一个变量,即时间变化不影响均数和方差。基于同质性是非平稳时间序列的普遍特征,可以通过差分处理转化为平稳时间序列,差分次数就是其次的阶数。那么完整的差分自回归移动平均过程ARIMA

$(p, d, q)$ 模型可以用滞后算子  $B$  表示为<sup>[14]</sup>:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \Phi_i B^i\right) (1 - B)^d X_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i B^i\right) e_t \quad (6)$$

式中:  $p$  是自回归滞后阶;  $d$  是非平稳序列转化为平稳序列的差分次数;  $q$  是移动平均阶数, 偏自相关函数数值显著不为零的最高阶数;  $e_t$  是  $t$  时刻的偏差;  $\Phi_i$  是自回归部分的系数;  $B$  是滞后算子;  $\theta_i$  是移动平均部分的系数<sup>[15]</sup>。

ARIMA 模型建立方法如下:

1) 模型识别, 验证时间序列数据平稳性, 非平稳数据需进行差分处理, 利用自相关函数图 (Autocorrelation Function, ACF) 和偏自相关函数图 (Partial Autocorrelation Function, PACF) 进行分析, 确定自回归滞后阶数、差分次数和移动平均阶数。

2) 参数估计和模型检验。用特定时间序列的数据, 估计模型的参数并进行检验<sup>[16]</sup>, 判断该模型是否恰当, 如不恰当, 返回步骤 1)。

3) 趋势预测应用, 并对设定的将来某个时间段给出预测值。

### 1.3 LSTM 模型

LSTM 是一种递归神经网络 (Recursive Neural Network, RNNs) 的改进<sup>[17]</sup>, 可以解决长时间周期依赖的预测, 并且对于有限数据样本深入分析其长期趋势, 解决 RNNs 距离感知能力对梯度的依赖, 在各行业时间序列预测上 LSTM 有着广泛的应用<sup>[18]</sup>。

LSTM 模型在递归神经网络的基础上添加了遗忘、输入、输出等三个门层, 解决了有限时间和数据样本的问题<sup>[19]</sup>, 通过梯度下降得到模型的最佳误差参数。LSTM 的第一步是确定遗忘门层遗忘哪些信息, 借助 Sigmoid 层决定前一时间周期的节点数据。读取上一层节点数据输出  $h_{t-1}$  和输入数据  $x_t$ , 并为单元状态  $C_{t-1}$  输出 0~1 的值  $f_t$ , 0 和 1 分别表示“不允许任何量通过”和“允许任何量通过”的逻辑意义<sup>[20]</sup>。  $f_t$  通过 Sigmoid 函数的输出值得到, 分配给  $C_{t-1}$  决定前一个状态的值是否丢弃,  $f_t$  为 0 表示“遗忘”, 1 表示“保留”,  $W_f$  是权重矩阵,  $b_f$  是偏置项, 其表达式为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (7)$$

下一步是在输入层中决定输入哪些信息。Sigmoid 函数决定将更新哪些值, 添加到新候选值  $C_t$  的 tanh 函数输入值 (-1~1) 组成一个向量, 并乘以 Sigmoid 函数值, 得到输出值。其表达式为:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (8)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (9)$$

最后需要通过输出门层输出函数的参数。首先运行一个 Sigmoid 层, 将得到输出参数信息  $o_t$ , 包含

决定输出的单元状态信息<sup>[21]</sup>, 最终得到将要输出的部分  $h_t$ , 其表达式为:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (10)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (11)$$

### 1.4 组合预测模型

核电厂运行事件数据具有线性特征和非线性特征, 将运行事件数据记为  $A_t$ , 分解为线性和非线性两个部分, 分别用  $B_t$  表示线性部分和  $C_t$  表示非线性部分, 表达式如下:

$$A_t = B_t + C_t \quad (12)$$

第一步, 时间序列模型建模; 对时间数据序列  $A_t$  进行建模, 然后将训练数据进行拟合并进行预测, 通过自相关图和偏自相关图建立 ARIMA( $p, d, q$ ) 模型, 输出时间数据序列  $B'_t$ , 其数据序列描述线性部分, 得到偏差  $e_t$  的时间数据序列。

$$e_t = A_t - B'_t \quad (13)$$

第二步, LSTM 残差预测; 使用 LSTM 模型对偏差的时间数据序列  $e_t$  进行拟合。对数据序列  $A_t$  中非线性部分数据信息进行挖掘, 识别  $C_t$  中与  $e_t$  的异常关系, 通过对  $e_t$  进行 LSTM 处理, 得到预测结果  $C'_t$ 。

第三步, 模型组合; 通过 ARIMA( $p, d, q$ ) 模型表达线性部分和 LSTM 模型表达非线性部分建立混合模型, 得到混合预测模型表达式。

$$A'_t = B'_t + C'_t \quad (14)$$

因此, 将刻画数据序列线性关系的 ARIMA( $p, d, q$ ) 模型和描述数据序列非线性关系的 LSTM 模型的各自优点有机结合, 能够显示混合模型的优越性和提高预测的准确度。

## 2 实验数据和变化特征分析

### 2.1 实验数据及趋势分析

实验运行事件数量数据来源于 2019 年 9 月国务院新闻办公室发表的《中国的核安全》白皮书, 白皮书提供了 1991~2018 年我国运行核电厂的运行事件数量。国家核安全年报提供了 2019~2020 年的运行事件数量, 将用作组合模型预测值的对比。

采用线性回归的方法对 1991~2018 年运行事件数量时间序列进行线性趋势分析 (图 1), 运行事件数量倾向率为线性方程的斜率, 在 0.95 置信限下运行事件数量趋势函数为  $f(x) = 69.252 - 0.0175x$ 。由图 1 可以看出, 1) 运行事件数量与时间呈负线性相关趋势。2) 年度运行事件波动性变化明显, 波动范围在 8~93, 1993 年、2002 年和 2016 年达到波峰, 1991 年、2000 年和 2009 年达到波谷, 经历了枯-丰-



正常-枯-丰-正常-枯-丰阶段,最大值与最小值相差10倍。

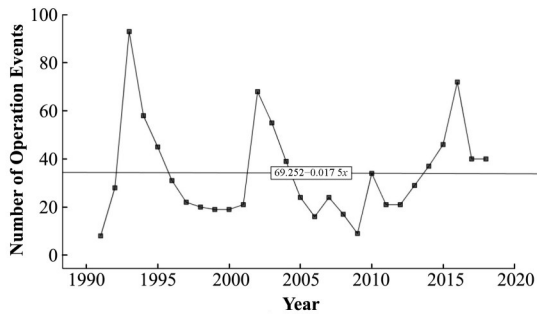


图1 1991~2018年运行事件数量及趋势  
Fig.1 Number and trend of operation events from 1991 to 2018

## 2.2 运行事件数量时间序列突变分析

采用M-K方法检验突变点,对1991~2018年我国运行核电厂的运行事件数量进行检验,检验结果见图2。结果表明:年度运行事件的突变检验曲线存在交汇点,图2中时间序列M-K突变检验在0.05显著性水平下, $UF$ 统计量与 $UB$ 统计量从1995~2013年无交点即无突变点,这一时期我国核电机组数量以年均不到1台机组缓慢发展,运行事件数量无显著突变。

而在1991年、1994年、2014年、2016年和2017年存在交点,说明1991~1994年以及2014~2018年为运行事件序列显著突变年份,查阅核电机组数量从

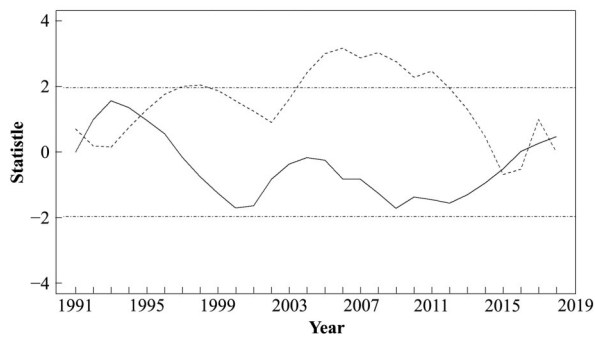


图2 运行事件数量M-K检验结果  
Fig.2 M-K test results of the number of operation events

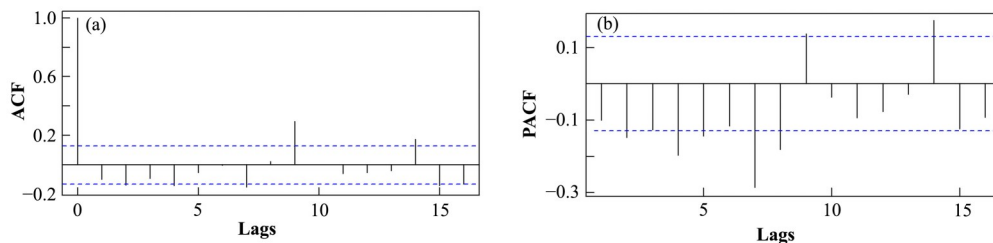


图3 一阶差分后的自相关图ACF (a)和偏自相关图PACF (b)  
Fig.3 ACF (a) and PACF (b) maps of first order difference

1991~1994年核电机组从无到有的摸索阶段,同时2014~2018年我国核电机组数量年均增长4.2台,对于核电行业来说这两个阶段都是快速发展期,处在新人员积累经验的阶段,可以说明突变点伴随着行业的高速发展,同时也说明机组数量年均增长1台不会引起运行事件数量突变,而机组数量年均增长4台会引起国内运行事件数量的突变,应对方法将是在高速发展阶段提前储备人才,加强人员职业能力培养,核安全监管队伍规模也应该做出相应调整。

## 3 运行事件时间序列预测

从文献[8]中可以看出,客观事物具有线性和非线性特征,本文§2趋势分析和突变分析反映了运行事件也具有线性和非线性的双重特征。对于运行事件的线性关系,通过R软件调用Tseries和Forecast程序,实现ARIMA模型对运行事件数量的预测。对于运行事件的非线性关系,通过R软件调用基于Tensorflow框架的keras程序,实现LSTM模型的残差预测。

采用组合模型按照5个步骤对我国核电厂运行事件数量建模并预测:

1)平稳化处理1991~2018年运行事件数量时间序列。首先通过ADF检测检测未差分时间序列是否平稳,未差分的 $p$ -value=0.22,大于0.05,可知此时间序列为非平稳序列;经过一阶差分后 $p$ -value达到0.05,可知1阶差分后时间序列平稳化,确定数值1作为ARIMA模型参数 $d$ 的值。

2)ARIMA模型参数 $p$ 、 $q$ 定阶。通过一阶差分后运行事件数量时间序列的自相关图和偏自相关图,如图3所示。图3(a)中说明,有3个自相关系数显著不为0,参数 $q$ 可以推断取3或2(考虑3是偶然出现的因素,则取2是显著不为0的阶数),图3(b)中说明,有2个偏自相关系数显著不为0,参数 $p$ 可以推断取2或1(考虑2是偶然出现的因素,则取1是显著不为0的阶数)。

根据参数  $p, q$  初步定阶结果, ARIMA 模型可暂定为 ARIMA(3, 1, 2)、ARIMA(3, 1, 1)、ARIMA(2, 1, 2)、ARIMA(2, 1, 1), 等待赤池检验确定最终模型参数。由赤池信息准则 (Akaike Information

Criterion, AIC) 可知, AIC 结果大小决定着模型优劣, 数值越小表明模型越佳, 模型参数估计见表 1。从表 1 中 AIC 值可知, ARIMA(2, 1, 2) 为运行事件预测的最佳模型。

表 1 ARIMA 模型参数估计  
Table 1 ARIMA model parameter estimation

ARIMA model	AR1	AR2	AR3	MA1	MA2	AIC	$R^2$
ARIMA (3, 1, 2)	1.256 3	-0.477 6	-0.132 7	-1.997 0	0.998 9	243.94	0.542
ARIMA (3, 1, 1)	0.526 8	-0.082 9	-0.250 4	-1.000 0	—	243.76	0.475
ARIMA (2, 1, 2)	1.352 7	-0.624 0	—	-1.992 6	0.999 6	242.20	0.504
ARIMA (2, 1, 1)	0.561 1	-0.205 0	—	-1.000 0	—	242.53	0.417

3) 白噪声检验。通过计算 Ljung-Box 检验统计量, 用于检验给定时间序列中独立的零假设。检验 ARIMA(2, 1, 2) 模型残差的白噪声, 残差的白噪声检验统计量结果  $p\text{-value} = 0.998 3$ , 大于 0.05, 说明模型残差显著性检验没有通过, 确定了残差无自相关, ARIMA(2, 1, 2) 模型能够较好地拟合核电厂运行事件数量时间序列。

4) ARIMA 模型预测。本文采用 ARIMA(2, 1, 2) 模型对 1991~2018 年运行事件数数量进行预测, 并预测了在 95% 置信限值下的 2019~2021 年运行事件数量预测结果, 如表 2 所示。

表 2 2019~2021 年运行事件数量预测  
Table 2 Predicted values of operation events from 2019 to 2021

年份	预测值	95% 置信区间
Year	Predicted values	95% CI
2019	28.02	(-3.843 962, 59.888 68)
2020	21.46	(-13.263 979, 56.189 37)
2021	20.06	(-14.526 518, 54.653 04)

5) LSTM 残差预测, 合并得到组合模型预测值。采用 LSTM 模型对 ARIMA 模型预测运行事件数量残差进行训练和预测, 训练集和测试集比例分别占数据集的 2/3 和 1/3, 对于训练集控制训练迭代 50 次, 训练损失随迭代次数快速下降, 在 20 次后趋于平稳, 说明拟合良好。计算得到运行事件数量残差的预测结果, 将 ARIMA 运行事件数量预测结果与 LSTM 运行事件数量残差预测结果相加得到组合模型预测结果, 组合模型预测结果如图 4 所示。ARIMA 预测值相对真实值滞后的问题在时域分析是普遍存在的, 如果运行事件是一个平滑序列的预测, 出现滞后的概率就会偏低。如果在新的时刻运行事件出现了一个跳变被认为是客观规律, 不能判断为异常, 那么预测将会滞后。从图 4 看出, 2019~2021 年运行事件趋势稳中向下, 有利于减轻运行板块的核安全监管压力, 实现在不增员的前提下突出

监管重点, 科学协调审评和监督的资源向在建板块倾斜, 有利于板块轮动和提升监管能力。

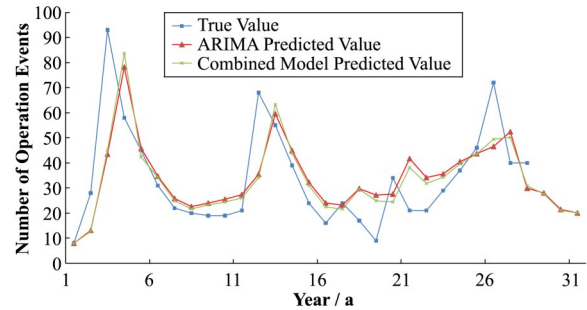


图 4 组合模型运行事件数量预测结果  
Fig.4 Predicted values of combined model

#### 4 模型评价

根据 ARIMA 模型和 ARIMA-LSTM 组合模型预测的运行事件数量结果, 分别计算模型预测运行事件数量的均方误差 (Mean-Square Error, MSE)、根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) (表 3), 可用于量化模型预测的准确性。

由表 3 可以看出, ARIMA(2, 1, 2) 模型运行事件预测值的 MSE、RMSE、MAPE 分别为 234.92、15.32 和 36.5%, ARIMA-LSTM 组合模型的 MSE、RMSE、MAPE 分别为 223.94、14.96 和 33.6%。ARIMA(2, 1, 2)-LSTM 组合模型比 ARIMA(2, 1, 2) 模型运行事件数量的预测精度提高约 3%。可以看出, ARIMA 模型能够较好地体现时间序列数据中的线性特征, 但是单一的 ARIMA 模型对非线性变化难以充分有效的处理, 胡衍坤等结合网络结构模型能有效提高河流水质预测精度 7%, 与本文运行事件数量的预测精度提高能力相近, 在具有更多固定成分的不稳定时间序列上表明 LSTM 做得更好, 随着未来运行数据的增加, 预测精度将会更加显著。

根据国家核安全局发布的《国家核安全局 2019

表3 模型评价参数  
Table 3 Model evaluation parameters

模型 Model	MSE	RMSE	MAPE
ARIMA	234.92	15.32	36.5%
ARIMA-LSTM	223.94	14.96	33.6%

年报》和《国家核安全局2020年报》，可以得到2019~2020年的核电厂运行事件数量分别为31起和20起，与组合模型预测值的2019年27.64和2020年21.08非常接近，证明该组合模型能够精确地预测核电厂运行事件数量，能够很好地描述运行事件数量时间序列的趋势。有利于提前调配在建板块和运行板块的核安全监管审评力量，依据预测趋势变化大小，在趋势下降时调配资源到在建板块，在趋势上升时适当从在建板块调配资源到运行板块，前瞻性地调配有限监管力量，实现板块间合理轮动。

## 5 结语

本文研究利用M-K检验法对《核安全白皮书》中1991~2018年核电厂运行事件数量进行了趋势和突变分析，利用ARIMA(2,1,2)模型对核电厂运行事件数量进行预测，并利用LSTM模型对非线性部分的残差进行预测，结合两模型预测值得到最终组合模型的预测值。通过与2019~2020年《国家核安全局年报》核电厂运行事件数量对比和验证，其预测结果能够准确地描述实测值，表明其预测结果具有良好的可信度。

ARIMA-LSTM组合模型比ARIMA单一模型的预测精度提高了3%，充分发挥了LSTM模型和ARIMA模型的优点，前者优化非线性部分，后者拟合线性部分，高效地处理了核电厂运行事件数量存在的非线性问题。混合模型对应用差分自然回归的ARIMA模型的残差进行优化，有效解决了单一模型存在的误差问题。研究表明，通过对原始数据的优化，组合模型能够提高核电厂运行事件数量预测的精度。

**作者贡献声明** 侯秦脉：提出研究思路、设计研究方案、进行数据计算、数据分析及论文的撰写；朱伟：负责完善研究方案、数据收集、参与数据计算、稿件的审阅与修订；邹象：负责提供技术支持与指导；刘时贤：负责研究进度的监督与指导；吴彦农：负责收集参考文献。

## 参考文献

1 中华人民共和国国务院新闻办公室. 中国的核安全[EB/OL]. [2019-09-03]. <http://www.scio.gov.cn/ztk/dtzt/39912/>

41587/41589/Document/1663475/1663475.htm.

The State Council Information Office of the People's Republic of China. Chinese nuclear safety[EB/OL]. [2019-09-03]. <http://www.scio.gov.cn/ztk/dtzt/39912/41587/41589/Document/1663475/1663475.htm>.

2 国家核安全局. 核安全年报[EB/OL]. (2020-07-09)[2021-06-29]. <https://nnsa.mee.gov.cn/ztl/haqnb/>.

National Nuclear Safety Administration. Nuclear safety annual report[EB/OL]. (2020-07-09)[2021-06-29]. <https://nnsa.mee.gov.cn/ztl/haqnb/>.

3 郑丽馨, 陶书生, 王倩, 等. 核电厂运行事件报告准则研究及应用[J]. 核安全, 2021, 20(5): 27-33.

ZHENG Lixin, TAO Shusheng, WANG Qian, *et al.* Research and application of nuclear power plant operation event reporting guidelines[J]. Nuclear Safety, 2021, 20(5): 27-33.

4 胡攀. 核电厂低级别事件趋势分析软件的研制与应用[J]. 科技视界, 2021(4): 86-89. DOI: 10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2021.04.35.

HU Pan. Development and application of low-level event trend analysis software in nuclear power plants[J]. Technology Vision, 2021(4): 86-89. DOI: 10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2021.04.35.

5 刘时贤, 吴彦农, 邹象, 等. 中国运行核电厂误碰运行事件分析与预防对策[J]. 核科学与工程, 2021, 41(4): 764-770. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0918.2021.04.013.

LIU Shixian, WU Yannong, ZOU Xiang, *et al.* Analysis and prevention countermeasures of running nuclear power plants in China[J]. Nuclear Science and Engineering, 2021, 41(4): 764-770. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0918.2021.04.013.

6 修炳林, 姜波, 郭永阔. 基于运行事件分析的核电安全管理探讨[J]. 核科学与工程, 2021, 41(3): 581-587. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0918.2021.03.019.

XIU Binglin, JIANG Bo, GUO Yongkuo. Discussion on nuclear power safety management based on operation event analysis[J]. Nuclear Science and Engineering, 2021, 41(3): 581-587. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0918.2021.03.019.

7 武云云, 刘建香, 崔宏星, 等. 探讨ARIMA模型在核电站外环境放射性水平预测中的应用[J]. 现代预防医学, 2014, 41(11): 1941-1944.

WU Yunyun, LIU Jianxiang, CUI Hongxing, *et al.* Application of ARIMA models in the forecast of peripheral environmental radioactivity level of nuclear power plants[J]. Modern Preventive Medicine, 2014, 41



- (11): 1941-1944.
- 8 胡衍坤, 王宁, 刘枢, 等. 时间序列模型和 LSTM 模型在水质预测中的应用研究[J]. 小型微型计算机系统, 2021, **42**(8): 1569-1573. DOI: 10.3969/j.issn.1000-1220.2021.08.001.  
HU Yankun, WANG Ning, LIU Shu, *et al.* Research on the application of time series model and LSTM model in water quality prediction[J]. Small Microcomputer Systems, 2021, **42**(8): 1569-1573. DOI: 10.3969/j.issn.1000-1220.2021.08.001.
- 9 蒋爱萍, 张丽萍, 张迪, 等. 鄱阳湖出流长序列代表性水质指标变化及其驱动力[J]. 人民长江, 2021, **52**(12): 65-71. DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2021.12.011.  
JIANG Aiping, ZHANG Liping, ZHANG Di, *et al.* Changes of representative water quality indicators and their driving forces in long sequence of outflow in Poyang Lake[J]. Yangtze River, 2021, **52**(12): 65-71. DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2021.12.011.
- 10 高萌萌, 刘琼, 王轶, 等. 内蒙古西辽河平原植被指数时空变化及其影响因素研究[J]. 水文地质工程地质, 2022, **49**(1): 175-182. DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202104046.  
GAO Mengmeng, LIU Qiong, WANG Yi, *et al.* Spatial and temporal variations in vegetation index and its impact factors in the West Liaohe Plain in Inner Mongolia[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2022, **49**(1): 175-182. DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202104046.
- 11 黎晓东, 王永强, 刘万, 等. 三江源典型地区 1967—2019 年降水时空演变特征[J]. 长江科学院院报, 2022, **39**(1): 16-22. DOI: 10.11988/ckyyb.20200971.  
LI Xiaodong, WANG Yongqiang, LIU Wan, *et al.* Temporal and spatial evolution characteristics of precipitation in typical region of the headwaters of three rivers from 1967 to 2019[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2022, **39**(1): 16-22. DOI: 10.11988/ckyyb.20200971.
- 12 鲁东阳, 闫磊, 徐永新, 等. 基于多种趋势分析方法的京津冀地区极端降水趋势分析[J]. 人民黄河, 2022, **44**(1): 26-32. DOI: 10.3969/j.issn.1000-1379.2022.01.006.  
LU Dongyang, YAN Lei, XU Yongxin, *et al.* Analysis of extreme precipitation trend in Beijing-Tianjin-Hebei region based on various trend analysis methods[J]. Yellow River, 2022, **44**(1): 26-32. DOI: 10.3969/j.issn.1000-1379.2022.01.006.
- 13 李莎, 林晖. 结合 MLR 和 ARIMA 模型的时空建模及预测[J]. 计算机工程与应用, 2021, **57**(13): 276-282. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2004-0214.  
LI Sha, LIN Hui. Spatio-temporal modelling and prediction combined with MLR and ARIMA model[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, **57**(13): 276-282. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2004-0214.
- 14 孟海宁, 童新宇, 石月开, 等. 基于 ARIMA-RNN 组合模型的云服务器老化预测方法[J]. 通信学报, 2021, **42**(1): 163-171. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021015.  
MENG Haining, TONG Xinyu, SHI Yuekai, *et al.* Cloud server aging prediction method based on hybrid model of auto-regressive integrated moving average and recurrent neural network[J]. Journal on Communications, 2021, **42**(1): 163-171. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021015.
- 15 谢贤芬, 王斌会, 古万荣, 等. 创新环境指数构建及基于自适应 ARIMA 的动态预警监控研究[J]. 统计与信息论坛, 2021, **36**(6): 3-13. DOI: 10.3969/j.issn.1007-3116.2021.06.001.  
XIE Xianfen, WANG Binhui, GU Wanrong, *et al.* Innovation environment indicator construction and dynamic early warning monitoring research based on adaptive ARIMA method[J]. Statistics & Information Forum, 2021, **36**(6): 3-13. DOI: 10.3969/j.issn.1007-3116.2021.06.001.
- 16 屈波怡, 詹冰清, 刘博伟. 基于 GM(1,1), ARIMA 与 LSTM 模型的移动支付额预测研究[J]. 生产力研究, 2021(4): 152-155. DOI: 10.19374/j.cnki.14-1145/f.2021.04.032.  
QU Boyi, ZHAN Bingqing, LIU Bowei. Research on prediction of mobile payment amount based on GM(1,1), ARIMA and LSTM models[J]. Productivity Research, 2021(4): 152-155. DOI: 10.19374/j.cnki.14-1145/f.2021.04.032.
- 17 李林芳, 石耀霖, 程术. 长短时记忆神经网络在中期地震预报中的探索: 以川滇地区为例[J]. 地球物理学报, 2022, **65**(1): 12-25. DOI: 10.6038/cjg2022P0086.  
LI Linfang, SHI Yaolin, CHENG Shu. Exploration of long short-term memory neural network in intermediate earthquake forecast: a case study in Sichuan-Yunnan region[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, **65**(1): 12-25. DOI: 10.6038/cjg2022P0086.
- 18 聂维, 江竹, 刘伯相, 等. 一维卷积长短期记忆神经网络的管道泄漏检测方法[J]. 中国农村水利水电, 2022(1): 147-152, 157. DOI: 10.3969/j.issn.1007-2284.2022.01.024.  
NIE Wei, JIANG Zhu, LIU Boxiang, *et al.* One-dimensional convolutional and long short-term memory

- neural network method for pipeline leak detection[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2022(1): 147 - 152, 157. DOI: 10.3969/j.issn.1007-2284.2022.01.024.
- 19 方鹏, 高亚栋, 潘国兵, 等. 基于 LSTM 神经网络的中长期光伏电站发电量预测方法研究[J]. *可再生能源*, 2022, 40(1): 48 - 54. DOI: 10.13941/j.cnki.21-1469/tk.2022.01.019.
- FANG Peng, GAO Yadong, PAN Guobing, *et al.* Research on forecasting method of mid-and long-term photovoltaic power generation based on LSTM neural Network[J]. *Renewable Energy Resources*, 2022, 40(1): 48 - 54. DOI: 10.13941/j.cnki.21-1469/tk.2022.01.019.
- 20 赵冬梅, 杜刚, 刘鑫, 等. 基于时序分解及机器学习的风电功率组合预测模型[J]. *现代电力*, 2022, 39(1): 9-18, 1. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0073.
- ZHAO Dongmei, DU Gang, LIU Xin, *et al.* Wind power combination prediction model based on time series decomposition and machine learning[J]. *Modern Electric Power*, 2022, 39(1): 9-18, 1. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0073.
- 21 戴森柏, 陈志聪, 吴丽君, 等. 利用 LSTM 和稳态时间序列的光伏阵列故障诊断方法[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2022, 50(1): 54-60. DOI: 10.7631/issn.1000-2243.20543.
- DAI Senbai, CHEN Zhicong, WU Lijun, *et al.* A photovoltaic array fault diagnosis method using LSTM and steady-state time series[J]. *Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition)*, 2022, 50(1): 54 - 60. DOI: 10.7631/issn.1000-2243.20543.