

DOI:10.19651/j.cnki.cmt.2107311

基于 LSTM 的滚动预测算法的电缆缆芯温度的研究^{*}

孙俊峰 李志斌

(上海电力大学 自动化工程学院 上海 200090)

摘要: 在电力系统实际工作的过程中,电缆导体的温度过高往往会造成电力系统出现故障,但由于电缆的缆芯温度不易监测,因此提出一种基于 LSTM 的滚动预测方法对电缆的缆芯温度进行预测。根据采集到的缆芯温度数据集,利用该算法对模型进行训练,动态调节网络模型参数,学习数据变化的规律,从而实现缆芯温度的预测。结果表明该算法模型的 RMSE 为 $0.1979\text{ }^{\circ}\text{C}$,与 BP、LSTM 算法模型进行对比,验证了该算法模型可以有效的预测短期缆芯温度变化趋势,表明该算法在电力系统安全运行方面具有一定的实际应用意义。

关键词: 电力电缆;缆芯温度;滚动 LSTM 网络;温度预测

中图分类号: TM762 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.4051

Research on cable core temperature based on rolling prediction algorithm of LSTM

Sun Junfeng Li Zhibin

(School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: In the actual operation of power system, the high temperature of cable conductor often causes power system failure, but because the cable core temperature is not easy to monitor, therefore, a rolling prediction method based on long short-term memory (LSTM) is proposed to predict the cable core temperature. According to the collected cable core temperature data set, this algorithm is used to train the model, dynamically adjust the parameters of the network model, and study the law of the data change, so as to realize the prediction of cable core temperature. The results show that the RMSE of the algorithm model is $0.1979\text{ }^{\circ}\text{C}$, and compared with the BP and LSTM algorithm model, the algorithm model can effectively predict the short-term cable core temperature change trend, the results show that the algorithm has practical significance in the safe operation of power system.

Keywords: power cable; core temperature; rolling LSTM network; temperature prediction

0 引言

近年来,由于电力电缆输电能够减少土地资源的使用和能源清洁等优点,使得电力电缆在电网输电系统中得到大量的应用^[1]。针对电力系统的发生故障和火灾的历史数据进行统计,发现产生故障的原因主要是在供电过程中电缆长期过热影响的^[2]。电力电缆的局部温度过热会造成绝缘介质损坏,可能使电缆的绝缘介质老化速率加快,甚至可能会发生电-热击穿现象^[3],从而对电网输电线路安全运行造成严重的影响。不过电缆的导体的温度变化能够判定电缆及电网的运行情况^[4]。因此,通过对电缆的缆芯温度的预测可以为电网输电线路安全可靠的运行提供一定的保障。

目前,电缆监测系统大多都是基于光纤光栅传感器进行测温的^[5]。对于缆芯温度的测量是将传感器放置在电缆的内部,虽然可以测出缆芯温度,但会造成电缆内部结构的破坏,且在实际电网输电线路中可应用性不高。目前,国外关于电缆温度预测的研究主要是针对电缆接头建立的预测模型,而对电缆缆芯温度预测方法的研究不多^[6-8]。对于国内而言,文献[9]利用 BP 神经网络结合负荷电流和表面温度计算得到电缆导体温度。文献[10]利用有限元仿真分析,根据单根电缆温度获得三相电缆温度分布情况,得到这两者的温度差与电流具有比较好的函数关系。文献[11]利用有限元法实现对电缆导体温度的间接测量,根据电缆温度场的分布结果以及电缆的表面温度反演得到电缆导体的温度。文献[12]根据电缆导体的历史数据,结合构建的热

收稿日期: 2021-07-19

^{*} 基金项目:上海市电站自动化技术重点实验室(13DZ2273800)项目资助

路模型和电缆导体的温度,实现了对温度的预测。文献[13]提出了一种根据电缆表面温度,利用反演的计算方法推导出电缆的缆芯温度,但没有分析环境温度等参数对导体温度变化的影响。文献[14]通过有限元分析得到影响缆芯温度的相关参数,根据相关数据和 BP 对缆芯温度进行预测。上述方法大多未对缆芯温度进行预测,虽然有采用 BP 预测缆芯的温度,但对于数据过大的样本,BP 神经网络可能会造成网络模型的过拟合,对处理具有时间序列问题的数据精确度不高。

综上所述,本文提出了一种基于 LSTM(long short-term memory)的滚动预测方法对缆芯温度进行短期预测,采用滚动的 LSTM 神经网络模型能够有效地解决长时依赖问题。同时,滚动预测的方法能够对网络模型不断微调,动态调节网络模型参数,使网络模型有自我调节能力,可以有效地预测短期缆芯的温度变化规律。根据影响缆芯温度的相关参数,本文利用能够测量的电缆外保护套温度,环境中的温度以及湿度参数等时间序列数据作为算法模型的输入,构建缆芯温度预测模型,并验证了该模型的有效性,结果表明该算法模型对于缆芯温度的预测具有一定的应用价值。

1 LSTM 滚动预测模型

1.1 LSTM 神经网络原理

长短期记忆神经网络作为 RNN 的一种改进,可以避免在处理长时依赖关系的数据时所出现的梯度消失和梯度爆炸问题,适应能力较好,在数控机床热误差、短期电力负荷预测和超短期风速预测等各种具有时间序列预测方面有很好的适应效果^[15-17]。目前文献中常见的 LSTM 神经网络是由 Sepp Hochreiter 与 Jürgen Schmidhuber 于 1997 年提出来的,该网络在 RNN 的基础上不仅增加了新的隐藏细胞状态,而且增加了 3 种门结构,即遗忘门、输入门和输出门,通过控制门的输入数据,可以使得网络中的权重能够自动更新。这 3 种门结构可以记忆和丢失以往和当前的信息,让网络具有了长时记忆的功能,LSTM 的结构如图 1 所示。

门能够让信息有选择性地通过,主要包括 1 个 Sigmoid 神经网络层与 1 个逐点乘法运算。Sigmoid 层的输出值为 $[0, 1]$ 之内,该值表示信息通过的程度,0 代表任何信息都不能通过,1 则代表都可以通过。

遗忘门(forget gate)决定遗忘的信息:根据上一时刻的输出 h_{t-1} 和当前输入 x_t 输出一个 $[0, 1]$ 之间的数 f_t ,通过 f_t 确定 C_{t-1} 中信息的保留程度,计算公式为:

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

式中: f_t 表示 forget gate 的计算输出, W_f 代表遗忘门的权重, b_f 代表偏置, σ 代表 Sigmoid 激活函数。

输入门(input gate)决定新输入的信息:确定上一层的输出 h_{t-1} 和当前输入 x_t 通过输入门后所保留的信息。这

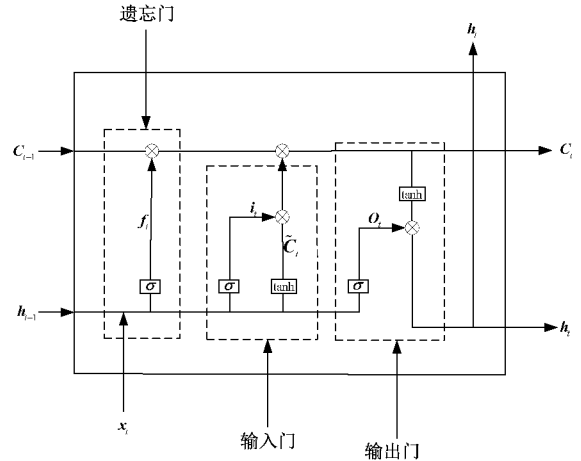


图 1 LSTM 网络结构

些信息主要包括通过输入门的 Sigmoid 层的激活函数确定添加的信息 i_t , 以及通过 tanh 激活函数得到的一个候选矢量 \tilde{C}_t , 计算公式为:

$$i_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

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

式中: W_C 为 \tilde{C}_t 的权重矩阵, b_i, b_C 为偏置。

根据式(1)~(3)对细胞状态进行更新,得到当前层的单元状态 C_t 。

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

输出门(output gate)决定输出的信息:决定上一层的输出 h_{t-1} 和当前层的输入 x_t 经过输出门后所保存在 h_t 中信息。输出门的输出信息 o_t 和 LSTM 网络模型的输出结果 h_t 的具体计算公式为:

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

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

式中: W_o 为权重, b_o 为偏置。

综上所述,LSTM 网络各处权重和偏置可以利用相应的输入数据通过网络的反向传播训练而得到更新,根据网络模型在上一层的输出数据作为下一层的输入信息,按照上述的 LSTM 网络模型在每一层的实施方法,通过递归完成 LSTM 网络模型的训练。本文主要是采用 LSTM 神经网络,并结合滚动预测的方法实现对温度的预测。

1.2 滚动预测方法

在预测的过程中,一般是基于历史数据来建立一种模型,即研究未来的一段时间的电缆的缆芯温度与历史的电缆负荷电流与环境等因素的相关程度。传统的预测算法比如 BP 是通过前向传递以及误差反向传播,利用预测误差来改变网络模型的阈值与权值,让网络模型的预测输出逐渐逼近目标期望,但这种方法精确度不高,且容易造成过拟合。

滚动预测和传统的预测方法相比,其最大的特点就是具有动态性。这种方法主要是将模型中获取的最新数据以

及上一时刻预测获得的结果一起作为训练数据,对获取的新数据持续进行学习,动态调节网络参数。同时在滚动预测执行期间,会一直保持固定的滚动周期内,经过不断地修正、调节网络模型中的相关参数,能够实时跟踪数据的变化规律,使得模型预测的结果更准确。

2 预测模型的构建

2.1 基于 LSTM 的滚动预测

本文采用的是基于 LSTM 的滚动预测的方法,利用滚动预测的动态性,让网络在训练数据的过程中具有自我调节的能力,可以提高模型的预测精度。本文所设计的缆芯温度预测模型的总流程如图 2 所示。

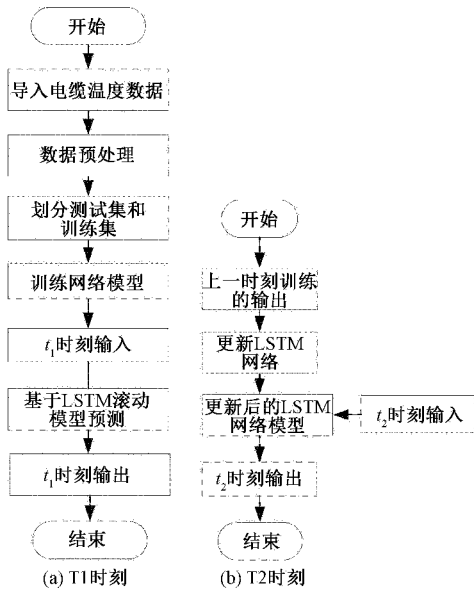


图 2 基于 LSTM 的滚动预测网络流程

本文提出的算法大致步骤如下。

- 1) 导入电缆测温相关数据,合理选择输入输出变量。
- 2) 数据预处理。
- 3) 初始建模:构建预测模型, t 设置初值为 0。
- 4) $t = t + 1$,预测下一时刻的缆芯温度:根据当前输入数据和预测模型,预测获得下一时刻的温度,将预测的结果进行反归一化处理,并输出出来。
- 5) 更新样本数据:在训练样本中增加当前时刻的实际输入数据、输出数据。
- 6) 更新模型:在线更新网络训练模型。
- 7) 重复步骤 4)~6),直到预测结束。

在网络模型预测的过程中,LSTM 网络会从 T2 时刻开始自动调整模型参数,滚动更新数据变化的最新规律,以及时跟踪到参数的变化情况,从而提高网络模型的精确度。通过构建一种持续学习的预测方法,让模型在训练的过程中能够自我调节参数,有利于改进模型预测的效果。滚动预测就是以此学习数据变化的规律,使网络模型具有更好

的学习原始数据的能力,保证算法模型可以表征实际运行状况。

2.2 Adam 优化算法

神经网络在训练过程中,优化算法的选择对模型的超参数具有重要作用,本文所用的优化算法是 Adam 优化算法。自适应动量估计^[18-19](adaptive moment estimation, Adam)是一种基于低阶矩自适应估计的一阶梯度随机目标优化算法,与一般的随机梯度下降优化算法相比,Adam 算法可以更新模型训练以及输出的网络参数,让模型达到最优状态,适用于神经网络参数的优化。网络参数更新方法为:

$$g_t = \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1}) \tag{7}$$

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \tag{8}$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \tag{9}$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \tag{10}$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \tag{11}$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \hat{m}_t \tag{12}$$

式中: g_t 为损失函数 $f_t(\theta_{t-1})$ 的梯度; m_t 和 v_t 分别为一阶矩估计和二阶矩估计; β_1 和 β_2 分别为矩估计的指数衰减速率,其偏差修正值分别为 \hat{m}_t 、 \hat{v}_t ; θ_t 为第 t 次迭代模型的参数; η 表示超参数; ϵ (为很小的值)避免分母为 0。

2.3 模型评价标准

为了更好地评估算法模型在缆芯温度预测中的有效性和准确性,预测模型的评价指标选择均方根误差(RMSE)和平均相对误差(MAPE),计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{X}_i - X_i)^2} \tag{13}$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{X}_i - X_i|}{X_i} \tag{14}$$

式中: N 为样本数, \hat{X}_i 和 X_i 分别为第 i 个数据的预测值和实际值。MAPE 可以评价模型预测结果的优劣,RMSE 能够评估模型预测的精度,RMSE 的值越小,表明模型的预测精度越好。

3 实验分析

为了验证本文所提出的基于 LSTM 的滚动预测方法,本实验所采用的电缆型号为 10 KV 交联聚乙烯(XLPR)电缆(YJLV22),计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU,所采用的系统为 Windows10,选用的编程软件为 Python3.8 版本,集成开发环境为 PyCharm2020 版本。

3.1 数据获取

本文的数据来源于上海市电站自动化技术重点实验室缆芯温度实时监测仿真实验平台所采集的 2021 年 5 月 21 日~

2021 年 5 月 23 日期间的数据,该实验平台利用功率加热的方法模拟负荷电流,获取电缆导体温度的变化数据,以及电缆外保护套温度等参数的变化数据,这期间每天监测 6 h 的数据量,原始数据共有 1 080 组数据,时间间隔为 1 min,前 975 组数据用于训练,后 105 组数据用于测试。预测模型的输入数据有时间序列、电缆外保护套温度、环境温度、以及环境湿度,输出数据有电缆的缆芯温度,构成算法模型的数据集。

3.2 数据预处理

在数据预处理的过程中,由于原始数据的量纲不一样,不利于模型的输入,需要对数据进行归一化操作。本文选取了上述影响电缆的缆芯温度的这几种重要因素,采用的归一化公式为:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (15)$$

式中: x_{\min} 为样本数据的最小值, x_{\max} 为样本数据的最大值, y 为归一化之后的数据。经过归一化操作后,原始数据的取值在 [0 1] 之间。

3.3 实验结果分析

为了验证本文所提出的算法的可行性,将该算法和 BP 神经网络、LSTM 神经网络进行比较,预测结果如图 3、4 所示,误差对比如图 5 所示。

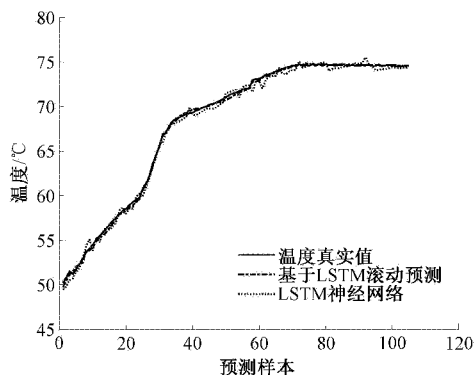


图 3 LSTM 和基于 LSTM 滚动预测结果对比

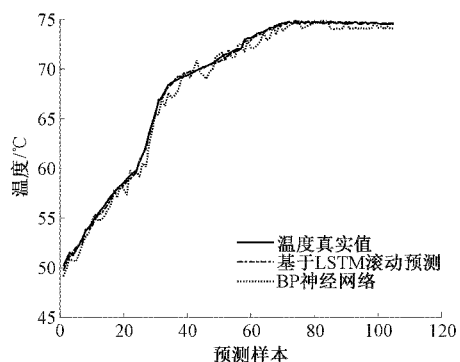


图 4 BP 神经网络和基于 LSTM 滚动预测结果对比

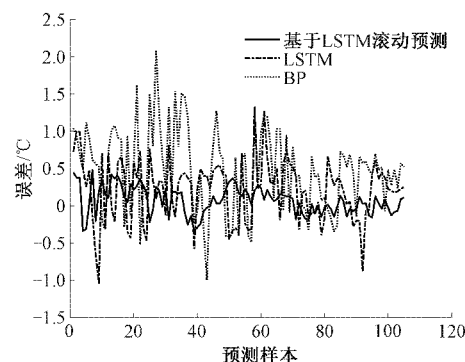


图 5 BP、LSTM 和基于 LSTM 滚动预测的误差结果对比

从上述图中能够得到, BP 的预测效果最差,主要是 BP 神经网络对处理时序数据的效果比较差,不能很好地学习缆芯温度变化规律,产生了比较大的误差。传统 LSTM 算法对历史的相关信息具有记忆的能力,适合于具有时间序列数据的分析,其预测误差比 BP 要小,但由于滚动预测具有更新数据变化最新规律的能力,可以得到更高的精确度,因此结合了滚动预测的 LSTM 算法的预测效果达到了最优。表 1 所示为不同模型的预测误差比较结果。

表 1 3 种预测模型的评价指标

性能指标	RMSE/°C	MAPE/%
BP	0.747 5	0.946 9
LSTM	0.476 6	0.615 1
滚动 LSTM	0.197 9	0.253 8

根据表 1 可以得到,基于 LSTM 的滚动预测的预测误差结果 RMSE 和 MAPE 在评价指标上都比其他两种模型的效果好,说明了该算法的预测效果明显优于其他两种算法。与其他两种模型相比,基于 LSTM 的滚动预测不仅可以解决时间序列中长期依赖的问题,而且网络模型具有自我调节的能力,使得模型具有较强的学习能力,预测的准确度较高,对预测短期的电缆的缆芯温度具有一定的参考意义。

4 结 论

本文根据电缆的缆芯温度不易测量的问题,利用影响电缆温度变化相关参数,构建了基于 LSTM 滚动预测模型并对缆芯温度进行短时预测,根据实验所测的温度及相关因素数据对该算法模型进行预测验证。结果表明,对比 BP、LSTM 等常见的算法模型,基于 LSTM 的滚动预测方法可以滚动更新数据变化的最新规律,并且对解决具有时间序列的问题具有很好的效果,最终模型预测的 RMSE 为 0.197 9 °C,有效地提高了对温度预测的精确度,显示了该方法的优越性,对电缆输电线路的正常运行提供了一定的预警判断依据,并为电缆的缆芯温度预测积累了经验。

参考文献

- [1] 杨涛,白晗,刘洋,等.基于 EEMD 和改进 Elman 神经网络的电力电缆故障监测及预警算法研究[J].实验室研究与探索,2018,37(10):59-62.
- [2] 张琪,杜志叶,王振东,等.基于有限元的单芯 XLPE 电缆电感计算研究[J].武汉大学学报(工学版),2017,50(3):390-394.
- [3] 韦亦龙,朱五洲,廖雁群,等.电缆接头温度监测技术探析[J].自动化应用,2017(4):72-73.
- [4] RUNDE M, KVIEN O, FÖRSTER H, et al. Cavities in mass-impregnated HVDC subsea cables studied by AC partial discharge measurements [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2019,26(3):913-921.
- [5] 曾含含,程静,张大伟,等.基于光纤光栅温度传感器的电缆接头温度监测系统的设计[J].电子测量技术,2018,41(6):124-128.
- [6] MAO M T, ZENG Q Y, LIU Z. BAS-GRNN model-based temperature prediction of power cable splice cores[Z]. 2021 4th International Conference on Electron Device and Mechanical Engineering (ICEDME), 2021: 247-250.
- [7] GAO X, ZHANG H, LI S X, MIN C H. Prediction of cable junction temperature in power transmission system based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. MATEC Web of Conferences, 2018,232:03038.
- [8] HE B L. Temperature prediction of power cable joint based on LS-SVM optimized by PSO [J]. MATEC Web of Conferences,2019,118: 01004.
- [9] 雷成华,刘刚,李钦豪. BP 神经网络模型用于单芯电缆导体温度的动态计算[J].高电压技术,2011,37(1): 184-189.
- [10] 唐科,文武,阮江军,等.基于有限元法的单芯电缆温度场仿真研究[J].武汉大学学报(工学版),2018,51(9): 811-816.
- [11] 周鑫,彭迎,李靖,等.基于反演的电力电缆缆芯温度间接测量研究[J].三峡大学学报(自然科学版),2018,40(2):66-71.
- [12] 徐涛,许志锋,徐研,等.基于历史测量数据的高压电缆导体温度预测[J].广东电力,2019,32(4):98-105.
- [13] 李好.直埋电缆缆芯温度的反演计算[J].通信电源技术,2019,36(5):116-119.
- [14] 郭文强,张梦梦,李清华,等.基于有限元的电力电缆缆芯温度预测方法研究[J].电子器件,2020,43(1): 46-51.
- [15] 谭峰,李成南,萧红,等.基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法[J].仪器仪表学报,2020,41(9):79-87.
- [16] 姚栋方,吴瀛,罗磊,等.基于深度学习的短期电力负荷预测[J].国外电子测量技术,2020,39(1):44-48.
- [17] 魏昱洲,许西宁.基于 LSTM 长短期记忆网络的超短期风速预测[J].电子测量与仪器学报,2019,33(2): 64-71.
- [18] 杨观赐,杨静,李少波,等.基于 Dropout 与 ADAM 优化器的改进 CNN 算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2018,46(7):122-127.
- [19] 汤焯,陆卫忠,陈成,等.基于 Adam 算法和神经网络的照度计算方法[J].照明工程学报,2019,30(2):50-54.

作者简介

孙俊峰,硕士生,主要研究方向为电力电缆温度监测系统的研究。

E-mail:a1191046716@163.com

李志斌,博士,教授,主要研究方向为电力系统运行与控制研究。

E-mail:997355571@qq.com