

基于 LSTM-ARIMA 组合模型的区域短期用电量预测

刘侃¹, 何家峰¹, 蔡高琰²

(1. 广东工业大学 信息工程学院, 广东 广州 510006; 2. 广东浩迪创新科技有限公司, 广东 佛山 528200)

摘要: 用电数据具有不平稳、非线性的特点, 为了提升对用电数据的拟合精度, 增强预测能力, 基于序列预测与残差修正的思想提出通过长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory Neural Network, LSTM)对用电量序列进行预测, 真实值与预测值所构成的差值即残差用差分自回归移动平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA)进行残差修正, 将 LSTM 的预测值与 ARIMA 的残差修正值进行重构得到最终的预测值。最后利用广东省佛山市某工业园区的用电数据对组合模型进行验证, 实验结果显示该模型的预测精度与预测稳定性均优于其他模型, 取得了良好的预测效果。

关键词: 长短期记忆神经网络; 差分自回归移动平均模型; 组合模型

中图分类号: TP183

文献标识码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2021.10.008

引用格式: 刘侃, 何家峰, 蔡高琰. 基于 LSTM-ARIMA 组合模型的区域短期用电量预测[J]. 信息技术与网络安全, 2021, 40(10): 48-52.

Combined forecasting model of regional electricity consumption based on LSTM-ARIMA

Liu Kan¹, He Jiafeng¹, Cai Gaoyan²

(1. School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Guangdong Haodi Innovation Technology Co., Ltd., Foshan 528200, China)

Abstract: Power consumption data has the characteristics of non-stationary and non-linear. In order to improve the fitting accuracy of power consumption data, based on the idea of sequence prediction and residual correction, this paper proposes using long short-term memory neural network(LSTM) to predict the power consumption sequence. The difference formed by the real value and the predicted value is corrected by the autoregressive integrated moving average model(ARIMA). The predicted value of LSTM and the residual correction value of ARIMA are reconstructed to obtain the final predicted value. Finally, the combined model is verified by the power consumption data of an industrial park in Foshan City, Guangdong Province. The experimental results show that the prediction accuracy and stability of this model are better than other models, and good prediction results are achieved.

Key words: long short-term memory neural network; autoregressive integrated moving average model; combined model

0 引言

电力能源是与人们日常生活息息相关的, 然而由于电力能源的调度存在延时性, 导致电力资源没有进行合理分配, 电力浪费与短缺的两极化现象依然存在。针对这些问题, 发展改革委^[1]在 2016 年提出电力企业应总结 2016 年电力生产运行情况, 分析预测 2017 年电力供需形势, 提出政策建议, 形成分析预测报告以达到合理调配电力资源, 提高电力资源的利用率的目的。国家在《中共中央关于制定

国民经济和社会发展第十四个五年规划和二〇三五年远景目标的建议》^[2]中提出建设智慧能源系统, 优化电力生产和输送通道布局, 提升新能源消纳和存储能力, 因此基于历史的用电量数据对未来的用电趋势进行预测是十分必要的。区域用电量预测是指通过该地区产生的历史用电数据时间序列, 预测未来该地区的用电量, 据相关研究表明, 预测误差增加, 将会提高电力预测的成本, 因此提升用电量预测的精确度是十分必要的。

目前应用于电量预测的方法主要分为三类,第一类为时间序列分析方法,包括指数平滑法^[3]、加权法^[4]等,这类方法可以有效地处理线性数据,但是对于非线性数据的拟合效果不佳。第二类为智能算法,智能算法可分为机器学习方法与深度学习方法,其中应用于预测的机器学习方法有支持向量机算法^[5]、随机森林算法^[6]、集成算法^[7];深度学习方法有BP神经网络^[8]、人工神经网络^[9-11]、卷积神经网络^[12-13]、循环神经网络^[14-15]和递归神经网络^[16-19]等。智能算法能较好地处理非线性问题,但是在计算速度与鲁棒性方面仍需进一步改进。第三类为组合方法,组合方法是指将第一类与第二类方法结合的新方法,组合方法结合了两类方法的优点,能较好地处理非线性问题又能同时提高智能算法的计算速度与鲁棒性。

LSTM 是一种循环神经网络(RNN)的改进方法,它有效避免了神经网络在运算过程中出现的梯度消失与爆炸问题。LSTM 对于非线性、非平稳的用电数据具有良好的拟合能力。ARIMA 是传统的时间序列模型,广泛地应用于各种预测中,取得了较好的效果。鉴于 LSTM 与 ARIMA 在用电量预测领域展现出较强的预测能力,本文提出一种基于 LSTM-ARIMA 的区域用电量组合预测模型。LSTM-ARIMA 组合模型较 LSTM 模型的 RMSE、MAPE 分别提高了 16.17%、7.56%,比 ARIMA 模型的 RMSE、MAPE 分别提高了 67.13%、44.19%。

1 模型简介

1.1 ARIMA 模型

ARIMA 模型由三个部分组成:自回归模型 AR (Auto Regression)、差分模型 I(Integrated)以及移动平均模型 MA(Moving Average)。ARIMA 模型是描述时

间序列数据随机过程的一个重要模型,差分模型可以去除数据中趋势向,使得序列形成平稳状态以便于后续分析,自回归模型用于拟合平稳序列的数据,移动平均模型可以构建出系统噪声的回归方程。输入时间序列数据集后,先进行单位根检验(Augmented Dickey-Fuller, ADF)以判别序列平稳性,如果平稳就进行下一步建模,不平稳则通过差分运算至平稳后再进行建模分析,通过序列的自相关函数(Auto-correlation Function, ACF)与偏自相关函数(Partial Auto-correlation Function, PACF)构建 ARIMA(p, d, q)模型,通过德宾瓦特逊检验(Durbin Watson, DW)检验残差是否满足正态分布,再通过赤池信息准则(AIC)与贝叶斯信息量(BIC)值确定最优模型,ARIMA 模型的数学表达式如下所示:

$$\Phi(B) \nabla^d x_t = \Theta(B) \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\nabla^d = (1-B)^d \quad (2)$$

$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \quad (3)$$

$$\Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (4)$$

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \quad (5)$$

$$BIC = -2\ln(L) + \ln(n) \times k \quad (6)$$

其中, ∇ 代表差分, d 代表差分次数, $\Phi(B)$ 为 p 阶自回归系数多项式, $\Theta(B)$ 为 q 阶移动平均系数多项式, L 为该模型下的最大似然数, n 是数据数量大小, k 是模型变量的个数。

1.2 LSTM 模型

LSTM 模型又称长短期记忆网络,它具有将一个状态的信息进行添加或者删除并传送给下一个状态的能力,其网络结构图如图 1 所示,数学表达式如式(7)~式(14)所示。LSTM 模型由遗忘门、记忆门与输出门组成。遗忘门用于减少冗余信息,加快数据处理速度, σ 为 sigmoid 函数,遗忘门的输入信

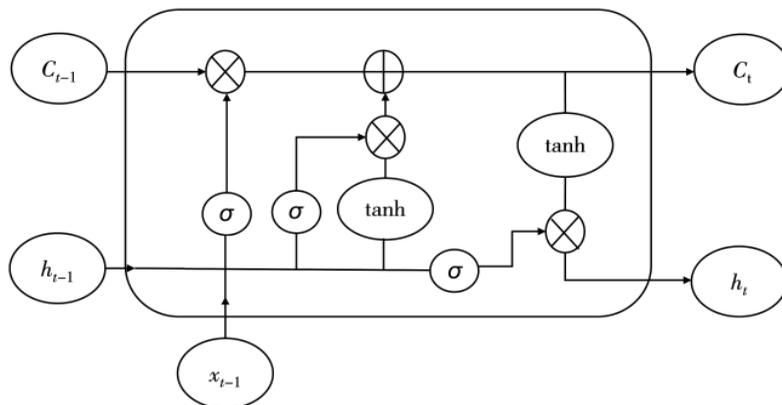


图 1 LSTM 网络结构图

号为 h_{t-1}, x_t , 其中, h_{t-1} 为 LSTM 上一期的输出信号, x_t 为当期的输入值。 C_{t-1} 为上一期 LSTM 的状态信号, b_f 是阈值矩阵, w_f 为权重矩阵, 通过 sigmoid 函数后若输出为 0, 表示删除信息。 f_t 与 C_{t-1} 行列值相同, f_t 与 C_{t-1} 相乘是对于 C_{t-1} 状态信息的重新整合。记忆门的作用是确定信息是否保留, 与遗忘门不同的是增加了 tanh 网络层, 它的作用是将数值规范到 $-1 \sim 1$, 通过 sigmoid 函数后若输出为 1, 表示保存信息, 记忆门将信息与遗忘门的信息结合作为下一个状态值 C_t 。输出门的作用是输出当前状态值 C_t 、隐藏状态 h_t 。

tanh 函数:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

sigmoid 函数:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * q_t \quad (9)$$

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

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (11)$$

$$f_t = \sigma(w_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (12)$$

$$i_t = \sigma(w_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (13)$$

$$q_t = \tanh(w_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (14)$$

2 LSTM-ARIMA 组合预测方法

2.1 LSTM-ARIMA 组合预测模型

LSTM-ARIMA 预测模型的预测流程如图 2 所示, 具体如下:

(1) 对用电数据进行数据预处理, 将用电数据集的前 82 个数据作为训练集, 后 20 个数据作为测试集数据。(2) 用电量数据通过 LSTM 模型进行预测分析得到预测模型 f_1 , 残差部分用 ARIMA 模型进行预测分析得到预测模型 f_2 , 将两部分相加得到预测模型 f 。(3) 将得到的组合预测模型 f 对测试集预测, 得到预测结果并进行模型精度判别分析。

2.2 模型精度判别

用电量预测值为 \hat{y}_i , 用电量真实值为 y_i , 将分析结果进行对比。模型预测的评判标准分为平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)。平均绝对百分比误差是数据集的真实值与预测值之间绝对值之和的平均值, 反映的是模型的偏差水平, 百分比值越小, 模型预测越准确。均方根误差反映的是数据点的离散程度, 均方根值越小, 证明数据点越密集, 预测结果越稳定。本文基于这两个标准对模

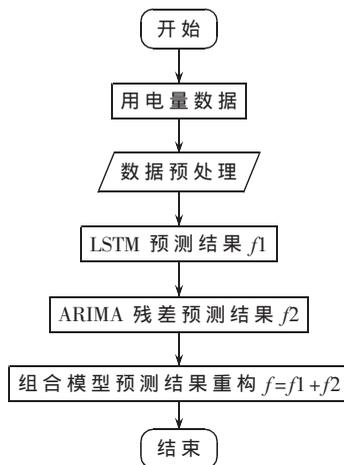


图 2 LSTM-ARIMA 组合模型预测流程图

型的准确度进行评判。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (16)$$

3 实验验证

3.1 实验数据与平台

数据集是广东省佛山市某工业园区自 2018 年 1 月 4 日至 2019 年 12 月 31 日的周度用电量数据集, 数据样本一共 102 条数据, 每个数据样本是一周 7 天的用电量之和, 用电量数据曲线如图 3 所示。实验平台为装有 NVIDIA Tesla P100 GPU 的服务器, 本文的编程由 Python 实现, LSTM 模型采用的是 Keras 框架, ARIMA 模型采用的是 Py-ARIMA 框架。

3.2 数据描述及分析

某工业园区的入驻企业共 122 家, 其中以从事信息技术服务以及产品深加工企业为主, 大部分企

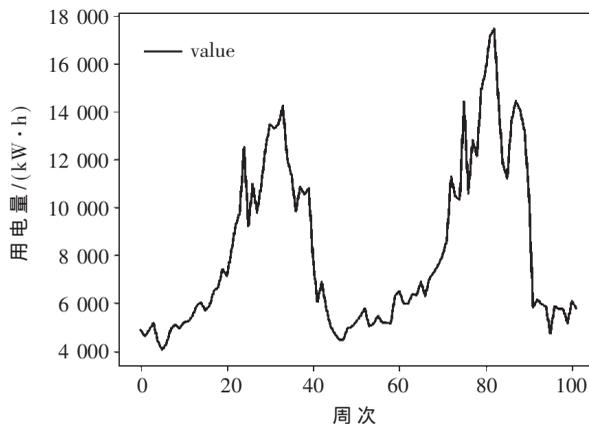


图 3 用电量曲线图

业的员工上班时间为 8 小时。智能电表在电量数据采集中存在无法避免的系统误差,但误差影响控制在极小范围以内,所以认为数据集中的用电量数据是真实可靠的,是可以反映出真实用电规律的。从图 3 两年的周用电数据曲线中可以观察到,2018 年的周用电数据与 2019 年的周用电数据的用电规律基本相似,夏季的用电量比其他月份用电量多。

3.3 模型比对及精度分析

将用电数据集中前 82 个数据作为训练数据,预测后 20 个数据。LSTM 模型设置为双隐层结构,确定输入层为 1,第一个隐含层为 10 层,第二个隐含层为 10 层,输出层为 1 层。经过试验分析,确定最佳迭代次数为 2 000 次。用残差数据拟合 ARIMA 模型,ADF 检测结果为 0.032 67,此值小于显著性 5%,根据检测标准认为该序列平稳。根据序列的 ACF 与 PACF 模型确定模型参数 p 、 q ,当 $p=2$ 、 $q=1$ 时, $AIC=-8.236 5$, $BIC=14.225$,根据 AIC 与 BIC 最小原则,认为拟合模型为 ARIMA(2, 0, 1)。ARIMA 模型预测曲线如图 4 所示。

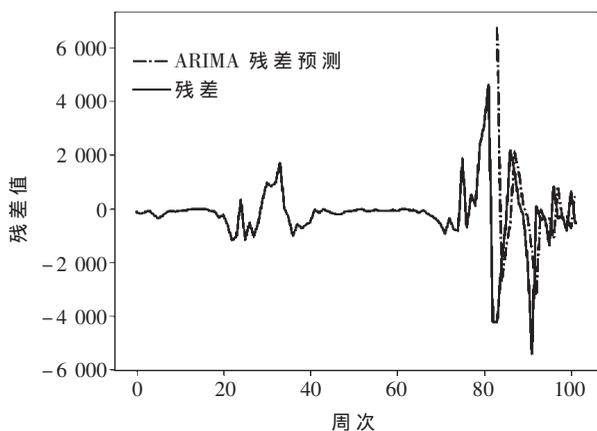


图 4 ARIMA 模型残差预测曲线

ARIMA、LSTM 和 LSTM-ARIMA 组合模型对于用电量序列预测曲线如图 5 所示。可以观察到 LSTM 对于用电量序列的用电趋势有很好的预测效果;ARIMA 无法准确地预测到用电量序列的用电规律,预测精度与预测稳定性低,这是由于用电量序列中包含大量的非线性数据影响了 ARIMA 模型的预测效果;LSTM-ARIMA 模型在 LSTM 模型的基础上增强了预测精度与预测稳定性。

由表 1 可以得到,LSTM-ARIMA 组合模型较 LSTM 模型的 RMSE、MAPE 提高了 16.17%、7.56%,比 ARIMA 模型的 RMSE、MAPE 提高了 67.13%、44.19%。

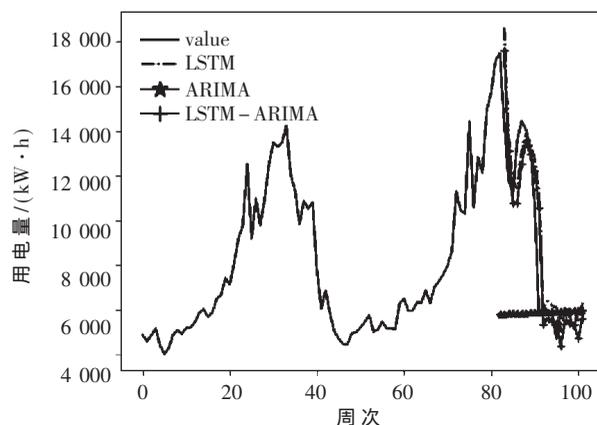


图 5 模型预测曲线

表 1 模型预测精度与稳定性

模型	RMSE	MAPE
LSTM	2 015.364	15.654
ARIMA	5 269.200	28.052
LSTM+ARIMA	1 689.433	14.470

4 结论

LSTM 与 ARIMA 等机器学习与时间序列模型已经广泛地应用于电力、水利、航天等多个领域的学术研究中。本文采用 LSTM-ARIMA 组合预测模型,选择佛山市某工业园区近两年的周用电数据,通过实验对用电量数据进行分析预测得到以下结论:

(1) 本文基于“序列预测+残差修正”思想提出的 LSTM 与 ARIMA 组合模型,经实验表明组合模型的预测稳定性与预测精度均优于单一模型,因此组合模型相较于单一模型提高了短期用电量预测能力;

(2) 本文中 ARIMA 模型拟合非线性数据效果不佳;

(3) 本文所提出的组合模型将对于区域短期用电量预测有一定的参考意义,也对于电力部门进行优化电力资源配置、减少电力资源浪费具有一定价值。

如何改进组合模型拟合效果提升其预测能力是后续研究内容之一;本模型未将气候因素纳入到考察范围,只考虑了历史用电量因素,后续研究中将气候变化纳入到影响用电量变化的因素之一进行预测分析,也是未来优化模型的一个研究方向。

参考文献

- [1] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 国家发展改革委关于做好 2016 年电力运行调节工作的通知[R]. 2016.
- [2] 中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四个

- 五年规划和二〇三五年远景目标的建议[R].中华人民共和国全国人民代表大会常务委员公报,2020.
- [3] 徐彬鑫,李祥飞.城市中长期用电量预测方法研究[J].湖南工业大学学报,2017,31(2):78-83.
- [4] 顾勇,王洋,康健.基于RF和深度学习的中长期用电量预测研究[J].机电信息,2019(6):15-17.
- [5] 黄卫,刘升.基于长期线性趋势的时间序列建模研究[J].统计与决策,2021,37(2):30-33.
- [6] 李翔,欧阳森,冯天瑞,等.一种基于用电行业分类的中长期电量预测方法[J].现代电力,2015,32(6):86-91.
- [7] 宋晓华,祖丕娥,伊静,等.基于改进GM(1,1)和SVM的长期电量优化组合预测模型[J].中南大学学报(自然科学版),2012,43(5):1803-1807.
- [8] SALKUTI S R.Short-term electrical load forecasting using radial basis function neural networks considering weather factors[J].Electrical Engineering,2018,100(3):1985-1995.
- [9] ZHANG Y,ZHOU Q,SUN C X, et al.RBF neural network and ANFIS-based short-term load forecasting approach in real-time price environment[J].IEEE Transactions on Power Systems,2008,23(3):853-858.
- [10] 颜伟,程超,薛斌,等.结合X12乘法模型和ARIMA模型的月售电量预测方法[J].电力系统及其自动化学报,2016,28(5):74-80.
- [11] 王旭强,陈艳龙,杨青,等.基于时序分解的用电负荷分析与预测[J].计算机工程与应用,2018,54(20):230-236.
- [12] 吴佳懋,李艳,符一健.基于粗糙集-混沌时间序列Elman神经网络的短期用电量预测[J].电力系统保护与控制,2019,47(3):23-30.
- [13] YANG Y,SHANG Z H,CHEN Y, et al.Multi-objective particle swarm optimization algorithm for multi-step electric load forecasting[J].Energies,2020,13(3):532.
- [14] DUDEK G.Artificial immune system for short-term electric load forecasting[C]//Artificial Intelligence and Soft Computing-ICAISC 2008.Berlin, Heidelberg: Springer,2008,5097:1007-1017.
- [15] SERRAS P,IBARRA-BERASTEGI G,SÁENZ J, et al. Combining random forests and physics-based models to forecast the electricity generated by ocean waves: a case study of the Mutriku wave farm[J].Ocean Engineering,2019,189:106314.
- [16] MENG M,WANG L X,SHANG W.Decomposition and forecasting analysis of China's household electricity consumption using three-dimensional decomposition and hybrid trend extrapolation models[J].Energy,2018,165:143-152.
- [17] SINGH P,DWIVEDI P.Integration of new evolutionary approach with artificial neural network for solving short term load forecast problem[J].Applied Energy,2018,217:537-549.
- [18] LIN Y B,LUO H Y,WANG D Y, et al.An ensemble model based on machine learning methods and data preprocessing for short-term electric load forecasting[J].Energies,2017,10(8):1186.
- [19] NEERAJ N,MATHEW J,AGARWAL M, et al.Long short-term memory-singular spectrum analysis-based model for electric load forecasting[J].Electrical Engineering,2021,103(2):1067-1082.

(收稿日期:2021-07-05)

作者简介:

刘侃(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:时间序列分析。

何家峰(1970-),男,博士,副教授,主要研究方向:利用电子鼻进行混合气体定量分析。

蔡高琰(1982-),男,本科,中级工程师,主要研究方向:信号处理。

(上接第47页)

enhancement via illumination map estimation[J].IEEE Transactions on Image Processing,2017,26(2):928-993.

- [15] 孔显,马晓珂.基于非归一化直方图的GrabCut图像分割算法改进[J].计算机应用研究,2020,37(5):1549-1552.

(收稿日期:2021-05-27)

作者简介:

王茜(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:智能系统与计。

何小海(1964-),通信作者,男,博士,教授,主要研究方向:图像处理与网络通信。E-mail:nic5602@scu.edu.cn。

吴晓红(1970-),女,博士,副教授,主要研究方向:智能系统与计。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所