

# 居民用电负荷超短期预测研究

林琳 鞠森 于立杰

(国网冀北电力有限公司技能培训中心 保定 071051)

**摘要:** 负荷预测是电力系统安全运行的基础,而由于居民用电负荷的随机性和波动性,可能会影响电力系统的正常运行与维护,因此准确预测居民用电负荷为电网的实时调度提供了有利指导。提出了一种基于长短时记忆型循环神经网络的居民用电负荷超短期预测方法,利用该方法的“记忆”特性挖掘负荷数据间的关联特性,建立了基于长短时记忆网络的居民用电负荷超短期预测模型,并和双层前馈神经网络模型仿真结果相对比,其基于长短时记忆网络的预测结果精度更高,验证了模型的有效性。

**关键词:** 循环神经网络;长短时记忆模型;负荷预测;双层前馈神经网络;居民用电负荷

**中图分类号:** TM73    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 470.4

## Research on ultra-short-term prediction of residential electricity consumption

Lin Lin Ju Sen Yu Lijie

(State Grid Jibei Electric Power Company Limited Skills Training Center, Baoding 071051, China)

**Abstract:** Load forecasting is the basis of safe operation of power system. Due to the randomness and volatility of residential electricity load, it may affect the normal operation and maintenance of power system. Therefore, accurate prediction of residential power load provides favorable guidance for real-time dispatching of power grid. In this paper, an ultra-short-term prediction method for residential electricity load based on long-short-time memory-type cyclic neural network is proposed. The “memory” feature of this method is used to mine the correlation characteristics between load data, and a resident based on long-short-term memory network is established. The ultra-short-term prediction model of electric load is compared with the simulation results of the double-layer feedforward neural network model. The prediction results based on the long-short-time memory network are more accurate, and the validity of the model is verified.

**Keywords:** circulating neural network; long and short time memory model; load forecasting; double feedforward neural network; residential electricity load

## 0 引言

近年来,随着我国国民经济的快速发展,以及中国城市化、工业化进程的不断推进,人民生活水平的日益提高,与此同时,能源消耗持续增大、产业结构日渐单一、污染治理逐渐滞后等情况也导致了一系列的城市空气质量问题,严重破坏自然生态环境,将给人们的生产和生活带来严重影响,而严重的空气质量问题也会对电网负荷产生影响。电网负荷预测是电力系统调度部门的基础工作,它的正确预测对电力系统的正常运行起着至关重要的作用,为电力系统的经济运行起着有效指导作用,因此有效提高电网负荷预测的精度可以促进电网安全、可靠、经济运行。

文献[1]基于模糊原理将历史数据建立了电力负荷模型,其预测结果良好;文献[2-3]基于温度、湿度以及风速等情况的影响,分别针对不同天气情况建立了相应模型进行负荷预测,其结果表明此方法有较高的准确性;文献[4]又在此基础上考虑了工作日与节假日的影响等因素,并将这些影响因素进一步细化,得到的预测精度有了明显的提高。

上述研究主要是应用人工神经网络法、支持向量机(SVM)等机器学习技术,通过对历史数据和未来待预测数据间的映射模式进行学习,实现对电力负荷的预测建模<sup>[5-8]</sup>。基于机器学习的电力负荷预测模型也有不足之处,在预测时间尺度延长和预测时间步增加后,预测的精度将出现不同程度的下降。针对上述机器学习模型存在的不足之

处,本文基于深度学习理论进行了居民用电负荷短期预测研究。为了研究历史负荷数据序列的内在时间的关联性,建立基于长短时记忆网络的居民用电负荷超短期预测模型,利用模型的记忆特性与长时间尺度记忆控制能力提升预测精度,并与传统的双层前馈神经网络和支持向量机模型进行对比,最后通过算例验证了该算法的有效性。

## 1 循环神经网络(RNN)

RNN 相较于传统的人工神经网络在每一时间步的输出均考虑了上一时间步输入序列的影响,从而使得循环神经网络具有了“记忆”特性<sup>[9-12]</sup>。

RNN 将序列数据进行建模,对历史信息进行记忆并应用于当前输出的计算中。循环神经网络结构如图 1 所示,图中每个节点代表单一时间步中的神经元,其中输入的连接权重为  $w_1$ ,神经元自联结的权重为  $w_2$ ,神经元的输出权重为  $w_3$ ,输入序列  $x(x_1, x_2, x_3, \dots)$ ,时间步序列  $x_1, x_2, x_3$  按照顺序依次进入网络,每一时间步权重被重复使用,每一时间步所存储的状态将被下一时间步使用。

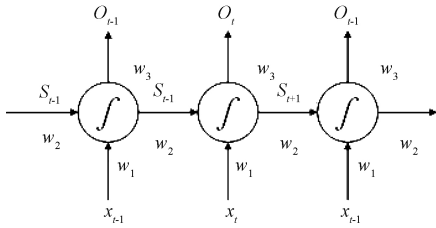


图 1 循环神经网络结构

对于循环神经网络输入层来说,在时间  $T$  输入序列  $x$ ,有  $I$  个输入层神经元,  $H$  个隐含层神经元,以及  $K$  个输出层神经元。  $x_i^t$  是  $t$  时刻输入层神经元  $i$  的值,  $a_j^t$  和  $b_j^t$  是  $t$  时刻神经元  $j$  的输入以及  $t$  时刻神经元  $j$  的激活值,  $w_{ij}$  是  $i$  至  $j$  节点之间的权重满足:

$$a_h^t = \sum_{i=1}^I w_{ih} x_i^t + \sum_{h'=1}^H w_{hh'} b_{h'}^{t-1} \quad (1)$$

$$b_h^t = \theta_h(a_h^t) \quad (2)$$

RNN 的反向计算过程如式(3)~(5)所示。

$$\delta_h^t = \theta'(a_h^t) \left( \sum_{k=1}^K \delta_k^t w_{hk} + \sum_{h'=1}^H \delta_{h'}^{t+1} w_{hh'} \right) \quad (3)$$

$$\delta_j^t = \frac{\partial L}{\partial a_j^t} \quad (4)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{ij}} = \sum_{i=1}^I \frac{\partial L}{\partial a_j^t} \frac{\partial b_j^t}{\partial w_{ij}} = \sum_{i=1}^I \delta_j^t b_i^t \quad (5)$$

## 2 记忆模型

RNN 在模型训练时,存在“梯度消失”问题,针对此问题,通过在 RNN 中引入记忆模型进行解决。记忆模型用于解决 RNN 在训练过程中的梯度消失问题,通过在神经元中引入输入门、输出门和遗忘门,如图 2 所示,并对多个

门进行控制来获取信息,通过捕捉序列的时间关联性来建立时间序列上的神经网络模型<sup>[13-15]</sup>。

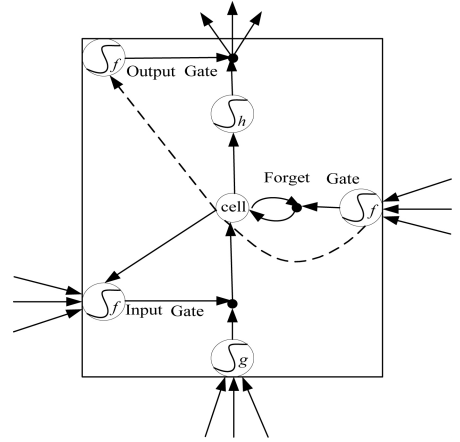


图 2 长短记忆神经元结构

输入门的输入值与输出值为:

$$a_i^t = \sum_{i=1}^I w_{ii} x_i^t + \sum_{h=1}^H w_{hi} b_h^{t-1} + \sum_{c=1}^C w_{ci} s_c^{t-1} \quad (6)$$

$$b_i^t = f(a_i^t) \quad (7)$$

遗忘门的输入值与输出值为:

$$a_\varphi^t = \sum_{i=1}^I w_{i\varphi} x_i^t + \sum_{h=1}^H w_{h\varphi} b_h^{t-1} + \sum_{c=1}^C w_{c\varphi} s_c^{t-1} \quad (8)$$

$$b_\varphi^t = f(a_\varphi^t) \quad (9)$$

记忆单元的输入值、状态量和输出值为:

$$a_c^t = \sum_{i=1}^I w_{ic} x_i^t + \sum_{h=1}^H w_{hc} b_h^{t-1} \quad (10)$$

$$s_c^t = b_\varphi^t s_c^{t-1} + b_i^t g(a_c^t) \quad (11)$$

$$b_c^t = b_w^t h(s_c^t) \quad (12)$$

输出门的输入值与输出值满足:

$$a_w^t = \sum_{i=1}^I w_{iw} x_i^t + \sum_{h=1}^H w_{hw} b_h^{t-1} + \sum_{c=1}^C w_{cw} s_c^t \quad (13)$$

$$b_w^t = f(a_w^t) \quad (14)$$

记忆模型的权重系数根据下式更新后得:

$$\delta_i^t = f'(a_i^t) \sum_{c=1}^C g(a_c^t) \epsilon_c^t \quad (15)$$

$$\delta_\varphi^t = f'(a_\varphi^t) \sum_{c=1}^C s_c^{t-1} \epsilon_c^t \quad (16)$$

$$\delta_c^t = b_i^t g'(a_c^t) \epsilon_c^t \quad (17)$$

$$\delta_w^t = f'(a_w^t) \sum_{c=1}^C h(s_c^t) \epsilon_c^t \quad (18)$$

式中:  $l, \varphi, w$  分别为输入门、遗忘门和输出门;  $c$  表示记忆单元;  $w_{ci}, w_{c\varphi}, w_{cw}$  分别为记忆单元到输入门、遗忘门和输出门的权重;  $s_c^t$  为  $t$  时刻记忆单元的状态变量;  $f$  为各个门的激活函数;  $g, h$  分别为各单元的输入和输出的激活函数。

## 3 仿真预测

为了测试基于长短时记忆网络模型的预测准确性,基

于基于长短时记忆网络 and 传统双层前馈神经网络方法分别进行了仿真,为了保证各预测模型所得居民用电负荷值都能够准确反应各预测模型的特点,各模型的输入输出向量维数均设定为同一值,采用一整年的负荷数据作为预测模型训练集,对其中一个月 30 d 的居民用电负荷进行预测。在本算例中,居民用电负荷数据的采样间隔为 30 min,设定预测模型输入向量维数  $N=8$ ,即根据当前时刻前 4 h 的负荷数据预测未来 30 min 后的用电负荷,在此基础上利用滚动预测方法实现居民用电负荷的超短期预测。

选择预测结果与实际数值间的均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)作为预测精度的误差评价指标, RMSE 和 MAE 的计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (19)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (20)$$

式中:  $y$  为实际值;  $\hat{y}$  为预测值;  $n$  为预测结果个数。该居民小区某星期内用电负荷曲线如图 3 所示。

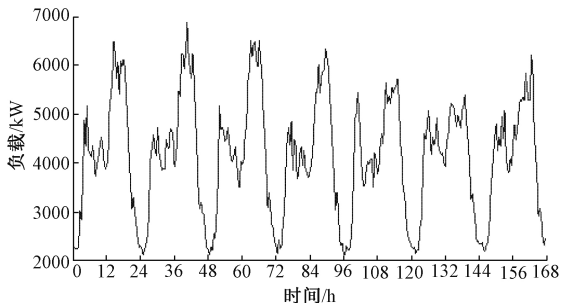


图 3 某居民小区一星期内用电负荷曲线

两种模型得到的居民用电负荷预测结果如图 4 所示,总的来说,基于基于长短时记忆网络、双层前馈神经网络两种模型都能够很好地追踪居民用电负荷数据的变化波动趋势,并给出了很好的预测结果。但基于双层前馈神经网络的负荷预测结果整体高于实际负荷水平,基于基于长短时记忆网络的负荷预测结果更贴合实际负荷情况。

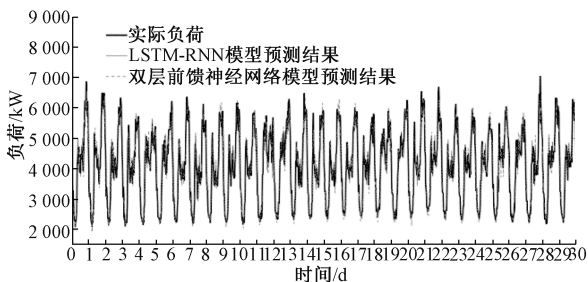


图 4 某居民小区一星期内用电负荷曲线

### 4 结果讨论与分析

为了分析验证所提算法的有效性 with 优越性,提取了预测结果中某一天两种算法的相对误差值,其曲线如图 5 所示。

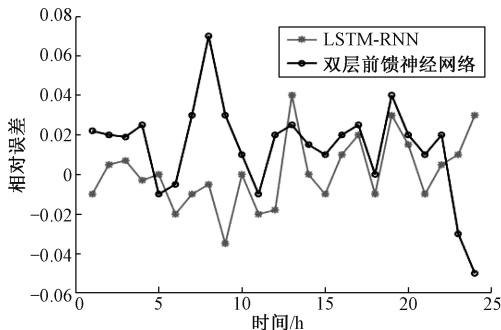


图 5 某天负荷预测相对误差曲线

由图 5 可见,循环网络模型与双层前馈神经网络模型的预测结果均存在一定误差,且误差值随时间上下浮动。而在上午 8 时左右,由于实际负荷开始出现了较大波动,导致双层前馈神经网络模型误差大幅增加,而循环网络模型误差则基本保持原有水平。根据计算,当采用双层前馈神经网络模型进行预测时,其平均相对误差和最大相对误差都很大,分别为 2.3% 和 6.8%,当采用基于长短时记忆网络模型进行预测时,其平均相对误差和最大相对误差都很小,分别为 0.9% 和 2.54%。上述情况表明相对于双层前馈神经网络模型,循环网络模型预测居民用电负荷时有明显的精度提升,即使负荷发生较大波动时仍能很好地追踪其变化趋势,维持一定的预测精度水平,具有更高的鲁棒性。

统计预测结果与实际数值间的 RMSE 和 MAE 值如表 1 所示。

表 1 不同模型下 RMSE 和 MAE 数值比较 (kW)

	RMSE	MAE
基于长短时记忆网络模型	314.46	239.41
双层前馈神经网络模型	405.72	288.54

从表 1 可以看出,在整体预测结果层面上,本文所提基于长短时记忆网络的居民用电负荷超短期预测模型所得结果误差均小于双层前馈神经网络模型,基于长短时记忆网络预测结果比双层前馈神经网络模型的预测结果更符合实际情况,预测精度也要优于双层前馈神经网络。结果表明循环网络模型利用其记忆特性,能够更好地挖掘波动性负荷数据在时间上的自关联特性,从而追踪其快速变化特性,提高了居民用电负荷超短期预测模型性能。

## 5 结 论

本文提出了一种基于长短时记忆型循环神经网络的居民用电负荷超短期预测方法,在居民用电负荷超短期预测研究中,机器学习理论因其强大的非线性映射拟合能力与灵活的预测建模方式得到了广泛应用。本文提出的基于长短时记忆网络模型利用 RNN 的“记忆”特性挖掘居民用电负荷预测中输入输出数据间的时间关联性,并基于 LSTM 原理构建 RNN 中各神经元,实现对模型输入数据的存储与传递。通过与双层前馈神经网络模型仿真结果相对比,其基于长短时记忆网络的预测结果精度更高,验证了模型的有效性。

## 参考文献

- [1] 冯丽,邱家驹.基于电力负荷模式分类的短期电力负荷预测[J].电网技术,2005(4):3-26,40.
- [2] 王守相,张娜.基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J].电力系统自动化,2012,36(19):37-41.
- [3] 王鹏,邵能灵,王波,等.针对气象因素的短期负荷预测修正方法[J].电力系统自动化,2008,32(13):92-96.
- [4] 廖立,忻建华,翟海青,等.短期负荷预测模型及其影响因素[J].上海交通大学学报,2004,38(9):1545-1547.
- [5] 谢宏,陈志业,牛东晓,等.基于小波分解与气象因素影响的电力系统日负荷预测模型研究[J].中国电机工程学报,2001,21(5):6-11.
- [6] 金义雄,段建民,牛东晓,等.基于小波分解与气象因素影响的电力系统日负荷预测研究模型[J].中国电机工程学报,2001,21(5):6-11.
- [7] 丁恰,张辉,张君毅.考虑气象信息的节假日负荷预

测[J].电力系统自动化,2005,29(17):93-97.

- [8] 潘锋,储琳琳,张宇俊.考虑气象因素的 SVM 方法在短期电力负荷预测中的应用[J].华东电力,2007,35(11):86-89.
- [9] 贺丰果,刘永胜.减少雾霾污染改善大气环境质量政策建议探讨[J].经济研究导刊,2014(1):285-288.
- [10] 曹华伟,李青春.中国灾害防御协会风险分析专业委员会论文集[C].中国灾害防御协会风险分析专业委员会,2012.
- [11] 孙岩,吕世聘,王秀坤,等.基于结构学习的 KNN 分类算法[J].计算机科学,2007,34(12):184-187.
- [12] 王壮,胡卫东,郁文贤,等.一种基于近邻搜索的快速 K 近邻分类算法[J].系统工程与电子技术,2002,24(4):100-102.
- [13] 杨建良,王永成.基于 KNN 与自动检索的迭代近邻法在自动分类中的应用[J].情报学报,2004,23(2):137-141.
- [14] MCNAMES J. A fast nearest-neighbor algorithm based on a principal axis search tree[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(9): 964-976.
- [15] DUCH W, GRUDZIŃSKI K. The weighted KNN with selection of features and its neural realization[C]. Fourth conference on neural networks and their applications, 1999:191-196.

## 作者简介

林琳,硕士研究生,主要研究方向为电力系统分析与控制。

E-mail:844561731@qq.com