

基于类负荷和LM-RBF算法的馈线负荷预测模型研究

针对馈线负荷预测问题进行研究,从传统电网规划的负荷预测方法入手,分析传统方法的优缺点。结合现代电网智能化发展,以数据库为基础,采用时间序列和自适应决策树方法对馈线用电记录的大数据进行聚类,在类负荷特性分析的基础上采用LM-RBF算法进行馈线负荷预测,实现对整回馈线的负荷预测。研究表明,该方法在计算准确度上优于传统方法,为未来电网规划负荷预测提供新方向。

孙 芊 李 强/国网河南省电力公司电力科学研究院 杨 磊/河南恩湃高科技技术有限公司 朱 博 刘 雨/杭州泛腾科技有限公司

0 引言

随着智能电网的不断发展,储能、分布式电源和电动汽车等多元化负荷及电源接入电网,使传统电网规划难以满足发展的需求,而负荷预测作为电网分析的基础,其准确性的要求变得越来越高。因此在电网发展的新形势下,急需一种更为准确的馈线负荷预测方法,更科学地为电网分析提供数据基础。

在当前电网智能化发展下,监测系统逐步完善,大数据逐渐形成,各种研究开始针对电网大数据来开展,如今已成为电网科技发展新方向。在馈线负荷监测方面,电网信息系统的完善以及配电自动化系统的逐步建立,为馈线信息大数据提供了可能。

目前已有多项研究针对电网的馈线负荷给出新方法,并取得了一定成果,如文献[1]建立了配电网馈线负荷数据序列和ARMA模型,对馈线上负荷数据序列的差分运算、标准化、自相关系数和偏相关系数进行分析,然后采用ARMA

模型对某一段时间内的馈线负荷数据进行预测。文献[2]提出了一种采用对负荷历史数据和温度历史数据进行统计分析的方法,并对超出历史温度范围的情形采用最小二乘法进行拟合,得出了区域的超短时负荷预测结果。

综上所述,当前利用电网负荷数据进行挖掘的负荷预测是主要针对单一负荷的预测,并未考虑负荷多样性及特殊性。文章提出一种在类负荷特性分析的基础上,采用LM-RBF算法进行馈线负荷预测的方法,此方法通过对单一负荷特性曲线进行聚类,得到以负荷曲线进行分类的负荷类型,同时提出类负荷的概念,对于馈线上的单一类负荷形成负荷曲线,再通过LM-RBF算法实现单一类负荷的负荷预测,最终实现整回馈线负荷预测。该方法避免了传统负荷类型用户的特殊性,也避免了大量单一负荷进行叠加造成的较大误差,采用LM-RBF算法实现更强的逼近效果,为馈线负荷预测提供新方向。

1 类负荷特性曲线研究

文中提出类负荷的概念,类负荷是相对于依据产业类型进行负荷种类划分的一种优化方法。由于产业负荷存在特殊性,小部分产业负荷的负荷特性并不符合典型曲线模式,即该产业的典型负荷特性曲线的代表性不足100%,另外细化的产业分类在单馈线数据计算中过于烦琐,失去了分类意义。

文中提出将单一用户的负荷曲线依



孙 芊/高级工程师

关键词/Keywords

类负荷 ·
LM-RBF算法 ·
快速决策树 ·
馈线负荷预测 ·

据产业典型曲线进行聚类, 不同分类形成类产业负荷特性曲线。

选取工业、商业和居民三类产业典型负荷特性曲线作为分类标准, 如图1~图3所示。

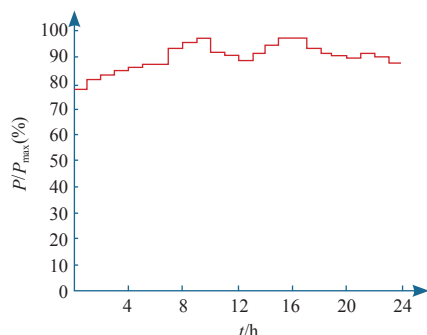


图1 典型工业负荷特性曲线

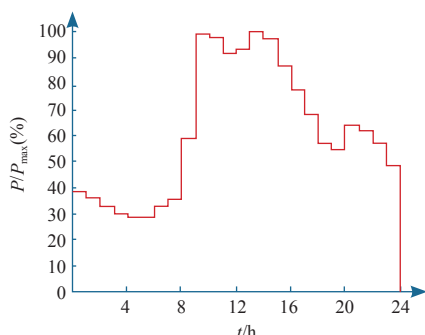


图2 典型商业负荷特性曲线

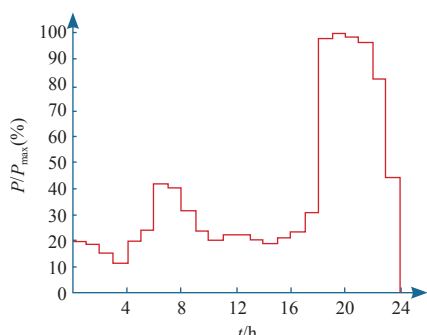


图3 典型居民负荷特性曲线

利用快速决策树的方法对用户的历史负荷数据进行分类。快速决策树算法 (Very Fast Decision Tree, VFDT) 的目标是通过利用已有的训练样本得到一个分类模型 $y=f(x)$, 然后对新的测试样本正确分类^[3-4]。

用户负荷曲线分类决策树的构造如图4所示, 通过训练集 T 完成。

该决策树已确定分类属性, 将 T 分为 T_a 、 T_b 和 T_c 三个子集。训练集 T 是某一天所有用户的连续负荷

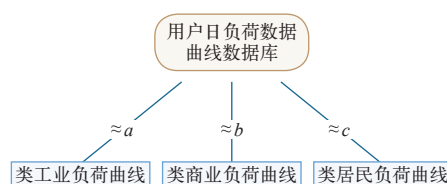


图4 快速决策树算法模型分类

监测数据, 数据以单一用户满足时间序列的日负荷数据为单位输入决策树的根节点, 通过判定条件 a 、 b 和 c , 最终将训练集 T 实现分类。

算法主要分为以下几步:

1) 以 $a=(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 为类工业负荷的基准集, 以 $b=(b_1, b_2, \dots, b_n)$ 为类商业负荷的基准集, 以 $c=(c_1, c_2, \dots, c_n)$ 为类居民负荷的基准集。 $a_{i\max}=b_{i\max}=c_{i\max}=100\%$ 基准集, 满足对应典型负荷特性曲线变化趋势。

2) 对训练集 $T_i=(T_{i1}, T_{i2}, \dots, T_{in})$ 进行处理, 转换为最大负荷百分率集 $A_i=(A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in})$, 其中

$$A_{ij} = \frac{T_{ij}}{T_{ij\max}} \times 100\% \quad j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

3) 将数据流输入决策树根节点, 对百分率集 $A_i=(A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in})$ 与 a 序列作差值计算, 得到数据差集 $\delta=(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ 。

人为设定标准差 $\Delta=5$ (误差不超过5%), 拟合度指标 $\eta=90\%$, 定义拟合度序列 $M=(M_1, M_2, \dots, M_n)$ 为

$$M_i = \text{If}(|\delta_i| \leq \Delta, 1, 0) \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

若

$$\frac{\sum M_i}{n} \times 100\% \geq \eta \quad i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

则 $T \in T_a$, 否则返回数据根节点与 b 序列作运算, 直至找到 T 的归属集。若无法找到, 则适当降低 η , 返回重新进行计算, 直至找到归属集。

4) 若数据差集 δ 正负分布差异较大, 可返回修正判定集 a 、 b 和 c , 以适应训练地区用户负荷特性。

5) 所有训练集分类后, 对单一类负荷特性下的负荷进行叠加, 得到单一类负荷的特性曲线。

6) 将训练集全部分类结束后, 可以得到适应训练集的 a 、 b 和 c 判定集, 该判定集可作为新用户

的分类依据。

2 馈线负荷预测方法研究

2.1 RBF神经网络

RBF神经网络是一种神经网络的学习算法，其特点是：每层神经元只与相邻层的神经元相互连接，同一层的神经元之间没有连接，每层神经元之间没有反馈连接，从而形成有层次结构的前馈型神经网络系统^[5]。

BRF神经网络在一定范围内克服了BP网络存在的某些问题。RBF神经网络结构如图5所示。

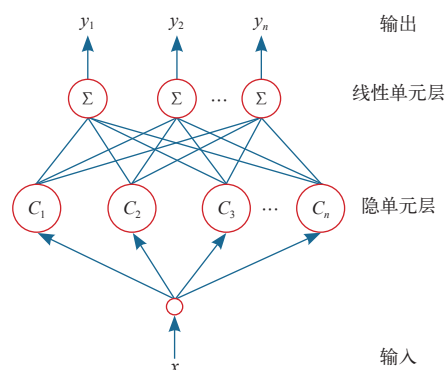


图5 RBF神经网络的结构

对比BP网络、径向基函数网络等算法的运算性能，当误差指标取0~1时，采用不同的方法逼近同一个函数，其性能对比结果如表1所示。

表1 性能对比结果

训练函数	网络类型	时间/s	训练步数/次
Trainbp	BP网络	247.34	4114
Trainbpx	采用快速BP算法的前向网络	41.19	561
Trainlm	采用LM-RBF算法的前向网络	3.13	5
Solverb	径向基函数网络	1.72	5

通过对比结果看出，RBF神经网络可以比BP网络体现更强的分类能力和函数逼近，且训练速度有明显提高，步数也得到显著减少。

2.2 基于LM-RBF算法的单一类负荷预测

基于快速决策树对用户进行分类的结果，采用LM-RBF算法分别对每一类负荷进行负荷预测。由于每一类负荷的影响因素不尽相同，因此将几类负荷的影响因素作并集，按照LM-RBF算

法流程进行预测。

模型的输入采用季节、天气和节假日作为输入数据（如果采用天气预报数据，需要增加气温、气压和湿度的数据）。对于模型的输出，模型中采用用电负荷作为输出^[6-7]。

采用三层结构，即输入层、隐含层和输出层，并相应确定输入层和隐含层的节点数，各个神经元都采用S型函数作为刺激函数^[8]。隐含层的节点数量通过RBF神经网络的训练过程来确定。

确定最佳隐含层节点数的一个常用方法是试凑法，可用以下经验公式确定隐含层节点的初始值

$$m = \sqrt{n+k} + a \quad (4)$$

$$m = \log 2^n \quad (5)$$

$$m = \sqrt{nk} \quad (6)$$

$$m = 2n+1 \quad (7)$$

式中， n 、 m 和 k 分别为输入、隐层和输出层神经元数。

然后对神经网络进行训练，训练过程如图6所示。

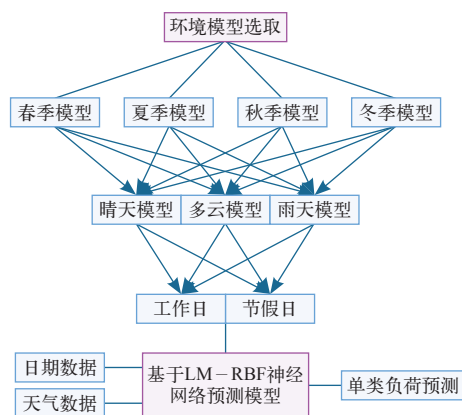


图6 类负荷预测流程

神经网络模型训练过程如下。

定义： n_0 为输入层的神经元数； n_1 为隐含层的神经元数； r 为缩放因子。

1) 计算缩放因子

$$r = 0.7 \sqrt[n_0]{n_1} \quad (8)$$

2) 初始化任一层的权值 w_{ij} 为在-0.5~0.5之间的随机值。

3) 按式(9)重新初始化权值

$$w_{ij} = r \frac{w_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_1} w_{ij}^2}} \quad (9)$$

4) 对于隐含层的第*i*个神经元, 设置偏置为在 $-w_{ij} \sim w_{ij}$ 之间的随机值。

LM-RBF算法的流程如图7所示。该方法采用近似二阶导数的方法, 所以比采用梯度下降法要快很多^[9]。因此, LM算法有二阶收敛速度快、迭代次数较少、局部收敛和全局特性优的特点^[10]。

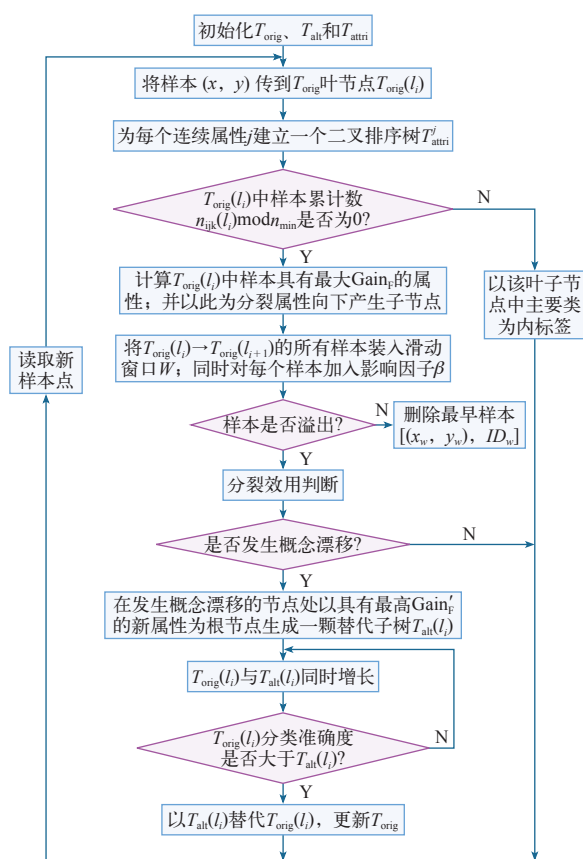


图7 LM-RBF神经网络训练流程

2.3 功率计算

单一类负荷模型预测的是预测日00:00~24:00范围内每小时输出负荷的平均值, 因此模型得到的输出层变量为24个。

对于整回馈线的负荷预测, 通过分类预测每个类型负荷的结果, 然后叠加得到整回馈线的负荷预测结果。由于采用的模型中考虑了各类负荷的关键影响因素, 且从算法上采用优于BP神经网络

的方法, 其结果得到理论优化。下面通过算例验证进一步证实。

3 案例分析

为验证上述LM-RBF算法的准确性, 现选取IEEE RBTS BUS6网络中部分线路, 并对用户属于的类负荷特性进行随机指定, 网络结构如图8所示。

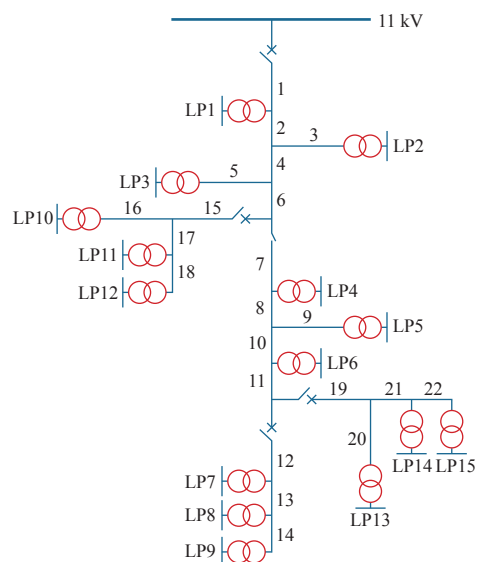


图8 基于部分RBTS BUS6的配电系统

负荷数据和线路数据设置如表2所示。

表2 网络的基础负荷数据和线路数据

负荷			线路	
编号	最大负荷/MW	负荷类型	编号	长度/km
1	0.3548	类工业	1、16	0.750
2	0.2834	类居民	2、14、17和19	1.97
3、15	0.7215	类工业	3、9	0.59
4、7	0.2662	类居民	4、11、15和21	1.78
5、14	0.7182	类居民	5、20	0.74
6、8	0.2731	类居民	6	0.89
9、11	0.5547	类商业	7、13和18	3.25
10、13	0.5175	类居民	8、12和22	2.78
12	0.6290	类商业	10	3.49

分别采用BP网络、LM-RBF等算法计算一周预测结果, 并与传统最小二乘法进行对比, 结果如表3所示。

对比表3中三种方法对馈线进行负荷预测的结果, 发现LM-RBF神经网络的整体预测准确度

表3 连续一周LM-RBF算法预测结果

方法	误差指标(%)	12.1	12.2	12.3	12.4	12.5	12.6	12.7
传统最小二乘法	最大误差	3.30	3.31	2.64	4.06	2.51	3.71	2.39
	平均误差	1.05	0.82	0.70	1.09	0.73	0.93	0.62
	VAR值	2.00	1.65	1.35	1.92	1.34	1.90	1.20
BP神经网络	最大误差	3.15	3.14	2.33	3.86	2.24	3.35	2.35
	平均误差	0.96	0.72	0.58	0.94	0.71	0.89	0.59
	VAR值	1.85	1.55	1.29	1.85	1.33	1.84	1.14
LM-RBF神经网络	最大误差	3.00	3.00	2.12	3.67	2.16	3.19	2.30
	平均误差	0.95	0.69	0.55	0.84	0.71	0.85	0.58
	VAR值	1.71	1.47	1.10	1.62	1.30	1.65	1.13

注:VAR为误差评价指标,指选定置信水平下,一段预测时间内预测误差的最大概率。

水平要高于传统方法。一周的预测结果中,采用LM-RBF方法的平均相对误差可以控制在1%以内,而且96%置信水平下的VAR值不超过1.71%,预测一周的误差平均值为0.74%,EVAR96%一周平均值1.43%,预测准确度较高,达到设计要求。

4 结束语

通过上面的分析可知,利用类负荷特性对用户进行分类,采用LM-RBF算法进行馈线负荷预测的准确度明显比传统最小二乘回归负荷预测方法高。该方法可避免传统负荷类型用户的特殊性,同时避免了大量单一负荷进行叠加造成的较大误差。

文中提出的优化馈线负荷的预测方法,对于提高负荷预测准确度具有重要的意义。该方法为未来电网规划的馈线负荷预测提供了新方向。

参考文献

[1] 李晓东,陈中显.一种基于ARMA模型的配电

网馈线负荷预测方法[J].电工电气,2017(1):35-37.

[2] 赵成旺.电力系统负荷预测建模研究[D].上海:华东理工大学,2005.

[3] 蔡敏,沈培锋,朱红,等.基于模糊聚类的配电网负荷特性分析[J].陕西电力,2015,43(4):24-27.

[4] 朱参世,李响.自适应模糊决策树算法在数据流挖掘中的应用[J].现代电子技术,2010,33(10):63-65.

[5] 黄喆.基于RBF神经网络的上证指数预测研究[D].合肥:中国科学技术大学,2009.

[6] 丁明,王磊,毕锐.基于改进BP神经网络的光伏发电系统输出功率短期预测模型[J].电力系统保护与控制,2012,40(11):93-99,148.

[7] 董聪.智能配电网馈线负荷预测系统研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.

[8] 兰华,常家宁,周凌,等.基于局部均值分解与神经网络的短期负荷预测[J].电测与仪表,2012,49(5):48-51.

[9] Hua X, Zhang G, Yang J, et al. Theory study and application of the BP-ANN method for power grid short-term load forecasting[J].中兴通信技术:英文版,2015(3):2-5.

[10] 牟丽娜,陈鸿,陈闽鄂.基于L-M算法的二维PSD非线性校正[J].计量与测试技术,2006,33(12):21-22.

(收稿日期:2018-03-05) **EA**

.....

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告