

基于优化RBF神经网络的电力负荷预测研究

针对传统方法无法对现代电力系统负荷非线性模型进行有效预测的问题,提出采用RBF神经网络来实现电力负荷预测。在经典RBF神经网络的基础上,提出采用K交叉验证方法对网络结构进行优化并且给出了网络最优学习率的自应调整策略;在建模过程中,不仅利用以往的历史数据,而且充分考虑天气、政策等因素的影响,并根据预测周期的不同,合理分配了权重。试验结果表明,优化后的RBF神经网络性能更优,对于电力负荷的预测结果准确度更高,为电力负荷预测提供了一条有效途径。

孙 崧/沈阳工程学院能源与动力学院

高智勇/国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院



孙 崧/硕士研究生

关键词/Keywords

电力负荷预测·
神经网络·
径向基函数·
交叉验证·
最优学习率·

随着我国工业进程的逐步推进,人口数量激增,资料利用率下降,影响电力负荷的因素较以往增加很多,此时的电力系统已经成为一个典型的时变非线性系统,传统的预测方法已不再有效。因此,近年来很多学者提出利用智能算法对电力负荷进行预测,其中备受关注的就是人工神经网络方法。人工神经网络是一种模仿人脑神经系统工作的智能算法,具有非常好的非线性映射能力,很适合于电力负荷的预测。文献[1]研究利用模糊算法实现电力负荷模式分类,并利用遗传算法对模式分类规则集进行优化,取得了不错的效果;文献[2-3]分别提出利用PCA和KPCA结合BP神经网络的电力负荷预测方法,有效提高了预测准确度。

尽管上述方法在电力负荷方面取得了一定的效果,但还是存在很多不足。首先,神经网络算法自身存在一些缺陷,需要进行优化改进;其次,这些方法大多只是根据以往的电力负荷数据进

行建模,对于其他影响因素的考虑不够周全。因此,本文提出利用人工神经网络中的RBF神经网络来实现电力负荷预测,同时提出利用交叉验证方法对RBF神经网络的性能进行有效优化,并且给出了网络训练过程中最优学习率的计算方法;在建模的过程中,综合考虑以往负荷历史数据,以及天气、节假日、政策和上游能源价格等因素的影响,使预测模型更为科学,泛化性更强。试验分析验证了所提方法的正确性和有效性。

电力负荷预测问题分析

电力负荷即指电力系统所需的总体使用量,主要衡量单位为功率。对于供电部门,电力负荷主要是指某一瞬间所承担的工作负荷;而对于用户,主要是指连接在电网的所有用电设备在某一瞬间所消耗的功率之和^[4]。

从数学角度分析,可以用如下的状态方程来描述电力系统负荷模型^[5],即

$$\begin{cases} \dot{X} = F(X, V, \theta, t) \\ Y = G(X, V, \theta, t) \end{cases} \quad (1)$$

式中, X 和 $\dot{X}$ 分别为状态向量及其导数; Y 为输出向量; V 为噪声与随机干扰的综合作用项; θ 为参数向量; t 为时序; $F(X, V, \theta, t)$ 、 $G(X, V, \theta, t)$ 为非线性函数。

通常情况下,电力系统负荷的观测采样值都是离散形式的,因此将式(1)离散化以后可得

$$\begin{aligned} X(k+1) &= AX(k) + BV(k) \\ Y(k) &= CX(k) + V(k) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, X 、 Y 和 V 的定义同上; A 、 B 和 C 为状态方程的参数矩阵。

从电力负荷的模型可以看出,它是一个典型的非平稳时间序列,因此具有如下特征。

1) 周期性。按照周期不同,负荷以时、天、月和年为单位呈现周期性变化。

2) 负荷变化与其幅值成正比例关系。在幅值较小的时段,负荷波动也较小;相反,当幅值较大时,负荷波动剧烈。

3) 非平稳性。该特性主要表现在负荷的方差不收敛,同时因为许多外在因素的影响,其非平稳性有所增加。

从上述分析可知,电力系统负荷是一个非线性的模型,但同时存在一定的规律性,因此需要使用非线性映射方法进行建模,而且需要综合考虑影响电力负荷变化的诸多因素。

RBF神经网络及其优化

1. RBF神经网络的基本原理

RBF神经网络是一种典型的由输入层、隐层和输出层构成的3层前馈网络^[6],如图1所示。

1) 输入层。共包括 m 个输入节点。

2) 隐层。共包括 h 个节点,每个隐层节点就相当于一个聚类中心 c_i ,需要计算每个聚类中心与输入数据之间的欧氏距离,再利用径向基函数 $\varphi(\cdot)$ 计算得出每个隐层节点的输出,即

$$\varphi_i(X) = \varphi(\|X - c_i\|) \quad i = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

式中,输入节点与隐层单元节点之间是无权值连接方式。

3) 输出层。RBF网络的输出层较为特殊,只包含一个神经元,是隐层节点输出的线性加权和,其计算公式为

$$y_j = \sum_{i=1}^h \omega_{ij} \exp\left(-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

式中, ω_{ij} 为隐层与输出层之间的连接权值; c_i 为RBF神经网络第 i 个隐层节点的聚类中心; σ_i 为RBF隐层节点的宽度。

在利用RBF神经网络处理实际问题时,其结构设计是最为关键的问题。主要包括两个方面,各层神经元的个数以及隐层与输出层之间的连接权值。对于一个实际应用来说,网络的输入层和输

出层神经元的个数是确定的,只有隐层神经元的个数需要调整,如果数量选择不当容易导致欠学习或过学习的情况。而隐层与输出层之间的连接权值会直接影响最终网络输出的准确度。因此,这两部分都需要进行优化。

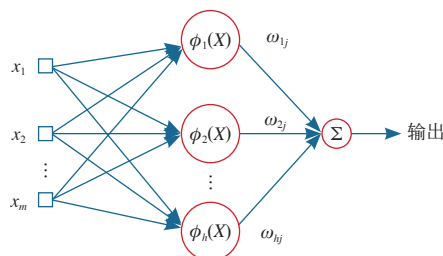


图1 RBF神经网络拓扑结构

2. RBF神经网络的优化

(1) 网络结构和数值的优化

关于RBF神经网络的结构优化问题,目前的研究还没有一个公认的统一方法,只有一些可供参考的经验公式,但并不是对所有问题都适用。本文采用了统计学中经常用来评价分预测函数性能的 K 交叉验证(K -fold Cross Validation, K -CV)方法。该方法的基本原理为:将原始数据分为 K 组,将每个子集数据分别做一次验证集,同时其余的 $K-1$ 组子集数据作为训练集,这样可以得到 K 个模型,用这 K 个模型最终验证集的分类准确率的平均值作为 K -CV下分类器的性能指标,指标取得最大值时的那组数据作为最佳参数,此时获得的参数为有限离散范围意义下的最优参数。

但这里不可避免的会出现一个问题,需要优化的参数包括隐层神经个数 h 以及隐层与输出层的连接权值 w ,那么当性能指标最优时会有多组 h 和 w 与其对应,此时需要确定该使用哪一组数据。所采用的方式是选择能够达到最高验证预测准确率中 h 最小的那组参数作为最佳参数。如果当 h 最小时存在多组 w ,则选择搜索到的第一组。这样做的原因是在预测准确率最佳的前提下,隐层神经元个数 h 最小,可以使得网络结构最简,从而提高网络学习的速度,同时避免过学习情况的发生,提高网络的泛化能力。

(2) 网络学习率的优化

RBF神经网络需要通过反复学习改变权值来达到使输出误差 $e(t)$ 满足要求的目的。其权值更新一般都采用梯度下降的调整方式,即

$$w(t+1) = w(t) - \eta \frac{d}{dw} E_t(w) \quad (5)$$

式中, $E_t(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m e_j^2(t)$ 为代价函数; η 为学习率, 对于网络的训练过程有着非常重要的影响, 设置过小, 会使网络的收敛速度过慢, 设置过大则会使网络的稳定性降低, 因此应该采用一种动态的调整方式, 使其随情况的变化自适应调整。

由式(5)可得第 t 次学习时权值的变化量为

$$\Delta w(t) = w(t) - w(t-1) = -\eta \frac{d}{dw} E_t(w) \quad (6)$$

式中, $\frac{d}{dw} E_t(w)$ 为代价函数的偏导数。因此可得权值变化量的向量为

$$\Delta W(t) = \eta(t) \Phi^T e(t-1) \quad (7)$$

其中, $W = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix}$, $\Phi = \begin{pmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \cdots & \varphi_{1n} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \cdots & \varphi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{m1} & \varphi_{m2} & \cdots & \varphi_{mn} \end{pmatrix}$,

$$e(t) = \begin{pmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ \vdots \\ e_m(t) \end{pmatrix} \text{ 误差的变化量为}$$

$$\Delta e(t) = e(t) - e(t-1) = \Delta y(t) - \Delta \hat{y}(t) \quad (8)$$

由于 $|\Delta y(t)| = |\Delta \hat{y}(t)|$, 因此

$$\begin{aligned} \Delta e(t) &= -\hat{y}(t) \\ &= -\Phi \Delta W(t) \\ &= -\Phi \eta(t) \Phi^T e(t-1) \\ &= \eta(t) \Phi \Phi^T e(t-1) \end{aligned} \quad (9)$$

这样就可以得到误差 $e(t)$ 为

$$e(t) = e(t-1) + \Delta e(t) \approx e(t-1) - \eta(t) \Phi \Phi^T e(t-1) \quad (10)$$

此时, 分别对第 t 次的代价函数求一阶和二阶偏导可得

$$\frac{\partial E(t)}{\partial \eta(t)} = 0 \quad (11)$$

$$\frac{\partial^2 E(t)}{\partial \eta^2(t)} = e^T(t-1) \Phi \Phi^T \Phi \Phi^T e(t-1) \quad (12)$$

由于 Φ 是正定的, 故式(12)恒大于0, 这样就可以得到最优学习率的表达式为

$$\eta(t) = \frac{e^T(t-1) \Phi \Phi^T e(t-1)}{e^T(t-1) \Phi \Phi^T \Phi \Phi^T e(t-1)} \quad (13)$$

在网络的训练过程中, 按照式(13)进行学习率的自适应调整, 可以有效地提高网络的训练速度。

3. 利用RBF神经网络实现电力负荷预测的流程

利用RBF神经网络对电力系统负荷进行预测, 实际上就是利用其可以以任意准确度逼近任意非线性函数的能力, 以及对以往历史数据的快速学习能力。而且, RBF神经网络属于前馈型网络, 具有输入延迟, 正好适合电力负荷预测这种时序数据分析。其实现预测的原理就是将以往各时段的历史数据和影响电力负荷变化的外部因素数据作为网络的输入, 而将当前时段的负荷数据作为输出, 通过大量样本的训练, 使网络对这种非线性关系形成记忆, 从而建立有效的预测模型。

因此, 提出的利用优化RBF神经网络进行电力负荷预测的实现流程如下。

步骤1: 根据预测的实际情况按时段选取足够数量的电力负荷历史数据。

步骤2: 对负荷历史数据和其他影响因素数据进行预处理。

步骤3: 神经网络初始化, 确定网络结构和参数。

步骤4: 利用 $K-CV$ 方法对网络结构进行优化, 得到性能最优的网络模型; 同时在训练过程中, 根据式(13)动态调整学习率。

步骤5: 将实际的数据输入网络, 对预测输出进行验证, 如果预测准确度不满足要求, 重新对网络进行训练和优化, 否则, 算法结束。

试验分析

1. 试验数据来源及预处理

所使用的试验数据来源于《中国统计年鉴2013》, 选取了某市2001~2013年间的电网运行负荷数据。所进行的电力负荷预测试验包括4

种,分别为超短期、短期、中期和长期电力负荷预测。其中超短期以“小时”为单位,短期以“天”为单位,中期以“月”为单位,长期以“年”为单位。

除了以往的历史数据,还选取了对电力负荷影响较大的天气数据(气温、降雨量、风向/风速和短时恶劣天气)、政策数据(电力预算分配、电力设施改造、电力系统调整和节假日)以及煤炭能源价格数据(煤炭期货价格、煤炭开采量和运费)共同建模。同时,根据不同周期负荷预测的特点,对这些数据的影响权重进行了合理分配,具体结果如表1所示,其中 w_1 为历史数据权重; w_2 为政策数据权重; w_3 为能源价格数据权重。

表1 试验数据分配

	训练数据		数据总量	权重分配
	历史数据	其他数据		
超短期	2013.7~2013.8	87	1 527	$w_1 = 0.9, w_2 = 0, w_3 = 0.1$
短期	2011.8~2013.8	104	834	$w_1 = 0.8, w_2 = 0, w_3 = 0.2$
中期	2001.1~2013.8	146	298	$w_1 = 0.6, w_2 = 0.15, w_3 = 0.25$
长期	2001~2007	126	138	$w_1 = 0.5, w_2 = 0.3, w_3 = 0.2$

由于建模所采用的数据种类较多,各数据的物理意义不同,为了保证量纲统一,同时方便网络学习,将所有数据都进行了归一化处理,计算公式为

$$d'_i = \frac{d_i - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

2. 网络性能优化试验

在优化RBF神经网络时,设定参数 h 和 w 的变化范围为 $h_{\min} = 2, h_{\max} = 20, w_{\min} = 0, w_{\max} = 10$ 。利用K-CV方法对其优化的过程如图2所示,从图2

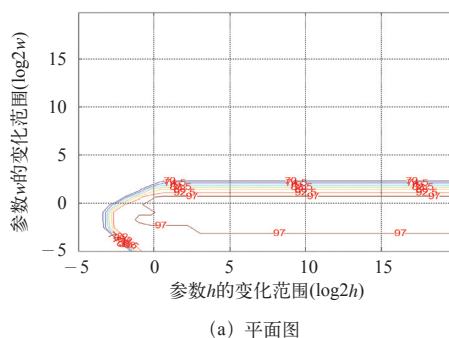
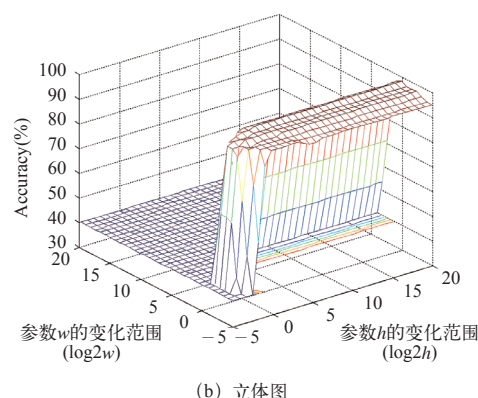


图2 RBF网络优化结果

中可以看出,参数明显存在一个最优范围,最后计算得到 $h = 16, w$ 的维数较大,这里不详细列举。

下面再比较一下优化以后的RBF神经网络与未优化的网络的训练速度,结果如图3所示。从图3明显可见,训练步数从之前的313步锐减至98步,采用最优学习率以后网络学习效率明显提升。

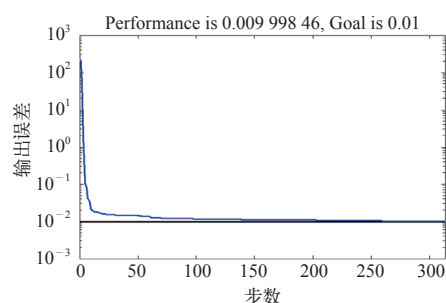
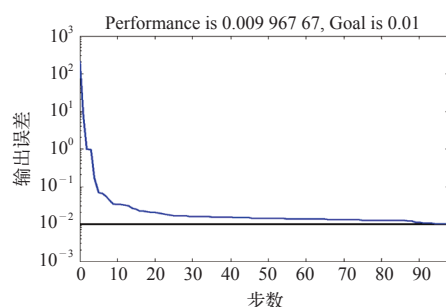


图3 网络训练时间对比

3. 电力负荷预测试验

利用优化的RBF神经网络对超短期、短期、中期以及长期电力负荷进行了预测试验。其中,超短期负荷的预测数据选取2013年9月1日当天24 h的负荷记录;短期负荷的预测数据选取2013年9月份的30天负荷记录;中期负荷的预测数据选取2013

年全年12个月的负荷记录；长期负荷的预测数据选取2008~2013年共6年的负荷记录。为了体现优化RBF神经网络的性能，本文还与未优化的RBF神经网络以及BP神经网络进行了对比，结果如图4所示。这3种方法的预测结果与实际记录数据之间的平均误差如表2所示。

表2 电力负荷预测误差

	超短期	短期	中期	长期
	/亿kW·h	/亿kW·h	/亿kW·h	/亿kW·h
优化RBF	0.004 4	0.060 4	1.177 1	3.072 9
RBF	0.007 5	0.124 6	2.078 9	7.236 4
BP	0.010 2	0.147 5	2.150 1	7.747 3

从图4和表2的结果可以看出，利用所提出的优化RBF神经网络进行的电力负荷预测，结果要明显好于其他两种方法。无论是哪种周期的电力负

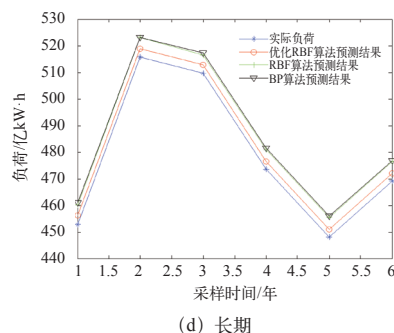


图4 电力负荷预测结果

荷预测，优化RBF神经网络的预测结果与实际记录结果都最为接近，从表2中也可以看出，该方法的平均误差较小。因此综合来看，所提出的优化RBF神经网络非常适合于电力负荷的预测。

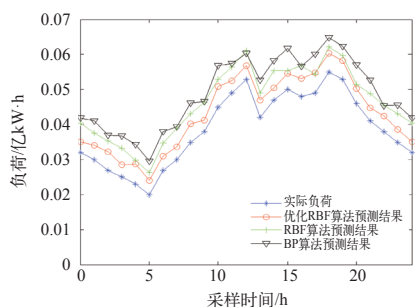
结束语

主要对电力系统负荷预测进行了深入研究。提出利用RBF神经网络来实现电力负荷的动态预测，同时提出利用 $K-CV$ 方法对RBF神经网络的结构进行优化，给出了网络训练过程中最优学习率的计算公式。试验结果表明，所提出的方法可以有效地对各种周期的电力负荷进行预测，同时优化以后的RBF神经网络训练速度大为提升。

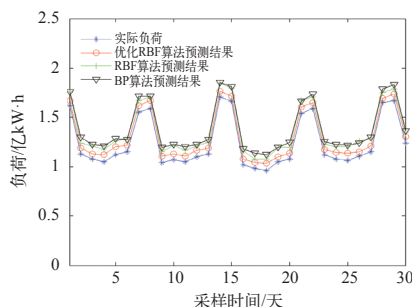
参考文献

- [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, 2009, 29(4): 23-26.
- [2] 杜莉, 张建军. 神经网络在电力负荷预测中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(10): 297-300.
- [3] 李永斌. 短期电力负荷预测模型的建立与应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(10): 316-319.
- [4] 刘春霞, 张雪艳. 改进人工智能神经网络的短期电力负荷预测[J]. 电气应用, 2013, 32(4): 74-77.
- [5] 廖旋焕, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 147-152.
- [6] 韩红桂, 乔俊飞, 薄迎春. 基于信息强度的RBF神经网络结构设计研究[J]. 自动化学报, 2012, 38(7): 1083-1090.

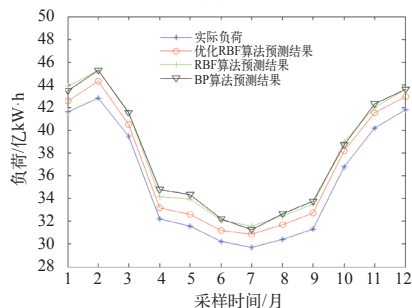
(收稿日期: 2015-01-17) EA



(a) 超短期



(b) 短期



(c) 中期