

粒子群优化BP神经网络在短期负荷预测误差修正模型中的应用研究

短期负荷预测是电力系统安全稳定运行的前提与保证。误差修正模型是在考虑相关因素相似度识别的预测方法基础上,利用BP神经网络优秀的学习能力捕获相关因素与历史预测误差的非线性映射。针对BP网络存在的自身缺陷,采用改进粒子群算法优化BP网络参数,得到可靠的误差预测,建立误差修正模型对未来负荷进行修正预测。通过算例验证了其可行性和实用性,达到了提高短期负荷预测准确度的目的。

吕跃春¹ 邵常宁² 刘欣宇¹ 王 勇¹ 李婧娇²/1.国网重庆市电力公司

2.北京清软创新科技有限公司



吕跃春/高级工程师

关键词/Keywords

短期负荷预测 ·
粒子群优化 ·
BP神经网络 ·
误差修正模型 ·

目前应用于短期负荷预测领域的传统预测方法可归为两大类:基于数学外推思想和考虑相关因素思想的预测方法。传统预测方法的缺陷主要有以下两点:

1) 传统方法多为线性模型,而负荷是人们的活动与气象、经济等因素的综合作用结果,简单的线性模型只能大致确定负荷的发展方向,无法细致描述这种复杂的非线性作用关系。

2) 人们往往只关注负荷自身的发展规律研究,而忽略了对预测误差的分析。在长期稳定相关因素的作用下,预测误差其实是相关因素影响效果的显性表达,会呈现规律性分布特征。没有使用误差分析相当于放弃了相关因素的大部分信息。

为了解决上述两个问题,需要充分发掘预测误差中蕴含的信息,获得相关因素与预测误差的稳定非线性映射关系。传统的非线性模型一般为数学函数的显式拟合,模型过于理想化,并且很多复杂的映射关系难以找到相匹配的模型函数。而近年来随着计算机和人工智

能技术的发展,人工神经网络(ANN)以其优秀的非线性映射能力和强大的自学习、自适应能力获得了研究者的偏好。目前应用最广泛的BP结构下的多层向前网络可实现任意非线性拟合^[1],但其自身存在训练结果不稳定、样本要求高等缺陷,限制了其在负荷预测领域的应用。

本文所采取的思路即通过对BP神经网络缺陷的针对性改进,使其可以更加高效、稳定地建立历史负荷预测误差与相关因素的非线性映射,对未来负荷进行误差预测修正以达到提高预测准确度的目的。

BP神经网络及其优化

1. BP神经网络原理

目前最广泛使用的ANN训练结构为多层前馈的误差反向传播神经网络(Error Back Propagation Neural Network, BPNN)。BPNN是向前网络的核心^[2],其典型结构如图1所示。

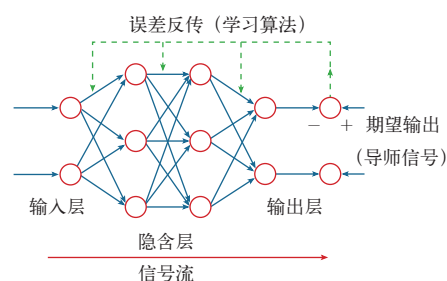


图1 典型BPNN结构

由图1可见,BPNN的精髓在于信号的正向流动和误差的反向传播,不断调节各神经元的权值和阈值直到误差满

足准确度条件,学习结果以存储权值的方式记忆下来。目前常用的BPNN训练算法为Levenberg-Marquardt (LM) 法。LM法是一种基于二阶泰勒公式的简化优化算法^[3],对于结构相对简单(权值约为几百个)的BPNN来说,LM算法可以在满足高准确度要求的前提下达到最快的收敛速度。

2. BPNN的存在缺陷

虽然BPNN多层感知器的非线性学习能力强大,但依然存在着较多的缺陷,一定程度上限制了其实际应用。这些缺陷主要包括以下几个方面。

- 1) 初始权值和阈值向量的随机性,会导致训练速度的不确定以及训练结果的不收敛。
- 2) 执行梯度下降法容易陷入局部最优点,导致拟合效果好而预测能力差。
- 3) 隐含层神经元个数选择没有理论依据。网络结构仅靠试探或者经验确定,往往会造成BPNN的欠拟合或者过拟合而失去推演能力。
- 4) 对训练样本要求高。要求训练样本排列尽可能密集,学习的准确率越高。并且预测输入向量必须在样本集合范围内才具有预测能力。

下面将逐步阐述对BPNN存在的这些缺陷的克服方法,使其可以较为理想地应用于负荷预测。

3. 粒子群优化

为了解决BPNN的第1、2个缺陷,一种方式是全局最优化算法与BPNN结合的算法。粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群体智能研究提出的新算法,可实现较快搜索全局最优解的目标^[4]。PSO基本算法如下。

假设在一个 N 维目标搜索空间中,有 M 个粒子组成一个群落,其中第 m 个粒子位置为

$$\bar{x}_m = (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mN}) \quad m=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

可根据粒子适应度大小衡量 $\bar{x}_m$ 是否为最优解,不是则进行下一个最优粒子位置。定义第 m 个粒子速度向量为 $\bar{v}_m = (v_{m1}, v_{m2}, \dots, v_{mN})$,其目前搜索到的最优位置为

$$\bar{pb}_m = (pb_{m1}, pb_{m2}, \dots, pb_{mN}) \quad (2)$$

整个粒子群目前搜索到的最优位置为

$$\bar{gb} = (gb_1, gb_2, \dots, gb_N) \quad (3)$$

则PSO算法基本迭代公式为

$$v_{mn}^{k+1} = \omega v_{mn}^k + c_1 r_1^k (pb_{mn}^k - x_{mn}^k) + c_2 r_2^k (gb_n^k - x_{mn}^k) \quad (4)$$

$$x_{mn}^{k+1} = x_{mn}^k + v_{mn}^k \quad (5)$$

式中, c_1 、 c_2 为加速系数; r_1 是 $[0, 1]$ 之间的随机数; v_{mn}^k 、 x_{mn}^k 分别为粒子 m 在第 k 次迭代中第 n 维速度和位置; pb_{mn} 、 gb_n 分别为第 m 个粒子搜索的第 n 维个体极值点和整个粒子群在第 n 维的全局极值点; ω 为惯性权重因子,用来控制前一次速度对当前速度的影响,以改善粒子搜索能力。惯性权重 ω 的线性变化公式为^[5]

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} t_n \quad (6)$$

式中, $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$ 为惯性权重因子的最大、最小值; t_n 、 $t_{\max}$ 为当前、最大迭代次数。改进后的PSO算法可以自动调整粒子搜索速度,提高了搜索效率。PSO可以实现BPNN大幅优化,建立PSO-BPNN模型可使得神经网络较快地收敛于全局最优解,以方便其应用于负荷预测误差建模中。

误差修正模型建立

一般来讲,引起负荷剧烈变动导致预测误差的主要原因气象因素的变化。为此将负荷分为周期负荷与气象负荷两部分,可以更加直观地通过PSO优化的BPNN建立起气象与误差的非线性映射。误差修正模型的建立流程如图2所示。

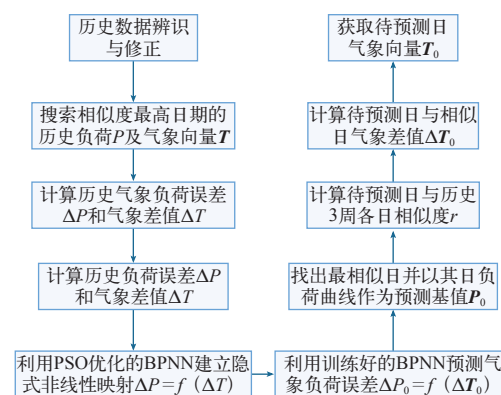


图2 误差修正模型的建立流程

1. 基于相似度原理的负荷基值预测

考虑待预测日的气象预报、日类型等相关因素构造相关因素向量 $\mathbf{x}_0 = [x_{0,1}, x_{0,2}, \dots, x_{0,m}]$ 其中 $x_{0,k}$ 代

表待预测日的第 k 种相关因素。则历史3周各日期的相关因素向量矩阵为

$$\mathbf{x} = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m}] \quad i = 1, 2, \dots, 21 \quad (7)$$

定义第 i 天和第 j 天相似度计算公式为

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^m x_{i,k} x_{j,k} / \sqrt{\sum_{k=1}^m x_{i,k}^2 \sum_{k=1}^m x_{j,k}^2} \quad (8)$$

这里的 $x_{i,k}$ 、 $x_{j,k}$ 是将原相关因素值线性映射至 $[0, 1]$ 之间的值。相似度概念用来描述两天之间相关因素的接近程度， r 越接近1，则两天的相关因素越相似，负荷的分布也就越相近。

设通过相似度比较判断出历史第 s 天的负荷与待预测日（第0天）的负荷相似程度最高。则以第 s 天的负荷作为待预测日的负荷预测基值： $P_{0,t} = P_{s,t}$ ，并获取待预测日与第 s 天的气象差值为

$$\Delta \mathbf{T}_0 = (\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_m) \quad (9)$$

2. 历史样本的PSO-BPNN训练

确定恰当的历史样本，按照上述方式找出历史样本中每一天与其对应的历史相似日负荷之间的差值。设历史第 i 天的历史相似日为第 s 天，则其负荷差值标么值为

$$\Delta P_{i,t}^* = (P_{i,t} - P_{s,t}) / P_{s,t} \quad (10)$$

同理得到第 i 天与第 s 天的气象差值为

$$\Delta \mathbf{T}_{is} = (\Delta t_{is1}, \Delta t_{is2}, \dots, \Delta t_{ism}) \quad (11)$$

按照上文的分析， $\Delta P_{i,t}^*$ 为气象负荷的一部分，与 $\Delta \mathbf{T}_{is}$ 具备因果关系，因此气象差值与负荷误差理论上具有稳定的非线性相关关系。

为了避免神经网络的过饱和问题，需要对输入的气象差值集合输出的负荷误差集合做归一化处理。处理后将样本数据输入PSO-BPNN进行训练，训练成功后保存网络的阈值和权值向量。通过BPNN的训练可建立 $\Delta \mathbf{T}_{is}$ 与 $\Delta P_{i,t}^*$ 的非线性映射

$$\Delta P_{i,t}^* = f(\Delta t_{is1}, \Delta t_{is2}, \dots, \Delta t_{ism}) \quad (12)$$

映射的表达以隐性的方式记忆在网络的权值上。

3. 误差预测及负荷修正

向BPNN输入待预测日与其相似日的气象差值为

$$\Delta \mathbf{T}_{0,s} = (\Delta t_{0s1}, \Delta t_{0s2}, \dots, \Delta t_{0sm}) \quad (13)$$

由网络输出获取负荷预测误差标么值为

$$\Delta P_{i,t}^* = f(\Delta t_{0s1}, \Delta t_{0s2}, \dots, \Delta t_{0sm}) \quad (14)$$

则预测误差有名值为

$$\Delta P_{i,t} = \Delta P_{i,t}^* P_{s,t} \quad (15)$$

最终修正的预测结果为

$$\hat{P}_{0,t} = P_{0,t} + \Delta P_{0,t} \quad (16)$$

由于每天同一时刻的负荷误差与气象差值的非线性关系不全相同，因此上述过程是逐点进行的。对于96点负荷预测来讲，BPNN的训练与网络权值存储需要进行96次，才能得到待预测日完整的96点负荷预测值。

算例研究

以某省夏季负荷为算例进行研究。所采用的历史样本为2012年6月1日~9月1日负荷数据及气象数据，对2013年8月16日的负荷进行修正预测。历史样本的选择是针对BPNN的第4条缺陷设计的。历史样本集合必须包含预测输入向量，而2013年8月16日~25日这几天有可能出现夏季最高温度，这会脱离2013年8月16日之前的样本集合，导致预测结果不可信。考虑到对于不同的年份，气象变化与气象负荷的变动是类似的，同时为了遵循训练样本尽可能密集、学习尽可能充分的原则，选取2012年夏季3个月作为训练样本是最为恰当的。

1. 输入向量设置

输入的气象差值向量是由最高温度差 $\Delta t_{\max}$ 、平均温度差 Δt_{ave} 、最低温度差 $\Delta t_{\min}$ 、相对湿度差 ΔR 、降雨量差 Δh 、最大风速差 $\Delta V_{\max}$ 和最小风速差 $\Delta V_{\min}$ 构成的7维向量，即

$$\Delta \mathbf{T} = (\Delta t_{\max}, \Delta t_{\text{ave}}, \Delta t_{\min}, \Delta R, \Delta h, \Delta V_{\max}, \Delta V_{\min}) \quad (17)$$

2. PSO参数设置

加速系数： $c_1 = c_2 = 1.494\ 45$ ；进化次数：5；种群规模：10；惯性权重因子 $\omega_{\max} = 1.2$ ， $\omega_{\min} = 0.8$ 。

3. BPNN参数设置

网络结构：3层神经网络结构，输入层、隐含层与输出层的神经元数分别为7、6和1。

训练函数：改进BP的LM训练函数Trainlm。

训练参数：学习速率 $\alpha = 0.05$ ，最大迭代次数epochs = 1 000，误差要求 $\varepsilon = 0.000\ 1$ 。

PSO优化适应度曲线与PSO-BPNN训练曲线如图3、图4所示。

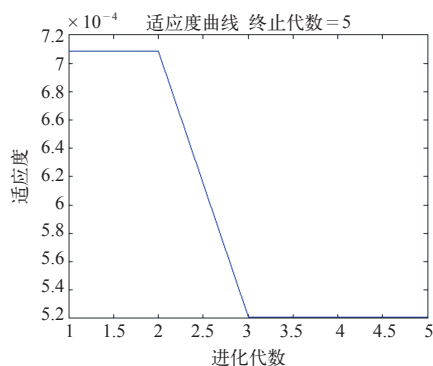


图3 PSO优化适应度曲线

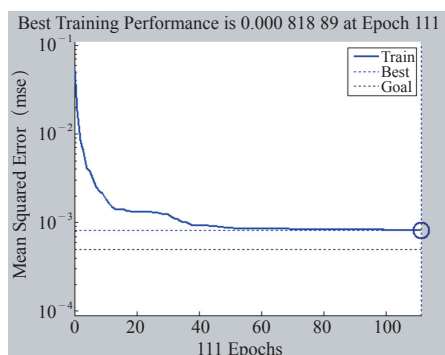


图4 PSO-BPNN训练曲线

由图3、图4可知, PSO优化算法在第3代迭代时适应度已收敛至稳定值, PSO-BPNN也体现出了迅速收敛至预期值的特点。经过PSO优化的BPNN与未经过优化BPNN的5次训练效果对比如表1所示。

表1 PSO-BPNN与未优化BPNN训练效果对比

训练次数	PSO-BPNN		BPNN	
	迭代次数	训练方差 (%)	迭代次数	训练方差 (%)
1	111	0.082	721	0.142
2	109	0.086	656	0.125
3	87	0.069	487	0.106
4	113	0.075	507	0.112
5	155	0.054	553	0.134
平均	101	0.073	585	0.124

表1显示, 经过PSO优化的BPNN的迭代次数与训练方差均有大幅优化, 平均迭代次数由585次减少到101次, 平均训练方差由0.124%减小到0.073%。这证明经过PSO优化的BPNN的具有收敛

速度更快、训练准确度更高的明显优势。

4. 误差修正结果

利用PSO-BPNN的学习结果对2013年8月16日的负荷误差进行预测, 预测结果如图5所示。

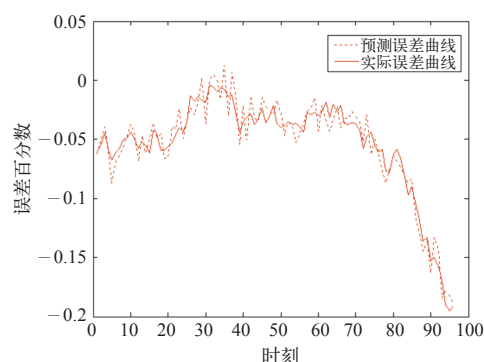


图5 PSO-BPNN误差预测结果

由图5可以看出, 预测误差曲线与实际误差曲线吻合度非常高。这充分证明了前文关于相关因素与负荷误差具有稳定非线性关系的论述, 并通过恰当的历史样本选择和BPNN的优化改进成功捕获了这种非线性映射。将预测误差有名化, 通过修正得到的最终预测结果如图6所示。

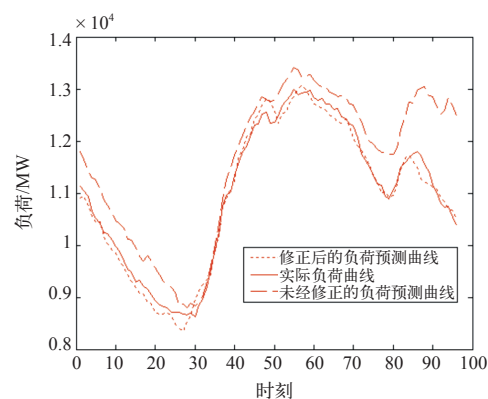


图6 修正预测结果

由图6可以看出, 经过误差修正后的预测曲线相比未经过修正的预测曲线预测准确度有明显改善。修正前和修正后的预测曲线准确率对比如表2所示。

表2 修正前后准确率对比

	修正前 (%)	修正后 (%)
准确率	93.10	98.42

表2显示修正后的预测准确率提高了7.3%, 达

到了98.42%，超过了国家电网的最高考核标准。为了验证模型的适用性，取2013年8月16日~20日5天的负荷预测进行验证，得到的预测结果准确率如表3所示。

表3 多日预测准确率对比

日期	修正前 (%)	修正后 (%)
2013年8月16日	93.10	98.42
2013年8月17日	91.58	96.34
2013年8月18日	92.84	97.18
2013年8月19日	91.98	98.10
2013年8月20日	92.08	96.86

表3显示基于PSO-BPNN的误差修正模型在多日预测中取得了较为理想的准确率，相比传统方法平均提高了5~7个百分点。在气象浮动剧烈、传统方法预测误差较大的夏季能够取得这样的高准确率，验证了误差修正思路的正确性，显示了PSO-BPNN应用于负荷预测中的优越性。

结束语

根据传统负荷预测误差与相关因素的非线性相关特性，将BPNN优良的非线性拟合能力应用于误差预测建模中，并结合粒子群优化对BPNN的缺陷做了针对性的改进优化，形成了误差的预测模型。在此基础上建立了一种误差修正的短期负荷预测模型，并通过某省夏季负荷的实际算例验证了该模型的可行性，较好地解决了因气温变动导致预测准确度低下的问题，达到了提高短期负荷预测准确率的目的。

同时该模型还存在着依赖气象信息预报的准确性、样本选择无科学标准、网络规模扩大时计算量大和难以用于时效的预测系统等局限，有待于后续工作的进一步研究。

参考文献

[1] 吕婵. 基于BP神经网络的短期负荷预测 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.

[2] 程其云, 孙才新, 张晓星, 等. 以神经网络与模糊逻辑互补的电力系统短期负荷预测模型及方法 [J]. 电工技术学报, 2004, 19 (10): 53-58.

[3] 杨应高. 基于粒子群BP神经网络的短期电力负荷预测 [D]. 苏州: 苏州大学, 2011.

[4] 吴昌友, 王福林, 董志贵, 等. 改进粒子群优化算法在电力负荷组合预测模型中的应用 [J]. 电网技术, 2009, 33 (2): 27-30.

[5] 王晓荣, 伦淑娴. 基于改进粒子群算法的BP神经网络优化研究 [J]. 渤海大学学报: 自然科学版, 2008, 29 (2): 189-193.

[6] 赵晋晔. 基于改进PSO-BP神经网络模型的短期电力负荷预测研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2009.

[7] 方方. 基于改进BP神经网络的电力负荷预测研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.

[8] Wang Y, Xia Q, Kang C. Secondary forecasting based on deviation analysis for short-term load forecasting [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26 (2): 500-507.

[9] Moghram I, Rahman S. Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1989, 4 (4): 1484-1491.

[10] Hopfield J J. Artificial neural networks [J]. Circuits and Devices Magazine, IEEE, 1988, 4 (5): 3-10.

[11] Lee K Y, Cha Y T, Park J H. Short-term load forecasting using an artificial neural network [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1992, 7 (1): 124-132.

[12] Ho K L, Hsu Y Y, Yang C C. Short term load forecasting using a multilayer neural network with an adaptive learning algorithm [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1992, 7 (1): 141-149.

[13] 陈国栋, 姚建刚, 钱卫华, 等. 基于误差预测修正的负荷预测研究 [J]. 现代电力, 2007 (3): 11-15.

[14] 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.

[15] 黄湘君. 基于主成分分析的BP神经网络在电力系统负荷预测中的应用 [J]. 科技信息, 2008 (16): 313-314.

(收稿日期: 2014-03-10) EA