

粒子群-神经网络混合算法在短期电价预测中的应用

李 娜,李郁侠

(西安理工大学,西安 710048)

摘 要: 为了提高电力市场环境下的电价预测精度,在研究短期电价预测中采用了粒子群和反向传播神经网络相结合的混合算法,先利用粒子群算法确定初值,再采用神经网络完成给定精度的学习。对我国四川电网电价进行预测的结果表明,粒子群优化的神经网络算法收敛速度快于神经网络算法,预报精度显著提高,平均百分比误差可控制在 2% 以内,平均绝对误差最大值为 1.87 /MWh。该算法可有效用于电力系统的短期电价预测。

关键词: 电气工程;电价预测;粒子群算法;BP 神经网络;电力市场

中图分类号: F407.6

文献标识码: A

Application of particle group and neural network hybrid algorithm for short term electric power price forecast

LI Na, LI Yuxia

(Xi'an University of Technology, Xi'an 710048)

Abstract: In order to improve the forecast precision of the power market, the mixed algorithm of particle swarm and back propagation network is used for the short term price forecast. Firstly the particle swarm algorithm is used to determine the initial values, the network is used for the given accuracy, then the electric power price in Si Chuan power market is forecasted. The results indicate that the mixed algorithm has a quicker convergence rate than back propagation algorithm, and it has high predicting precision, the average percentage error is not more than 2%, the largest average absolute error is 1.87 /MWh. This algorithm can be used efficaciously for short term electric price forecast of power market.

Key words: electric engineering; electric price forecast; particle swarm algorithm; BP network; electric power market

0 引言

电力市场短期电价预测对于发电公司报价人员和决策者具有重要的参考价值,预报的准确程度直接影响竞价决策,关系到发电公司的发电收益。因此,深入研究电价预测的方法和模型具有十分重要的现实意义。随着我国电力市场的建立和发展,电价预测的研究也在不断深化,各种预测方法不断涌现,如回归分析法、神经网络法^[1]、数理统计法、小波分析法以及利用混沌理论^[2]等等。本文将粒子群优化算法与人工神经网络算法相结合,采用粒子群-神经网络(PSO-BP)混合算法,建立电力市场短期电价预测模型,对我国四川电网的电价进行了预测,以期提高对日前市场与实时市场电价的预测精度,为电力市场参与者的决策提供准确依据。

1 粒子群优化算法

粒子群优化(PSO, Particle Swarm Optimizer)算法^[3]是基于群智能的全局优化技术,它通过粒子间的相互作用,对解空间进行智能搜索,从而发现最优解。

设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 N 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子代表一个 D 维向量 $x_i = (x_{i1},$

收稿日期: 2007-11-25

基金项目: 陕西省教育厅专项科研计划项目(05JK266)

作者简介: 李娜(1984—),女,在读硕士。E-mail: candaylina@163.com

x_{i2}, \dots, x_{id}), 即第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置。而每个粒子的位置 x , 为一个潜在的解。将 x 代入一个目标函数即可算出其适应值, 根据适应值的大小衡量 x 是否为所要求解的最优解。第 i 个粒子的“飞翔”速度也是一个 D 维向量, 记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。记第 i 个粒子到第 h 次迭代为止搜索到的最优位置为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id})$, 整个粒子群到第 h 次迭代为止探索到的最优位置为 $Q_i = (Q_{i1}, Q_{i2}, \dots, Q_{id})$ 。算法的基本公式^[4]如下:

$$v_{id}^{(k+1)} = v_{id}^{(k)} + c_1 r_1^{(k)} (P_{hid}^{(k)} - x_{id}^{(k)}) + c_2 r_2^{(k)} (Q_{hid}^{(k)} - x_{id}^{(k)})$$
$$x_{id}^{(k+1)} = x_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)}$$

(1)

(2)

式中: c_1 、 c_2 为加速系数, 分别调节向全局最好粒子和个体最好粒子方向飞行的最大步长, 合适的 c_1 、 c_2 既可加快收敛又不易陷入局部最优; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; w 为惯性因子, 是控制速度的权重, 一般将 w 初始取 0.9 并使其随迭代次数的增加递减至 0.4, 这样可以侧重于全局搜索, 使搜索空间快速收敛于某区域, 然后采用局部精细搜索以获得高精度的解。

文献[5]提出了式(1)中惯性权重 w 自适应改变的线性变化公式:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) k_n / k_{\max}$$

(3)

式(3)中 w_{\max} 、 w_{\min} 分别表示惯性权重 w 的最大值和最小值; k_n 表示当前迭代次数; k_{\max} 表示最大迭代次数。

为防止粒子远离搜索空间, 则每一维速度 v_d 都会被钳位在 $[-v_{d\max}, +v_{d\max}]$, 若 $v_{d\max}$ 太大, 则粒子将偏离最好解, 太小将会陷入局部最优。设将搜索空间的第 d 维速度定义为区间 $[-v_{d\max}, +v_{d\max}]$, 则通常 $v_{d\max} = k_1 x_{d\max}$, $0.1 \leq k_1 \leq 1.0$, 每一维都用同样的方法设置。

式(1)等号右方第 1 部分可以理解为粒子先前的速度或惯性; 第 2 部分可以理解为粒子的“认知”行为, 表示粒子本身的思考能力; 第 3 部分理解为粒子的“社会”行为, 表示粒子之间的信息共享与相互合作。粒子在解空间内不断跟踪个体极值与全局极值进行搜索, 直到达到规定的最大迭代次数或小于规定的误差标准为止。

2 PSO-BP 混合算法

从数学角度看, BP 算法本质上是以误差平方和为目标函数、用梯度法求其最小值的算法, 除非误差平方和函数是正定的, 否则必然有局部极小点存在。而粒子群算法本质上属于随机寻优过程, 不存在局部收敛问题; 另外在许多优化问题的求解过程中, 很难借助数值方程求导的方式选择优化方向, 因而使经典的神经网络算法显得乏力, 而粒子群算法最为广泛的应用领域是优化。

因此, 可考虑在对神经网络训练时, 采用二者相结合的方法, 应用粒子群算法对神经网络的初始权值优化。即先利用粒子群算法进行粗精度的学习以达到确定初值的效果, 然后采用超线性 BP 算法完成给定精度的学习。这样建立的网络模型稳定、全局收敛速度快, 同时有很强的记忆能力和推广能力。

3 PSO-BP 混合算法的实现

粒子群算法优化神经网络权值流程如图 1 所示。

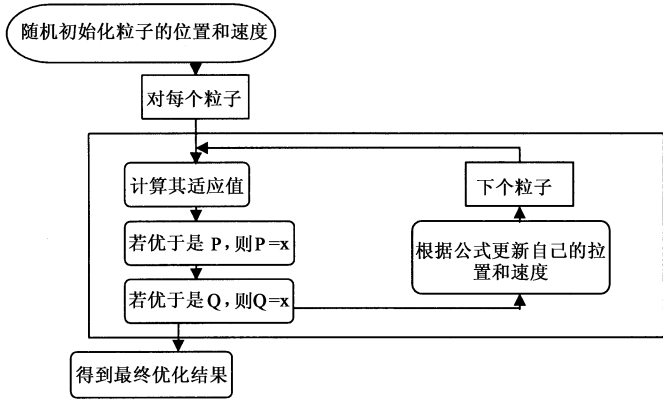


图 1 粒子群算法优化神经网络权值流程图

Fig. 1 Program flowchart of PSO optimized by BP network

选取 N 个粒子构成粒子群, 其中每个粒子都是 D 维的向量。这个向量代表神经网络模型中的所有权值, 所

有权值的初始值随机产生,取值范围为 $[0,1]$,粒子初始群体随机产生后,以后各代粒子的位置根据飞行速度的变化而变化。用以下公式衡量每个粒子的适应值:

$$fit = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m (y_k - t_k)^2 \quad (4)$$

式中 y_k 是 BP 神经网络的实际输出, t_k 是目标输出, m 是输出节点数, n 是训练集样本数。

粒子群 - BP 神经网络混合算法的流程为:

(1) 初始化。确定算法的参数:根据神经网络的输入输出样本集确定网络的拓扑结构;按式(1)、(2)初始化粒子的位置 x_{id} 及速度 v_{id} ,确定粒子个数 N 、惯性因子 w 的初值、最大允许迭代步数 k_{max} 、加速系数 c_1 和 c_2 ;

(2) 评价。以神经网络均方差做为适应度函数 (FIT) 计算出每个粒子的个体极值(适应度值),选出个体极值最好的做为全局极值,记为 Q_{hd} ,纪录该最好值的粒子序号,那么该粒子对应的极值就是下次迭代中神经网络的最优权值;

(3) 更新极值。计算出每一粒子的适应度值 fit_i ,若优于该粒子当前的个体极值,则将 P_{hid} 设置为该粒子的位置,且更新个体极值。若所有粒子的个体极值中最好的优于当前全局极值,则将 Q_{hd} 设置为该粒子的位置,记录该粒子的序号,且更新全局极值;

(4) 更新惯性权重。根据公式(3)更新;

(5) 更新位置和速度。根据公式(1)、(2)更新;

(6) 检验。迭代达到最大次数或最小误差要求时,停止迭代,全局极值对应的神经网络权值与连接结构,即为训练问题的最优解。否则转到(2)。

网络权值训练完成后,将这个最优的权值作为 BP 网络的权值,进行电价的预测。

4 短期电价预测实例

4.1 仿真计算

根据以上 PSO-BP 混合算法模型,采用我国四川电网电价数据,对川渝电网一天 24 小时分为 96 个竞价时段进行电价预测。

采用 3 层 BP 神经网络模型:输入层神经元定为 5 个,即 $I_i (i = 1, 2 \dots 5)$,分别为预测日前五天的电价;隐含层采用试算法确定,经过长系列运算比较,根据拟合效果确定为 22 个神经元;输出层 1 个,即预测电价。

采用以上程序对四川电网 2004 年 10 月 6 日至 12 日的边际电价进行预测,图 2 绘出了工作日 10 月 6 日、7 日和周末 10 月 9 日、10 日的电价实际值和预测值对比曲线。

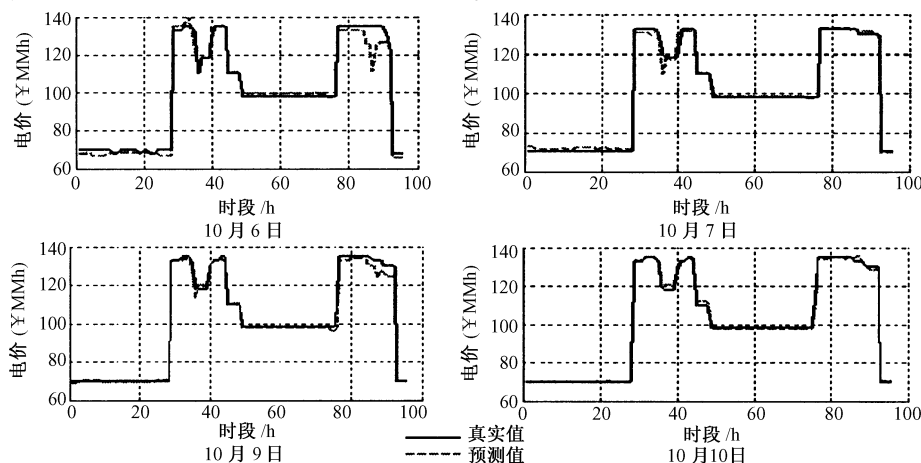


图 2 电价实际值和预测值

Fig. 2 Actual and forecasted electric prices

从图中可以看出,经过仿真得到的电价曲线与实际曲线相当接近,即使是在“价格钉”对应的时段,也有较好的预测效果。

4.2 误差分析

在进行预测结果误差分析时,采用平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 和平均百分比误差 MAPE (Mean

Absolute Percentage Error) 两种统计学指标^[1]。表 1 列出了连续一周电价预测的两项误差值。从表中可以看出,各日预测电价的平均百分比误差可控制在 2 % 以内,平均绝对误差最大值为 1.87 / MWh,最小值为 0.76 /MWh。两项误差均达到了短期电价预测误差的基本要求,且保持在较小范围内。

4.3 迭代次数比较

PSO-BP 混合算法模型具有很快的收敛速度,图 3 是仿真计算中适应度函数值的迭代过程。迭代开始时函数值比较高且迅速下降,迭代进行到 60 次以后适应值逐步稳定且降低到 1 以下。适应度函数为神经网络实际输出与目标输出的均方差,适应度值越小,表示预测值与真实值越接近。

图 4 为仿真计算时 PSO-BP 算法与 BP 算法的误差演化曲线。在达到同一均方差值时,BP 算法进行了 1 100 余次迭代,而 PSO-BP 算法只进行了近 600 次迭代。由此可知 PSO- BP 算法的迭代次数远远小于 BP 算法。

5 结语

本文采用粒子群-神经网络混合算法对四川电力市场进行了短期电价预测,利用粒子群算法的全局搜索能力,优化神经网络的网络权值,克服了神经网络算法易陷入局部最小的缺点,加快了算法的收敛速度。仿真结果表明,PSO-BP 混合算法的电价预测模型,迭代次数少,预测精度高,在电力系统短期电价预测中有良好的应用效果。

表 1 误差结果

Table 1 Error results

日期	MAE/(/MWh)	MAPE/(%)
10 月 6 日(三)	1.8616	1.87
10 月 7 日(四)	1.2051	1.27
10 月 8 日(五)	1.2161	1.17
10 月 9 日(六)	1.6405	1.64
10 月 10 日(日)	1.0565	0.96
10 月 11 日(一)	0.8186	0.76
10 月 12 日(二)	1.555	1.39

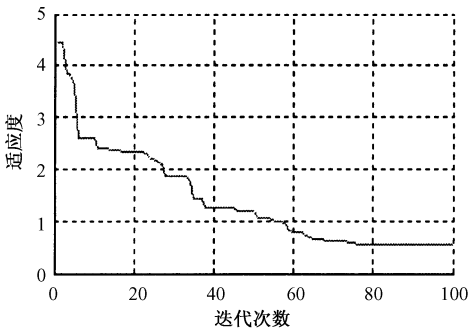


图 3 适应度函数值变化过程
Fig. 3 Change process of fitness function

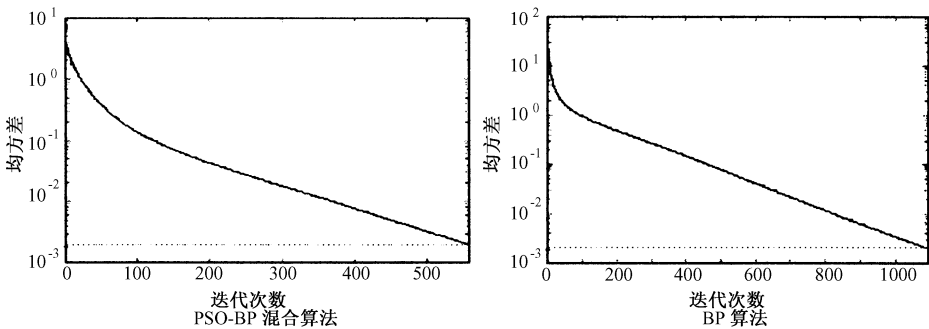


图 4 误差演化
Fig. 4 Error evolvement

参考文献:

[1] 李郁侠,石晓俊,等. 基于相似搜索和神经网络的日前市场边际电价预测 [J]. 水力发电学报, 2006, 25(1) :6~9.
LI Yuxia, SHI Xiaojun etc. SMP forecast based on analogue search and ANN in dayahead market [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2006, 25(1) :6~9. (in Chinese)

[2] 李郁侠,赵军科,等. 混沌理论和快速 BP 神经网络在边际电价预测中的应用 [J]. 武汉大学学报(工学版), 2005, 38(6) :77~81.
LI Yuxia, ZHAO Junke etc. Application of chaotic theory and fast BP ANN to forecast of marginal electricity price [J]. Journal of Wuhan University of Hydraulic and Electric Engineering, 2005, 38(6) :77~81. (in Chinese)

[3] 杨维,李歧强. 粒子群优化算法综述 [J]. 中国工程科学, 2004, (6) :87~94.
YANG Wei, LI Qiqiang. Survey of particle swarm optimization algorithm [J]. Engineering Science, 2004(6) :87~94. (in Chinese)

(下转至第 21 页)

约放水 2.658%, 尽量减少了龙头水库的放水。

第三步实时调度是在满足发电负荷情况下, 结合电力系统状况, 根据区间的实时径流情况进行的, 电价因素不是考虑重点, 计算重点在于 1 级水库的放水量。在枯水季节全天径流预报与实际情况相差不大, 实时调度可采用第二步计算结果, 在雨季全天径流预报与实际径流可能有较大误差, 计算结果与第二步有一定出入, 但不影响整体优化结果, 只需按实际径流进行实时调度计算, 进而对第二步计算结果进行适当调整即可。

5 结束语

在电力市场模式下, 梯级水电站在联合优化调度工作时跟计划经济情况下有很多不同, 不能只考虑水量因素, 还需考虑电价, 电力系统等因素, 结合电力市场需求情况, 从市场出发, 结合上网电价按照峰谷浮动政策, 重视电能的时效性, 以期在电力运营中取得较大经济效益。

适应当前电力改革新形势, 在发电侧电力市场放开的条件下, 具体研究了同一流域梯级水电站联合优化调度, 结合实行的电价计价形式及电网运行方式, 提出了电力市场环境下游级水电站短期优化调度的步骤和方法。

对实际流域梯级水电站联合优化调度的研究成果证明, 本文提出的电力市场环境下游级水电站短期优化调度思路和方法有一定的应用价值, 有较好的推广应用前景。

参考文献:

- [1] 胡明昱, 练继建. 基于改进遗传算法的水电站日优化调度方法研究[J]. 水力发电学报, 2004, 23(2): 17~21.
HU Minggang, LIAN Jijia. Research of developed genetic algorithm for short-term optimization operation of hydroelectric station[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2004, 23(5): 17~21. (in Chinese)
- [2] 唐明, 马光文, 陶春华等. 水电站短期优化调度模型的探讨[J]. 水力发电, 2007, 33(5): 88~90.
TANG Ming, MA Guangwen, TAO Chunhua, TU Yangju, CHEN Gang. Study of the model of short-term optimal dispatch in hydropower station[J]. Water Power, 2007, 33(5): 88~90. (in Chinese)
- [3] 孙发亮, 李兰涛, 王贞珍. 遗传算法在水电站厂内经济运行中的应用[J]. 水科学与工程技术, 2007, (2): 38~40.
SUN Faliang, LI Lantao, WANG Zhenzhen. Genetic algorithms application in hydropower station for economical operation[J]. Water Sciences and Engineering Technology, 2007, (2): 38~40. (in Chinese)
- [4] 宋洋, 钟登华, 钟炜等. 面向电力市场的梯级水电站联合优化调度研究[J]. 水力发电学报, 2007, 26(3): 22~28.
SONG Yang, ZHONG Denghua, ZHONG Wei, HE Wei. Study on united optimal operation of cascade hydropower plants in electric power market[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2007, 26(3): 22~28. (in Chinese)
- [5] 雄晓明, 孙旋, 韦祖权. 基于改进遗传算法的复杂泵系统优化调度研究[J]. 红水河, 2007, 26(2): 49~52.
XIONG Xiaoming, SUN Xuan, WEI Zuquan. Optimal deployment study of complex pump system based on improved GA[J]. Hongshui River, 2007, 26(2): 49~52. (in Chinese)
- [6] 付洁廉, 王金文. 基于混合遗传算法的水电站优化调度应用研究[J]. 计算机与数字工程, 2006, 34(12): 114~117.
FU Jielian, WANG Jinwen. The practical study of optimal operation of reservoir based on the combined genetic algorithms[J]. Computer & Digital Engineering, 2006, 34(12): 114~117. (in Chinese)
- [7] 翟伟锋, 武彬. 峰谷分时电价条件下的三门峡水库经济运行[J]. 水利建设与管理, 2006, 26(5): 52~55.
ZHAI Wefeng, WU Bin. Economic operation of Sanmenxia reservoir under time-of-use price condition[J]. Water Conservancy Construction and Management, 2006, 26(5): 52~55. (in Chinese)

(上接第 25 页)

- [4] 庄缓缓. 基于粒子群的水电站短期负荷预测[J]. 控制管理, 2007, 3(3): 9~11.
ZHUANG Yuayuan. Short-term load forecast in power system based on PSO optimizing algorithm[J]. Control Management, 2007, 3(3): 9~11. (in Chinese)
- [5] TANG Kailin, LI Tonghua. Comparison of different squares methods in quantitative structure-activity partial least squares relationships[J]. Analytical Chimica Acta, 2003(1): 85~92.
- [6] 李郁侠, 赵军科. 混沌理论在“价格钉”预测中的应用[J]. 西安理工大学学报, 2005, 21(4): 361~364.
LI Yuxia, ZHAO Junke. Application of chaos theory in “Price Spile” forecast[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2005, 21(4): 361~364. (in Chinese)