

粒子群优化的神经网络模型在短期负荷预测中的应用

陆宁^{1,2}, 周建中¹, 何耀耀¹

(1. 华中科技大学水电与数字化工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 武汉理工大学自动化学院, 湖北 武汉 430070)

摘要: 为了提高电力系统短期负荷预测精度, 针对传统径向基函数 (RBF) 神经网络在负荷预测中存在的问题, 提出一种新的预测模型: 粒子群优化的 RBF 神经网络模型。粒子群算法是一种新的全局优化算法, 有很强的全局寻优能力, 用它来优化 RBF 神经网络的权值, 并用优化好的 RBF 网络进行负荷预测。仿真在虚拟仪器 LabVIEW 和 Matlab 软件平台上进行, 结果表明该预测模型精度高于传统 RBF 神经网络模型, 具有一定实用性。

关键词: 粒子群优化; 神经网络; 径向基函数; 全局寻优; 负荷预测

Particle swarm optimization-based neural network model for short-term load forecasting

LU Ning^{1,2}, ZHOU Jian-zhong¹, HE Yao-yao¹

(1. School of Hydropower and Information Engineering, Huazhong Univ of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
2. School of Automation, Wuhan Univ of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: In order to improve the precision of short-term load forecasting, this paper proposes a new load forecasting model based on Particle Swarm Optimization (PSO). PSO is a novel random optimization method which has extensive capability of global optimization. PSO is used to optimize the weighting factor of Radial Basis Function (RBF) neural network and the optimal model is applied to forecast load. LabView and MATLAB are employed to implement the model for short-term load forecasting. The simulation results show that the load forecasting model optimized by PSO is more accurate than the traditional RBF model.

Key words: particle swarm optimization; neural network; radial basis function; global optimization; load forecasting

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)12-0065-04

0 引言

短期负荷预测是电力系统负荷预测的重要组成部分。随着电力市场改革的深入发展, 其作用日益重要, 其预测精度直接影响到了电网及发电厂的经济效益^[1]。

负荷预测的核心问题是预测的技术方法, 即预测的数学模型。在长期的实践中, 人们对短期负荷预测进行了研究, 开发了多种预测方法^[2]。随着人工智能领域的发展, 一些现代负荷预测方法也开始应用^[3]。径向基函数神经网络由于具有可逼近任意非线性映射的能力, 且算法简单、实用, 在短期负荷预测中取得了较好的效果^[4]。径向基函数 RBF (Radial Basis Function) 神经网络在学习训练过程

中, 有两个重要问题, 一个是隐含层中心的确定, 另一个就是网络权值的学习。本文采用减法聚类法确定 RBF 网络的中心, 用 Matlab 工具箱实现该算法; 然后用有较强全局搜索能力且易于编程实现的粒子群算法对网络权值进行训练。利用 LabVIEW 的强大数组处理能力和直观的编程方式实现粒子群算法并训练 RBF 神经网络, 最后用训练好的网络对某实际电网进行了日整点负荷预测。仿真结果表明, 该方法具有良好的预测精度和稳定性。

1 径向基函数神经网络

1.1 径向基函数神经网络拓扑结构

RBF 神经网络, 即径向基函数神经网络 (Radial Basis Function neural network), 由输入层、隐含层、输出层组成, RBF 网络是针对 BP 神经网络存在的局部最小值和收敛速度慢这两个缺陷而提出的一种多层前向网络^[5]。其拓扑结构如图 1 所示。

基金项目: 国家科技支撑计划课题 (2008BAB29B08); 国家自然科学基金重点项目 (50539140); 科技部水利部公益性行业科研专项 (200701008)

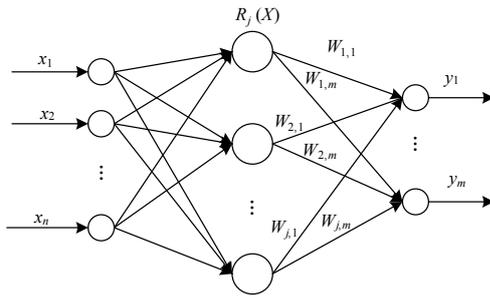


图 1 RBF 神经网络模型

Fig.1 Topology of RBF neural network

作为隐含层基函数的形式，最常用的是高斯函数：

$$R_j(x) = \exp\left(-\|x - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2\right) \quad j=1,2,\dots,p \quad (1)$$

其中： x 是 n 维输入向量； C_j 是第 j 个基函数的中心，是与 x 具有相同维数的向量； σ_j 是第 j 个神经元的标准化常数，它决定了该基函数围绕中心点的宽度。参数 m, n, p 分别为输出层、输入层、隐含层的神经元的个数。确定了隐含层函数后，RBF 网络输入和输出的之间的关系可表达为^[6]：

$$y_i = \sum_{j=1}^p w_{j,i} \exp\left(-\|x - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2\right) \quad (2)$$

$i=1,2,\dots,m$

式中： y_i 为输出层第 i 个神经元的输出值； $w_{j,i}$ 为隐含层第 j 个单元与输出层第 i 个单元之间的权值。

RBF 神经网络结构的确立，需要学习的参数有三个：基函数的数据中心 C_j ，宽度 σ_j 以及输出层的权值 $w_{j,i}$ 。本文采用减法聚类算法得到 RBF 聚类中心，宽度通过数据中心可求得，用粒子群优化算法训练权值 $w_{j,i}$ 。

1.2 减法聚类算法求 RBF 神经网络聚类中心

减法聚类法是用来自动估计数据中的聚类个数及其位置的单次算法^[7-8]，在该算法中，聚类中心的候选集为样本数据点。通过减法聚类找到数据的聚类中心即为 RBF 网络的数据中心，所得到的聚类中心个数即为基函数中心个数。本文通过 Matlab 中的 subclust 函数求取相关参数。

2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是由 Kennedy 博士和 Eberhart 博士于在 1995 年提出的基于仿生的集群优化算法^[9]。算法是受鸟群觅食行为的启发而提出，用于解决优化问题。在粒子群算法中，每个优化问题的解都是搜索空间中的一只鸟，也就是所谓的“粒子”，每个粒子都有自己的位置、速度和一个由被优化的

函数决定的适应值，然后这些粒子就追随当前的最优粒子在解空间中进行搜索。在每一次迭代中，粒子通过追寻两个“极值”来更新自己的位置：第一个是粒子本身所找到的最优解，称为个体极值点，用 P_{best} 表示，另一个极值是整个种群当前找到的最优解，即全局极值，用 P_{gbest} 表示。在一个 D 维搜索空间中，有 m 个粒子组成一个群体，粒子群优化算法可以描述为：令 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})(i=1, 2, \dots, m)$ 表示第 i 个粒子的位置； $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示第 i 个粒子的速率； $P_{best, i}=(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id})$ 为第 i 个粒子经历过的最优位置， $P_{gbest}=(P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd})$ 为群体所有粒子经历过的最优位置。追随这两个最优值，粒子根据公式(3)、(4)分别对自己的速度和位置进行更新，直至满足迭代终止条件^[10]。

$$v_{id}^{(k+1)} = h^{(k)} v_{id}^{(k)} + c_1 r_1 (P_{id}^{(k)} - x_{id}^{(k)}) + c_2 r_2 (P_{gd}^{(k)} - x_{id}^{(k)}) \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k)} \quad (4)$$

式中： $i=1, 2, \dots, m$ ； $d=1, 2, \dots, D$ ； h 为惯性权重，它使粒子保持运动惯性； c_1, c_2 为加速因子； k 为迭代次数， r_1, r_2 为两随机数，取值区间为 $[0, 1]$ 。

本文用 LabVIEW 实现粒子群优化算法，粒子群用数组表示，每个粒子用数组的一个元素表示。关键部分（速度迭代的算法）的实现如图 2 所示。

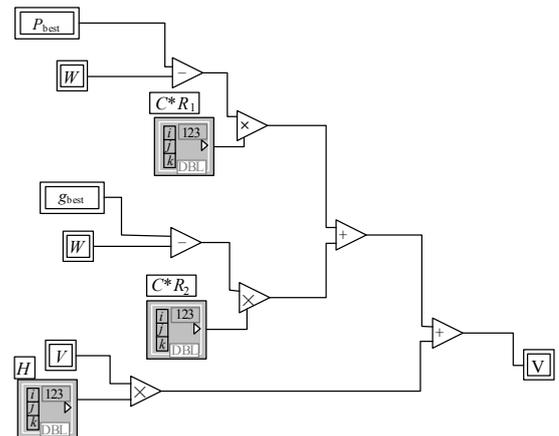


图 2 在 LabVIEW 中实现粒子的速度更新

Fig.2 Velocity update of the particles with LabVIEW

图中数组变量 g_{best} 用来存放全局最优权值；数组 P_{best} 用来依次存放每个粒子的局部最优解；数组 W 表示是当前权值； R_1, R_2 为两随机数； H 为惯性权重； C 为加速因子； V 表示当前粒子速度。

LabVIEW 有强大的数组处理功能，适合用来实现粒子群优化算法。

3 粒子群优化的 RBF 神经网络模型

不考虑天气因素, 预测的基本步骤可以归纳为:

1) 将样本数据归一化

$$X_t = \frac{X_t - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (t=1,2,\dots,24) \quad (5)$$

式中: X_t 为 t 时刻样本数值; X_{\min} 为样本最小值; X_{\max} 为样本最大值。

2) 初始化 RBF 神经网络, 用减法类聚法得出 RBF 网络的数据中心和中心个数。

3) 将 RBF 神经网络权值视为粒子, 初始化粒子的初始位置、速度、惯性权重 h , 加速度权因子 C_1 、 C_2 。设置最大迭代次数 t_{\max} 。 $C_1=1.5$, $C_2=1.5$, $t_{\max}=1000$ 。

4) 定义适应度函数为

$$E = \sum_{j=1}^n \left[\sum_{k=1}^m (t_{jk} - y_{jk})^2 \right] / n \quad (6)$$

式中: t_{jk} 为目标值; y_{jk} 为输出值; m 为输出的节点数; n 为样本数。根据式(6)计算每个粒子的适应度函数值, 开始迭代。如果当前的适应度函数值小于之前的适应度数值。用当前位置替代之前的 $P_{\text{best},i}$, 否则 $P_{\text{best},i}$ 保持不变。

5) 取最小的 $P_{\text{best},i}$ 和 P_{gbest} 比较, 若小于, 则替代原 P_{gbest} ; 否则, 原 P_{gbest} 保持不变。

每次循环获得 $P_{\text{best},i}$ 和 P_{gbest} 的关键程序用 LabVIEW 实现如图 3 所示。

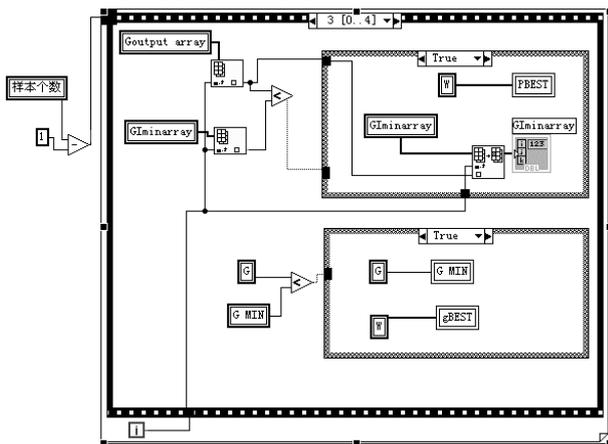


图 3 在 LabVIEW 中实现粒子的局部和全局最优解搜索

Fig.3 Search of local best and global best of the particles with LabVIEW

图 3 中, G 变量存放各粒子的适应度函数的数值, 每个粒子的适应度函数数值组成数组 $G_{\text{outputarray}}$, 数组 G_{minarray} 依次存放各粒子经过的适应度函数最小值。 G_{MIN} 变量存放全部粒子

中适应度函数的最小数值。图中数组 G_{best} 用来存放全局最优权值, P_{best} 用来存放每个粒子的局部最优解。数组 W 表示是当前权值。

6) 迭代次数加 1, 如果迭代次数达到最大而且误差达到要求则停止迭代, 输出为神经网络的最优权值, 若不满足迭代停止条件则利用 PSO 算法中式

(3)、式(4), 对粒子的速度和位置进行更新, 根据迭代次数自动改变惯性权重。然后程序转向(4)。

7) 用训练好的 RBF 网络进行短期负荷预测。

4 应用实例

表 1 负荷预测结果

Tab.1 Result of the load forecasting

时刻/ h	实际值/ MW	PSO-RBF 预测模型		传统 RBF 预测模型	
		预测值/ MW	误差/ %	预测值/ MW	误差/ %
1	576.9	566.0	-1.89	588.8	2.06
2	555.0	541.0	-2.52	570.0	2.70
3	550.0	535.0	-2.72	565.4	2.81
4	542.0	532.4	-1.78	555.8	2.54
5	549.8	537.0	-2.33	550.7	0.16
6	561.3	557.2	-0.73	563.1	0.32
7	619.0	605.7	-2.15	604.6	-2.33
8	703.4	692.9	-1.50	680.0	-3.33
9	700.4	700.9	0.07	695.9	-0.64
10	749.9	756.7	0.91	738.5	-1.52
11	763.2	767.4	0.56	736.3	-3.52
12	766.5	776.2	1.27	750.4	-2.10
13	712.2	711.2	-0.15	697.6	-2.06
14	695.9	690.5	-0.78	676.6	-2.78
15	751.3	736.9	-1.92	711.6	-5.28
16	772.1	774.6	0.33	747.5	-3.19
17	763.5	767.4	0.52	745.7	-2.33
18	820.1	830.1	1.22	793.0	-3.31
19	886.0	905.7	2.23	928.9	4.85
20	909.5	892.2	-1.90	928.9	2.13
21	894.2	870.2	-2.69	918.4	2.70
22	855.8	830.2	-2.99	888.8	3.85
23	759.9	737.9	-2.89	805.2	5.96
24	644.5	628.3	-2.51	673.5	4.50
均方误差		178.7		553.7	
平均绝对误差/%		1.61		2.79	
最大相对误差/%		2.99		5.96	

本文选取中国某市某年 12 月 6 日至 12 月 16 日的历史电力负荷数据作为学习样本,借助 Matlab 和 LabVIEW 软件对 RBF 神经网络进行训练仿真,然后用训练好的网络预测 12 月 17 日的电力负荷,并将其与传统的 RBF 神经网络预测结果相比较,结果如表 1 所示。

从表 1 所示的预测结果,从均方误差、平均绝对百分误差和最大相对误差可以看出,采用新的预测模型提高了预测精度。

5 结论

本文提出一种粒子群优化算法与神经网络相结合的短期负荷预测模型,利用粒子群算法的全局搜索能力搜索最优权值,优化 RBF 神经网络。并采用了有强大数组处理能力的 LabVIEW 软件来实现 PSO 算法,LabVIEW 的直观的编程方式也为今后进一步研究和实现粒子群的改进算法提供方便。实例表明,该预测方法能有效提高电力系统负荷预测的精度,具有较好的工程应用价值。

参考文献

[1] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2007.
KANG Chong-qing, XIA Qing, LIU Mei. Power system load forecasting[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2007.

[2] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,1998.
NIU Dong-xiao, CAO Shu-hua, ZHAO Lei, et al. Power load forecast technology and application[M]. Beijing: China Electric Power Press, 1998.

[3] Hipper H S, Pefreira C E, Souza R C. Neural network for short-term load forecasting:a review and evaluation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2001, 16 (2): 44-54.

[4] 徐秉铮,张百灵,韦岗. 神经网络理论与应用[M]. 广州:华南理工大学出版社,1995.
XU Bing-zheng, ZHANG Bai-ling, WEI Gang. Neural network theory and application[M]. Guangzhou: South

China University of Technology Press, 1998.

[5] 邹斌,周浩,李晓刚. 电力市场原理与实践 [M]. 北京:北京大学出版社,2006.
ZOU Bin, ZHOU Hao, LI Xiao-gang. Electricity market theory and application [M]. Beijing: Beijing University Press, 2006.

[6] 郭伟伟,刘家学,马云龙,等. 基于改进 RBF 网络算法的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36 (23): 45-46.
GUO Wei-wei, LIU Jia-xue, MA Yun-long, et al. Optimal algorithm of electric power system's short-term load forecasting based on radial function neural network[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36 (23): 45-46.

[7] Chiu S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 1994, 2 (3): 67-278.

[8] 吴兴华,周晖. 基于减法聚类及自适应模糊神经网络的短期电价预测[J]. 电网技术, 2007, 31 (19): 70-71.
WU Xing-hua, ZHOU Hui. Short-term electricity price forecasting based on subtractive clustering and adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. Power System Technology, 2007, 31 (19): 70-71.

[9] Kennedy J, Eberhart R. A new optimizer using particle swarm theory[C].//Proceeding Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science.1995. 39-43.

[10] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. // Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995. 1942-1948.

收稿日期: 2009-08-07; 修回日期: 2009-09-25

作者简介:

陆宁(1980-),女,讲师,博士研究生,研究方向为人工智能技术在电力系统中的应用; E-mail: susanln@163.com

周建中(1959-),男,教授,博士生导师,研究方向为复杂系统建模的先进理论与方法;

何耀耀(1982-),男,博士研究生,研究方向为智能优化算法在水电能源系统中的应用。

(上接第 64 页 continued from page 64)

收稿日期: 2009-08-11; 修回日期: 2009-10-12

作者简介:

王锐(1956-),女,高级工程师,长期从事继电保

护及自动化专业技术管理工作;

曹丽璐(1983-),男,工程师,从事继电保护及自动化技术研发工作; E-mail: caolilu@xjgc.com

杨东海(1973-),男,工程师,从事继电保护及自动化技术研发工作。