Turbo-Generator Vibration Fault Diagnosis Based on QPSO-BP Neural Networks

Hongsheng SU

Dept. of electrical engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070*, China*

Email: *shsen*@163.*com*

Abstract: To improve the diagnosic properties of BP neural networks during turbo-generator vibration faults diagnosis, a novel learning algorithm called QPSO-BP is proposed for artificial neural network (ANN) training based on quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO) in this paper. The algorithm firstly applies QPSO to optimize the weight values of the networks, and then the well-trained ANN is applied to diagnose the turbo-generator vibration faults. Compared with the diagnostic results of BP neural networks with PSO based, the simulation results show that the method possesses higher speed and accuracy, and is an ideal pattern classifier.

Keywords: turbo-generator; quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO); BP neural networks; fault diagnosis

基于量子粒子群优化的 BP 神经网络汽轮机振动故障诊断

苏宏升

兰州交通大学电气工程系，兰州 730070，中国

Email: shsen@163.com

摘　要:为了改进汽轮机振动故障诊断过程中 BP 神经网络的诊断性能，本文提出一种基于量子粒子群优化(Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)的 BP 神经网络学习算法(QPSO-BP)。该算法首先采用 QPSO 算法优化人工神经网络(ANN)权系数，接着将训练好的 ANN 应用于汽轮机振动故障诊断。通过与粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的 BP 神经网络诊断结果对比，表明基于 QPSO 优化的 BP 神经网络有较高的诊断速度和诊断精度，是一种理想的模式分类器。

关键词：汽轮机；量子粒子群优化(QPSO)；BP 神经网络；故障诊断

1 引言

随着国民经济的不断发展，大型汽轮发电机组的单机容量日益增大，从而对机组可用率、运行效率、安全性、可靠性与经济性提出了更高的要求。因此，研究汽轮发电机组振动故障诊断技术对其本身安全稳定运行有着十分重要的理论意义和经济效益。汽轮机振动故障诊断的常用方法有专家系统(Expert Systems, ES)[1-2]、神经网络(Neural Networks,NN)[3]、模糊集(Fuzzy Sets, FS) [4-5]、遗传算法(Genertic Algorithm, GA)[6]、粗糙集(Rough Sets, RS)[7]等，但所有这些方法都是有条件地应用，难以适合复杂设备的故障诊断。近年来, 人们将粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO）算法用来优化BP神经网络的权系值, 并应用于汽轮机振动故障诊断过程，取得了较好的结果效果[8]。为了进一步提高BP神经网络的诊断效率，本文将量子粒子群优化算法(Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization，QPSO)引入到汽轮机振动故障诊断领域，取得了非常好的效果。

2 量子粒子群优化算法(QPSO)

2.1 粒子群优化算法(PSO)

粒子群优化（PSO）算法最早是由Eberhart和Kennedy于1995年提出[9], 它的基本思想源于群体的智能行为, 是一种全局随机优化算法。在PSO中, 每个个体称为一个“粒子”, 其实每个粒子代表着一个潜在的解。设$\boldsymbol{x}_i=(x_{i1},x_{i2},\ldots,x_{iD})$, 为第$i$个粒子($i$=1,2,…,$m$)的$D$维位置矢量, 根据事先设定的适应值函数计算$\boldsymbol{x}_i$当前的适应值, 即可衡量粒子位置的优劣；$\boldsymbol{v}_i=(v_{i1},v_{i2},\ldots,v_{iD})$为

粒子i的飞行速度, 即粒子移动的距离；$\boldsymbol{p}_i=(p_{i1},p_{i2},\ldots,p_{iD})$为粒子迄今为止搜索到的最优位置；$\boldsymbol{p}_g=(p_{g1},p_{g2},\ldots,p_{gD})$为整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置。在每次迭代中, 粒子根据以下式子更新速度和位置:

$$v_{id}^{k+1}=\omega\times v_{id}^{k}+c_1r_1(p_{id}^{k}-x_{id}^{k})+c_2r_2(p_{gd}^{k}-x_{id}^{k})] \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1}=x_{id}^{k}+v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中, i=1,2, …, D, k是迭代次数, w是惯性权重, 可以是固定值, 也可以是线性变化的。r_1和r_2为[0,1]之间的随机数, 这两个参数是用来保持群体的多样性。c_1和c_2为学习因子, 也称加速因子, 其使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力, 从而向自己的历史最优点以及群体内历史最优点靠近。

在标准粒子群系统中存在一个最大的缺点, 那就是粒子的收敛是以轨道的形式实现的, 并且粒子的速度总是有限的, 因此在搜索的过程中粒子的搜索空间是一个有限的区域, 不能覆盖整个可行的空间, 所以标准粒子群算法并不能保证收敛到全局最优解。

2.2 量子粒子群优化算法(QPSO)

2004年, Sun等人从量子力学的角度出发提出了一种新的PSO算法对标准PSO进行改进。这种模型以DELTA势阱为基础, 认为粒子具有量子行为, 并根据这种模型提出了基于量子行为的粒子群优化算法[10]。量子粒子群算法(QPSO)的量子系统是一个复杂的非线性系统，并且符合状态重叠原理，因此，量子系统具有更多的状态，而且量子系统是一个不确定性系统，没有一个确定的轨迹，所以每一个粒子能够以某一确定的概率出现在搜索空间中的任意一个位置，甚至是一个远离P点的位置，避免算法陷入局部最优点，有利于算法的全局收敛。QPSO中的粒子按照下列公式更新位置信息[11]。

$$m_{best}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}x_i=(\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}p_{i1},\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}p_{i2},\cdots,\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}p_{iD}) \quad (3)$$

$$p_{id}=\lambda p_{id}+(1-\lambda)p_{gd} \quad (4)$$

$$x_{id}^{k+1}=p_{id}\pm\theta|m_{best\,d}-x_{id}^{k}|\ln(\frac{1}{u}) \quad (5)$$

其中，M为种群规模,m_{best}为粒子群平均最优位置，λ、u 均为(0,1)之间的随机数，θ为 QPSO 的收缩扩张系数，用来控制算法收敛速度。

量子粒子群算法能够克服标准粒子群算法易陷入局部最优和收敛速度慢的不足。量子粒子群算法具有以下3点特性[12]：

1)量子系统比一个线性系统具有更多的状态。

2)量子系统是一个不确定系统, 粒子没有一个确定的轨迹。

3)在PSO算法中, 粒子必须在一个有限的搜索范围内以确保粒子群的聚集性使算法收敛于一个最优点或局部最优点。在PSO算法中, 有限的搜索范围将粒子限制在了一个固定的区域, 而在QPSO算法中, 粒子能够以某一确定的概率出在整个可行的搜索空间中任意一个位置, 甚至是一个远离全局最优点的位置。

3 基于 QPSO 的 BP 神经网络设计

传统的PSO算法优化神经网络权值，充分发挥了PSO算法的全局寻优能力和BP算法的局部搜索优势，提高了神经网络的泛化能力和学习能力。在基于QPSO优化的BP神经网络学习算法中,用$\boldsymbol{x}_i=(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{iD})$, 表示一组参数值, 向量中每一维表示权值或阈值的值, D为BP网络中所有权值和阈值个数, 粒子的适应度函数为：

$$J=\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\left|\sum_{k=1}^{m}(q_{jk}-y_{jk})^2\right| \quad (6)$$

其中,n为训练样本集,m为输出节点数,q_{jk}为网络计算值, y_{jk}为目标期望输出。

QPSO_BP 的主要算法如下:

1)根据神经网络的输入、输出样本集,建立神经网络的拓扑结构,将神经元之间的所有连接权值和阈值编码成实数向量表示的种群中的个体粒子。

2)初始化种群规模、最大迭代次数；初始化$\boldsymbol{p}_i$和$\boldsymbol{p}_g$。

3)将权值和阈值映射成一组粒子,初始化粒子的位置,对神经网络的输入的样本进行训练,根据设定的适应度函数,评价每个粒子的适应度。

4)判断中止条件，是否小于最大误差或者小于最大迭代代数，如果满足条件，将全局最优粒子映射为神经网络的权值和阈值，并以此为优化结果，得到一个建立好的神经网络。若不满足条件，按量子粒子群计算模型进行粒子的速度和位置的更新，并生成新一代的种群，返回(3)。

5)输入测试样本,测试网络的性能

4 基于 QPSO 的汽轮机振动故障诊断

根据近年来的企业实践和实际情况,建立了汽轮机振动故障原因和故障征兆表如表1所示[8]。

978-1-935068-17-4 © 2010 SciRes.

Table1. Fault sources and symptoms of turbo-generator.
表 1. 汽轮机故障原因与征兆表.

故障样本	*a*	*b*	*c*	*d*	*e*	*f*	*i*	*g*	*h*
频段（f=50HZ）	0.01/ 0.39f	0.40/ 0.49f	0.50f	0.51/ 0.99f	f	2f	3/5f	奇数倍 f	高频 f
不平衡	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.05	0.00	0.00	0.00
汽动力偶	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10
不对中	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.50	0.10	0.00	0.00
油膜涡动	0.10	0.80	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
转子径向碰摩	0.10	0.10	0.10	0.10	0.20	0.10	0.10	0.10	0.10
共生松动故障	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.15	0.40	0.00	0.25
推力轴承损坏	0.00	0.00	0.10	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
喘振	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
轴承座松动	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00
不等轴承刚度	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.20	0.00	0.00

离散化并用粗集约简得最小约简集{*a*,*b*,*e*,*f*,*i*}, {*a*,*b*,*e*,*g*,*i*}, {*b*,*c*,*e*,*f*,*i*}和{*b*,*c*,*e*,*g*,*i*}[8]。下面选择{*a*,*b*,*e*,*f*,*i*}为条件属性集，故障类型 *U* 为决策属性，形成简化决策表如表 2 所示。

Table 2.The reducted decision table
表2. 约简后决策表

U	*a*	*b*	*e*	*f*	*i*
d_1	0	0	1	0	0
d_2	0	1	0	0	1
d_3	0	0	1	1	0
d_4	1	1	0	0	0
d_5	1	1	1	1	1
d_6	0	0	1	1	1
d_7	0	0	0	0	0
d_8	0	1	0	0	0
d_9	1	0	0	0	0
d_{10}	0	0	0	1	0

根据表 2，神经网络的输入为 5 个,神经网络的输出为 10 个，故建立 5-6-10 的 BP 神经网络用于故障诊断。在量子粒子优化算法中, 种群规模 *M*=20, 粒子维数应为 *D*=106, 最大迭代次数 T_{max}=2000。量子粒子群算法中的粒子在收敛过程中,没有确定的轨迹,因而它比粒子群算法具有更高的收敛性和达到更好的精度,收敛的速度也较快。将它与 BP 神经网络结合,可以提高神经网络的诊断速度,并将得到优于粒子群优化神经网络（PSO_BP）的性能,将 PSO_BP 网络和 QPSO_BP 网络用于不平衡故障样本的测试中,各自独立诊断 50 次,结果如表 3 所示：

Table 3. Compared results between QPSO_BP and PSO_BP
表 3. QPSO_BP 与 PSO_BP 诊断结果比较

算法类型	诊断步数	正确率（%）
PSO_BP	1298+13	78
QPSO_BP	18+12	100

从表 3 可以看出，QPSO_BP 算法具有较快的诊断速度和更高的准确率,它比 PSO_BP 算法具有更好的学习性能。

5. 结束语

应用量子势阱理论来改进粒子群算法,可以避免算法陷入局部最优,从而达到更优的性能,并将其与神经网络相结合,可以发挥出两者的优点。在汽轮机振动故障诊断的运用结果表明,它能有效的提高诊断速度和准确率,具有很高的工程应用价值。

References (参考文献)

[1] Zhang X., Miao C. X., A Trouble Diagnosis Exepert System for Stream-Turbine Based on Fuzzy Theory and Synthesis Analysis[J], *Coal Engineering*, 2002, 33(12):28-30 (Ch).
张晓，苗长新，基于模糊与综合的汽轮机故障诊断专家系统[J]，煤炭工程，2002, 33(12):28-30

[2] Dong Z., Zhang N., Han P., Zhang D., Design of Turboset Vibration Fault Diagnosis Expert System of Power Plant and Its Realization[J], *Electric Power Science and Engineering,* 2007, 23(2):44-47(Ch)
董泽，张楠，韩璞，张德利，火电厂汽轮机振动故障诊断专家系统设计与实现[J]，电力科学与工程，2007，23 (2):44-47

[3] Yan J. Y., *Research on Turbine Vibration Faults Diagnosis*

Method Based on ANN(D), Hehai University, 2006(Ch).
严金云，基于人工神经网络的汽轮机振动故障诊断的研究[D]，河海大学，2006

[4] Wang X., Zhang N., Dong Z, Turbine Vibration Fault Diagnosis Based on Fuzzy Clustering Analysis[J], *Journal of Northchina Electric Powers University*, 2008, 35(2): 57-60(Ch).
王学厚，张楠，董泽，基于模糊聚类分析的汽轮机振动故障自诊断研究[J]，华北电力大学学报，2008, 35(2): 57-60

[5] Wang Z. Y., Wang T. Y., Xu Y. G., Li Q., Multipile Symptom Fuzzy Fault Diagnosis for Stream Turbine Vibration Based on CLIPS[J], *Electric Power*, 2008, 141(4):67-70(Ch).
王正英，王大勇，胥永刚，李强，基于专家系统开发工具的汽轮机振动故障模糊多征兆诊断方法[J]，中国电力，2008, 141(4):67-70

[6] Su Hongsheng, Li Qunzhan, Application Study of Composite Neural Networks in Fault Diagnosis Systems Based on GA Learning[J], *Computer Science*, 2005, 32(8A):255-256(Ch).
苏宏升，李群湛，基于遗传算法优化的复合神经网络在汽轮机振动故障诊断中的应用研究[J]，计算机科学，2005, 32(8A):255-256

[7] Huang W., Zhao X., Wang W., Dai L., Rough Set Model for Vibration Fault Diagnosis of Stream Turbine-Generator Set[J], *Automation of Electric Power Systems*, 2004,28(15):80-84 +103(Ch).
黄文涛，赵学增，王伟杰，代礼周，汽轮发电机组振动故障诊断的粗糙集模型[J]，电力系统自动化，2004,28(15):80-84 +103

[8] Zhang Y., Su H., Turbo-Generator Vibration Fault Diagnosis Based on PSO-BP Neural Networks[J], WSEAS Trans. on Circuits and Systems, 2009, 8(1):37-47

[9] Kennedy, J., Eberhart R. Particle Swarm Optimization[C]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Vol.4, IEEE Press, NJ, 1995

[10] Tang, Y., Sun, J., and Xu, W. Parameter Selection of Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization[J], *Compu. Eng. and Appl.*, 43(2007)40-42(Ch).
康燕,孙俊,须文波,具有量子行为的粒子群算法的参数选择[J] ; 计算机工程与应用,2007, 43(23):40-42.

[11] Kou, X., Liu, S, Particle Swarm Algorithm Based on Simulated Annealing to Solve Constrained Optimization[J]. J. of Jilin Univ. Eng. and Tech. Edition, 2007, 37(1):236-240(Ch).
寇晓丽, 刘三阳, 基于模拟退火的粒子群算法求解约束优化问题[J], 吉林大学学报, 2007,37(1):236-140

[12] Yang, C., Liu, Q., Huang, Z, One Method of Improving Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization[J]. Compu. Tech. & Auto., 2009, 28(1):100-103.
杨传将,刘清,黄珍．一种量子粒子群算法的改进方法[J]．计算机技术与自动化,2009,28(1): 100-103.

978-1-935068-17-4 © 2010 SciRes.