

基于 QPSO 的 BP 神经网络油田节能指标预测^①

尚福华¹, 杨 慧¹, 张吉峰², 马明梅¹, 董桂苓³

¹(东北石油大学 计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

²(大庆市钻探工程公司 地质录井一公司, 大庆 163318)

³(大庆市第三采油厂信息中心, 大庆 163318)

摘 要: 针对 BP 神经网络易陷入局部极小问题以及收敛速度慢的问题, 引入量子粒子群优化算法和 BP 神经网络相结合的方法, 共享 BP 神经网络强大的灵活性和量子粒子群全局搜索能力强的优势, 通过改进 QPSO 的平均最优位置的计算方法, 实现基于 BP 神经网络和量子粒子群的油田节能指标预测. 以大庆某采油厂注水泵机组单耗数据为训练数据, 预测结果表明该方法能达到良好的预测效果, 具有可行性.

关键词: BP 神经网络; 量子粒子群; 指标预测; 算法优化; 滑动平均

Oilfield Energy Saving Index Prediction Based on QPSO and BP Neural Network

SHANG Fu-Hua¹, YANG Hui¹, ZHANG Ji-Feng², MA Ming-Mei¹, DONG Gui-Ling³

¹(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

²(Daqing Drilling Engineering Geologic Logging Company, Daqing 163318, China)

³(Information Department, Daqing No.3 Oil Production, Daqing 163318, China)

Abstract: According to the fact that BP neural network is easy to fall into local minimum and the slow convergence problems, the paper introduces QPSO and BP neural network combination method, which shares the advantage of BP neural network robust flexibility and the powerful global searching ability of QPSO, through improved the calculation method of average optimal position of QPSO to make the BP neural network and QPSO oilfield energy conservation index prediction success. Using the injection pump unit consumption data of Daqing Oilfield Company as training data, by training the new method with the data of samples, the forecast results show that the proposed method can achieve good forecast effect and have feasibility.

Key words: bp neural network; quantum partical swarm; index prediction; algorithm optimization; moving average

1 概述

在油田节能减排工作不断深入的今天, 油田节能管理的地位已经无可厚非, 而节能指标预测又成为节能管理中的重中之重. 由于油田节能管理中存在的多变性与复杂性, 仅仅使用常规的预测方法很难达到满意的效果. 文献[1]提出一种 T-S 预测模型, 采用改进的量子遗传算法优化 T-S 参数, 有一定的实用价值. 文献[2]提出一种基于支持向量机和混沌粒子群算法的工艺指标(钴离子浓度)预测方法, 该方法的模型精度满足特定的现场工艺标准. 文献[3]主张一种基于神经网络

和多元统计分析的动态预测建模方法, 对单一时序网络预测加以改进, 提高了网络的性能^[4-6]. 但因上述方法或者过分依赖专业知识, 或者只适用于某种特殊情况, 本文提出了一种基于 QPSO 的 BP 神经网络的通用预测方法, 有效的利用了 BP 神经网络灵活性的优势, 并且通过本文提出的基于权重的 QPSO 优化了 BP 神经网络本身存在的易陷入局部极小问题和收敛速度慢的问题^[4-6], 实现两者优势共存, 达到了理想的试验结果, 通过大庆油田某采油厂注水泵机组单耗指标为训练数据, 证实了该方法的可行性.

① 基金项目:国家自然科学基金(61170132);国家重大专项(2011ZX05020-007);黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12521055)

收稿时间:2012-11-09;收到修改稿时间:2012-12-23

2 BP神经网络

BP(Back Propagation)网络是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组提出的一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一^[7].BP 神经网络因其具有很强的非线性映射能力和强大的灵活性,在许多领域中都起到了重要的作用^[8,9].

BP 神经网络的主要思想是输入学习样本,使用反向传播算法对网络的权值和偏差进行反复的调整训练,使输出的向量与期望向量尽可能地接近,当网络输出层的误差平方和小于指定的误差时训练完成,保存网络的权值和偏差.图 1 即为 BP 神经网络结构图.

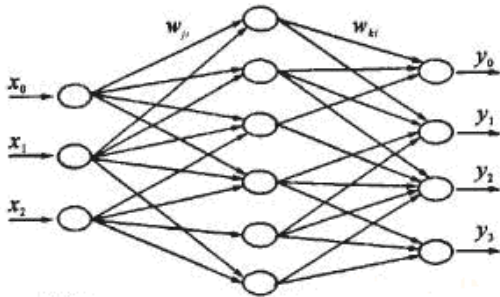


图 1 BP 神经网络结构图

3 量子粒子群算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)简称 PSO,它是 20 世纪 90 年代兴起的一种最优化方法,它具有结构简单、易于编程、计算量小的优点,但该算法中的粒子被束缚在局部最优点及整个种群全局最优点附近,从而导致其搜索区域有限,易陷入局部最优^[10],针对这些问题,科学家们提出了很多改进算法,如变异粒子群算法、自适应调整粒子群算法、免疫粒子群算法等,但它们只能在一定程度上避免 PSO 陷入局部最优.受到量子力学启发,提出了量子粒子群算法,它的出现让粒子群的全局搜索性能得到了明显的改善.

量子粒子群算法(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization)简称 QPSO, QPSO 算法是对整个 PSO 算法进化搜索策略的改变,进化方程中不需要速度向量,而且进化方程的形式更简单,参数更少且更容易控制,全局搜索性能更佳^[11].

主要算法方程如下:

$$MBest = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{i1}, \dots, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{id} \right]$$

$$P = \frac{(f_{i1} \times PBest + f_{i2} \times GBest)}{f_{i1} + f_{i2}}$$

$$X(t+1) = P \pm Beta \times |MBest - X(t)| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right)$$

$MBest$ 是平均最佳位置; f_{i1}, f_{i2} 是(0, 1)间的随机数; $p_d = (p_1, \dots, p_d)$, p_d 是该粒子在第 d 维的值; $Beta$ 被称为收缩扩张系数,调节它的值能控制算法的收敛速度,一般而言 $Beta$ 从 1.0 递减到 0.5 时,可以有较好的效果; $PBest$ 为粒子 i 自身历史最优位置; $GBest$ 为全局最优位置.

4 基于权重的QPSO优化算法

在 QPSO 算法中,平均最优位置 $MBest$ 即所有粒子在个体最优位置上的平均值,所有粒子对 $MBest$ 的贡献是相同的,但事实上并非如此,每个粒子完全平等的现象是不合理的.在进化过程中,先进的个体对进化的作用是卓越的,因此,引入加权平均方法来改进量子粒子群算法具有重要的实际意义.

基于权重的 QPSO 的主要改进思想是发现每个粒子对 $MBest$ 值的重要程度,从而确定其粒子权重的大小.通过其他进化算法的经验可知,粒子的适应度值越大,粒子越重要.因此,通过粒子的适应度值给粒子排序,并为每个粒子赋予权值 $a_i (i=1, 2, \dots, n)$, 得到 $MBest$ 的改进公式如下:

$$MBest = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{i1} p_{i1}, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{i2} p_{i2}, \dots, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{id} p_{id} \right]$$

其中, a_i 为权重系数.

5 使用基于权重的QPSO优化BP神经网络权值和阈值

利用 QPSO 优化 BP 神经网络权值和阈值的主要步骤如下:

步骤 1: 初始化种群; 在[0,1]范围内初始化第一代种群;

步骤 2: 对量子态进行表达,第一次对粒子的适应度评估,如满足结束条件,则转到步骤 8, 否则继续步骤 3;

步骤 3: 随机初始化第一代粒子的相位变化量为[0,1]中的随机数,计算粒子历史最优的相位、全局最优粒子相位.对量子态表达,并进行适应度评估;迭代次数加 1;如满足结束条件,则转到步骤 8, 否则继续步骤 4;

步骤 4: 更新粒子相位的变化量,并且更新粒子;

步骤 5: 判断粒子是否需要相位跳变, 如果是, 则进行跳变相位, 否则直接转到步骤 6;

步骤 6: 根据预设的粒子状态观测概率选择粒子的状态, 使粒子坍塌; 并将粒子映射到预设的空间范围内;

步骤 7: 对坍塌好的粒子进行适应度评价; 如满足结束条件则转到步骤 8; 否则更新全局最优和历史最优, 转到步骤 3;

步骤 8: 结束算法, 并且输出最优值.

利用 QPSO 优化 BP 神经网络算法的主要流程如图 2 所示:

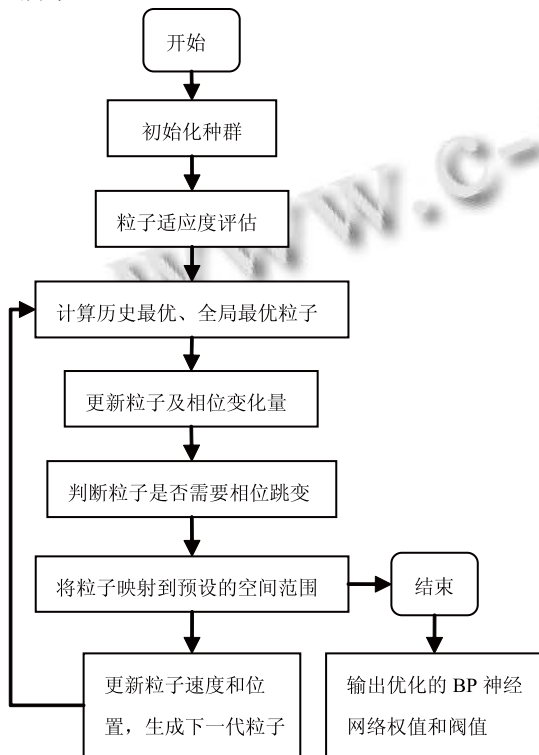


图 2 QPSO 优化 BP 神经网络流程图

6 实验结果

该方法已经应用到大庆某采油厂节能信息系统中, 现以该厂第一采油矿的重点耗能设备注水泵机组单耗的实际数据来验证本文提出的基于 QPSO 和 BP 神经网络组合预测方法的有效性. 预测注水泵机组单耗主要需要三个参数, 电动机实际运行电压, 电动机实际运行电流和注水泵的实际流量. 因此, BP 神经网络的输入神经元个数为 3, 输出神经元个数为 1. 根据实际经验和仿真实验确定隐含层个数为 15 层. 选取 60 组数据样本作为测试对象, 其中 40 组数据作为训练样本, 20 组数据做为测试样本. QPSO 的粒子种群大小为 100, 进化代数 1000,

交叉使用的概率为 0.5, 变异用到的概率为 0.0018.

表 1 为基于改进的 QPSO 与 BP 神经网络预测方法的预测结果, 图 3 为基于改进的 QPSO 与 BP 神经网络预测方法与实际情况对比图. 通过表 1 可以看出, 基于改进的 QPSO 与 BP 神经网络结合方法进行预测的结果误差值均低于 3%, 预测结果与实际值接近, 可判定该方法的有效性.

表 1 基于 QPSO 与 BP 神经网络预测结果

序号	实际值 kW · h/m ³	预测值 kW · h/m ³	误差 (%)
1	5.0765	5.1062	0.5850
2	5.6649	5.7021	0.6567
3	5.1737	5.1611	-0.2440
4	5.7272	5.6360	-1.500
5	5.26.2	5.1245	-2.500

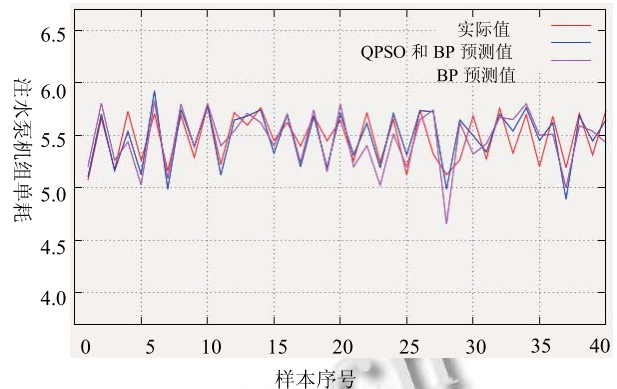


图 3 基于 QPSO 与 BP 神经网络预测与实况比较

图 4 为 QPSO 与遗传算法改进 BP 神经网络预测对比图, 通过对比图可以发现, 本文提出的基于改进的 QPSO 与 BP 神经网络相结合的方法有更优的预测效果.

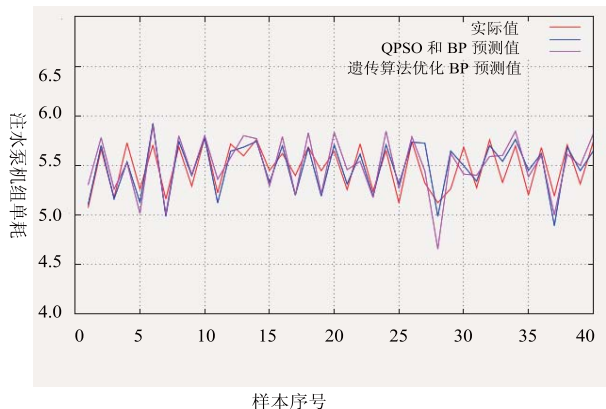


图 4 QPSO 与遗传算法改进 BP 神经网络预测对比图

(下转第 185 页)

表,使用路径索引可以先对路径/employees/employee/name 对应的元素进行定位,然后沿着父指针找到满足条件的/employees/employee 路径对应的元素.

3.3.3 结构导航索引

结构导航索引使用树或有向图表示 XML 文档的结构,并保存文档的所有路径.一般适用于自顶向下的查询.

为了进行有效的查询,在设计 XML 存储系统时要建立相应的索引机制满足查询的要求.

4 结语

传统的 SaaS 应用中,解决多租户数据存储问题,大都基于关系数据库,但这些解决方案各有优缺点,XML 正好弥补了关系数据库的不足,NXD 保留了

XML 动态性和良好的扩展性,可以在 SaaS 应用中广泛使用.

参考文献

- Grund M, Schapranow M, Krueger J, et al. Shared Table Access Pattern Analysis for Multi-Tenant Applications. AMIGE, IEEE Symposium, 2008.
- 陈静,蔡鸿明,徐博艺.网站内容管理及个性化网页系统的研究与实现.计算机应用于软件,2007,24(9):14-16.
- 周爱武,李孙长,程博,夏松.XML 数据库的研究与应用.计算机技术与发展,2009,19(9):218-221.
- 王鑫,袁晓洁,冯志勇,张坤龙,王树义.原生存储方案的数据更新机制.计算机应用,2010,30(3):821-824.
- 罗时辉.XML 数据存储管理系统.南京:南京理工大学,2003.
- 周忠海,泮利,张奚宁,张涛.BP 神经网络及其在图像压缩中的应用.中国水运(理论版),2006,(6).
- Martin HT, Demuth BH, Beale HM.戴葵,等译.神经网络设计.北京:机械工业出版社,2002.
- Sollich P, Krogh A. Learning with ensembles:How over-fitting can be useful. In: Touretaky D, Mozer M, Hasselmo M, eds. Advances in Neural Information Processing Systems 8. Cambridge, MA: Mit Press, 1996: 190-196.
- 张丽平,俞欢军,陈德钊,胡上序.粒子群优化算法的分析与改进.信息与控制,2004,(5).
- 方伟,孙俊,谢振平,须文波.量子粒子群优化算法的收敛性分析及控制参数研究.物理学报,2010,(6).
- 李盼池,王海英,杨雨.基于 T-S 模型和 PQGA 的油田指标预测方法.计算机应用与软件,2012,(4).
- 朱红求,阳春华,桂卫华,李勇刚,钱坚.基于 SVM 和混沌 PSO 的除钴过程工艺指标预测.中南大学学报(自然科学版),2010,(4).
- 冯云.一种基于神经网络和多元统计分析的动态预测建模方法[学位论文].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2005.
- 张国翊,胡铮.改进 BP 神经网络模型及其稳定性分析.中南大学学报(自然科学版),2011,(1).
- 王俊清.BP 神经网络及其改进.重庆工学院学报(自然科学版),2007,(3).
- 陈流豪.神经网络 BP 算法研究综述.电脑知识与技术,2010: 36.

(上接第 97 页)

参考文献

- 李盼池,王海英,杨雨.基于 T-S 模型和 PQGA 的油田指标预测方法.计算机应用与软件,2012,(4).
- 朱红求,阳春华,桂卫华,李勇刚,钱坚.基于 SVM 和混沌 PSO 的除钴过程工艺指标预测.中南大学学报(自然科学版),2010,(4).
- 冯云.一种基于神经网络和多元统计分析的动态预测建模方法[学位论文].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2005.
- 张国翊,胡铮.改进 BP 神经网络模型及其稳定性分析.中南大学学报(自然科学版),2011,(1).
- 王俊清.BP 神经网络及其改进.重庆工学院学报(自然科学版),2007,(3).
- 陈流豪.神经网络 BP 算法研究综述.电脑知识与技术,2010: 36.
- 周忠海,泮利,张奚宁,张涛.BP 神经网络及其在图像压缩中的应用.中国水运(理论版),2006,(6).
- Martin HT, Demuth BH, Beale HM.戴葵,等译.神经网络设计.北京:机械工业出版社,2002.
- Sollich P, Krogh A. Learning with ensembles:How over-fitting can be useful. In: Touretaky D, Mozer M, Hasselmo M, eds. Advances in Neural Information Processing Systems 8. Cambridge, MA: Mit Press, 1996: 190-196.
- 张丽平,俞欢军,陈德钊,胡上序.粒子群优化算法的分析与改进.信息与控制,2004,(5).
- 方伟,孙俊,谢振平,须文波.量子粒子群优化算法的收敛性分析及控制参数研究.物理学报,2010,(6).