

基于改进粒子群优化算法的 BP 预测模型^①

王行甫, 陈宏亮

(中国科技大学 计算机科学与技术学院, 合肥 230027)

摘要: 该论文提出了基于改进粒子群优化的 BP 算法. 在该算法中, 通过对粒子群优化算法中的惯性权重的计算方法的改进, 同时利用改进的 PSO 算法替代了 BP 算法中的梯度下降算法, 使得改进后的算法具有不易与陷入局部极小等优点. 并将该算法利用在预测气温上, 实验证明: 改进后的算法在预测模型上能够取得较好的预测效果, 提高预测精度.

关键词: 粒子群算法; BP 算法; 气温预测; 惯性权重; 梯度下降算法

BP Forecast Model Based on Improved PSO Algorithm

WANG Xing-Fu, CHEN Hong-Liang

(Compute Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: A BP prediction model which based on improved PSO algorithm is proposed in this essay, in this algorithm, I modify the way to calculate the inertia weight, and use the improved PSO algorithm instead of the gradient descent algorithm, Make this changes it will not fall into local minimum. And use this way to forecast the weather, through the experiment result I find that the improved algorithm has high efficiency, and it also improve the prediction accuracy.

Key words: PSO; BP algorithm; weather forecast; inertia weight; gradient descent algorithm

BP(Back Propagation)网络是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组提出, 是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. BP 网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系, 而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程. 它的学习规则是使用最速下降法, 通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值, 使网络的误差平方和最小, 但是由于梯度下降算法的固有缺陷, 标准的 BP 学习算法通常具有收敛速度慢且容易陷入局部极小值的缺点. 粒子群算法和遗传算法都是群智能型算法, 但是由于粒子群算法简单不需要遗传, 变异和交叉等操作, 故应用广泛^[1-4]. 基于基本粒子群算法的 BP 算法, 利用粒子群算法调节 BP 网络的权值, 是 BP 算法不依赖于梯度下降思想, 从而能根本上解决 BP 算法的本质特点.

现在主要有三种方法对 BP 算法进行改进: 第一

种: 基于遗传算法的 BP 神经网络模型, 它是基于进化中优胜劣汰、自然选择、适者生存和物种遗传思想的搜索算法, 是一种全局寻优算法^[5]; 第二种: 针对改进相关参数来改进 BP 算法, 如改进误差函数的改进以及激励函数的改进等^[6]; 第三种: 基于 PSO 的改进 BP 算法^[7], 本文也就基于第三种方法对其进行改进的.

该论文提出一种基于改进粒子群的 BP 算法, 通过自适应动态调节粒子群算法的惯性权重, 根据实际结果来动态的调节权重, 从而使算法的准确率得到提高.

1 粒子群优化算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization PSO)是由美国电气工程师 Russell Eberhart 和社会心理学家 James Kennedy 受到自然界鸟群和鱼群的社会性行为的启发, 于 1995 年提出的一种基于简单社会模型的智能

^① 基金项目: 国家科技重大专项(2012ZX10004301-609)

收稿时间: 2013-08-30; 收到修改稿时间: 2013-10-14

算法. PSO 算法求解优化问题时, 问题的解就是搜索空间中的一个粒子的位置. 所有粒子都有一个被优化函数决定的适应度值和一个决定它们飞行方向与距离的速度. 在优化过程中, 每个粒子记忆、追随当前的最优粒子, 在解空间中进行搜索. PSO 算法初始化为一群随机粒子, 然后通过每次迭代来找到个体极值 p_{best} 和一个全局极值 g_{best} ^[8]. 其数学意义是: 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, 其中粒子按照公式 1, 和式 2 来更新位移和速度:

$$v_{id}^{k+1} = W * v_{id}^k + c1 * rand() * (p_{id}^k - x_{id}^k) + c2 * rand() * (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (1)$$

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

为了更好的提高算法的探索和开发的能力, Shi 等人引入了惯性权重 w, 即公式(1)中的 w, 其中 c1 和 c2 是学习因子, rand()是介于(0,1)之间的随机数.

2 基于改进的粒子群的BP算法

惯性权重 w 将影响 PSO 的全局与局部寻优能力, w 值越大, 全局寻优能力越强, 而此时局部搜索能力则相应较弱一些, 相反, 当 w 值越小时则其局部寻优能力增强, 而全局寻优能力减弱. 刚开始出现惯性权重时, 其是一个常量, 但随着后来的实验和研究发现, 动态的惯性权值能够获得比固定值更好的寻优结果. 目前, 采用的较多的惯性权值是 shi 建议提出的线性递减权值策略, 即

$$W(t) = W_{max} - \frac{W_{max} - W_{min}}{t_{max}} * t \quad (3)$$

其中 t 为当前的迭代次数, W_{max} 是最大惯性权值, W_{min} 是最小惯性权值, t_{max} 是最多迭代次数.

3 改进的粒子群优化算法

由于惯性权值在寻优方面是个很重要的参数, 如果对其在寻优过程中能够获得一个很恰当的参数, 对寻优的结果将会是一个大大的提高. 通过利用惯性权重(3)的公式来调节参数, 在开始能够获得一个较大的惯性权值, 使粒子有较强的全局搜索能力, 随着迭代次数的增加, 惯性权重的值将会越来越小, 以此来提高局部搜索的能力, 这种方法会存在一个弊端: 当你在某一次迭代或许在以后的迭代过程中, 在此惯性权

重的大小下都是自适应的, 但是如果利用这个表达式对其进行计算, 则其惯性权重的大小一定会发生变化, 而且这种变化是不可逆的, 因为在此表达式下惯性权重的值都会越来越小, 所以在以后的迭代过程中, 都不可能不会出现与此惯性权重相等的值, 针对此弊端, 本文提出一种改进的粒子群优化算法.

改进的粒子群优化算法主要通过动态的根据公式来对惯性权值进行比较, 以此来获得寻优结果. 在算法起始时, 先取较大的惯性权值, 使其具有较强的全局搜索能力, 如果在寻优过程中, 将当前的迭代的适应度的值 f_i 与前一次迭代的适应度的值 f_{i-1} 做比较, 如果 $f_i = f_{i-1}$, 这说明粒子群已经很有可能陷入局部最小值, 此时通过公式(3)来线性调整此时惯性权重的值, 如果 $f_i \neq f_{i-1}$, 此时保持惯性权重的值与上一次的值相等, 通过上述调节来让粒子自己通过如下公式动态的控制权值, 使其能够达到动态的寻优过程. 利用上述思想, 得到惯性权值的分段公式如下所示:

$$W = \begin{cases} W_{max} - \frac{W_{max} - W_{min}}{t_{max}} * t & f_i = f_{i-1} \\ W & f_i \neq f_{i-1} \end{cases} \quad (4)$$

其中 t 为当前的迭代次数, W_{max} 是最大惯性权值, W_{min} 是最小惯性权值, t_{max} 是最多迭代次数, f 表示适应度的值.

4 基于改进的PSO的BP算法

基于 PSO 的 BP 算法的思想在于, 通过 PSO 算法来训练 BP 所需要的权值和阈值(将该算法记为 IPSOBP), 在训练过程中, 将 BP 网络的误差来作为 PSO 算法的适应度的值, 通过设定迭代次数或者误差系数, 作为粒子最后停止循环迭代的条件. 基于改进的粒子群的 BP 算法的流程如下所示:

① 初始化, 初始化粒子群算法所需的各参数, 比如: 迭代次数, 最大惯性权值等, 同时根据实验所需的数据来设置神经网络的结构.

② 计算每个粒子适应度的值: 逐次输入每个粒子, 其可以通过 BP 网络得出一个值, 通过输出值和输入值来计算适应度, 对于 BP 算法的隐含层, 使用 sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x} \quad (5)$$

判断算法是否到达最大迭代次数或者达到程序所指定的误差,若达到,则转向 5,否则执行步骤 3.

③ 通过步骤 2,来分别计算全局最优值和局部最优值,并分别更新之.

④ 按照公式(4)来更新粒子的惯性权值.

⑤ 按照公式(1)和(2)来分别更新粒子的位置和速度,同时判断更新后的速度和位移是否在有效值之内.

⑥ 算法迭代停止,此时全局最优值即为 BP 算法的权值和阈值.

5 实验分析

最近几年来,随着气候的异常,来带来的传染病的频发,对人们的生活带来了很大的影响,所以对于气温的预测尤其变得重要,但是众所周知,对于气温其所受其他因素的影响较多,比如:湿度,气压,风速等.在文章中通过基于改进的 PSO 的 BP 算法来对气温进行预测,并通过安徽 2000-2010 年的气象数据进行处理,将 2000-2009 年的数据作为训练样本,而对 2010 年的数据作为预测样本.

在对数据进行训练以前,由于影响气温的因素有很多,故对其进行了相关的预处理,将十二个因素做主成分分析,提取出四个主成分,并将其进行归一化,减少数据间由于数据大小的不同而引起的差异,从而减小预测的效果.

在 PSO+BP 算法中,我们将 PSO 算法中的 c_1 和 c_2 设定为 2, $\text{rand}()$ 是 0 和 1 之间的随机数,惯性权值 w 随着文中提出的公式进行变化, BP 的隐结点数设为 10, α 取 0.075, η 取 0.15, 其他取值均取常规值.

通过主成分分析,最终选择预测目前 3 天的平均气温、平均气压、最大风速、平均湿度作为预测模型的重要因子,通过前三天的四个因子的输入来预测第四天的平均气温,通过不同迭代次数的误差进行比较,发现改进过后的 PSO+BP 算法在预测精度方面相比有所提高,如图所示:

对于 IPSOBP 算法,其在预测结果和实际结果间的比较图形如下所示:

通过预测结果图形,发现其预测结果和真实结果基本一致.

6 结语

通过对 PSO 惯性权重的计算方法的改进,并且利

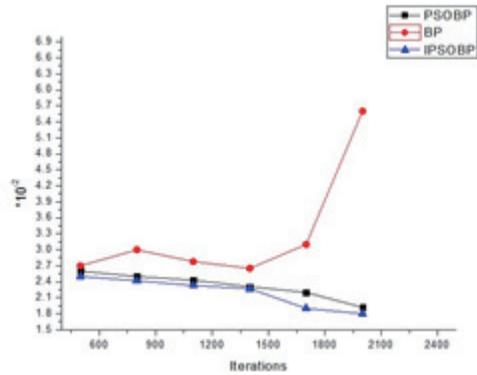


图 1

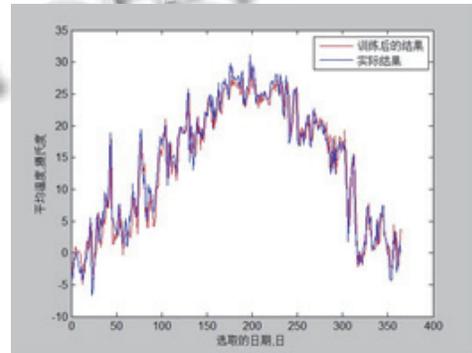


图 2

用预测平均气温来对其进行验证,发现改进后的 PSO+BP 算法在预测精度方面较之有所提高,同时通过 PSO 算法来对 BP 算法进行训练,使得其在稳定性方面和精度方面都比单纯的利用 BP 算法的性能要高.

参考文献

- 1 潘昊,侯清兰,基于粒子群优化算法的 BP 网络学习研究.计算机工程与应用,2006,17(10):41-43
- 2 于雪晶,麻肖妃等,动态粒子群优化算法.计算机工程,2010,36(4):193-197.
- 3 Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. Proc. IEEE International Conf. on Neural Networks. Perth. Australia. 1995. 1943-1948.
- 4 Eberhart RC, Shi YH. Particle swarm optimization: developments, application and resources. Proc. the 2001 Congress on Evolutionary Computation. 2001. 81-86.
- 5 Boeringer DW, Werner DH. Particle swarm optimization versus genetic algorithms for phased array synthesis. IEEE Trans. of Antennas Propagation, 2004, 52(3): 771-779.

(下转第 143 页)

AHD, 通过锚节点到未知节点的跳数来计算其相应锚节点对未知节点的权重影响因子. 通过两次对平均每跳距离的改进, 经实验结果仿真分析, 该算法提高了定位精度.

该算法提高了定位精度, 但在节点能耗方面损耗较大. 在今后的工作中, 我们将对该算法的节点能耗做进一步研究.

参考文献

- 1 Du XJ, Huang KJ, Liu F. Micro-ANP: A novel network protocol architecture for underwater sensor network. ICSMIM. 2012,12.
- 2 Du XJ, Lan SL, Liu F, Feng ZX. Micro-ANP network protocol architecture and simulation implementation. TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 11(4): 1757-1768.
- 3 Guo Z, Peng Z, Wang B, Cui JH, Wu J. Adaptive routing in underwater delay tolerant sensor networks. 2011 6th International ICST Conference on Communications and Networking in China. 2011. 1044-1051.
- 4 Cong YP, Yang G, Wei ZQ, Zhou W. Security in underwater sensor network. 2010 International Conference on Communications and Mobile Computing. 2010. 162-168.
- 5 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感网络. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- 6 Partan J, Kurose J, Levine BN. A survey of practical issues in underwater networks. Proc. of ACM International Workshop on Underwater Networks (WUWNet). 2006. 17-24.
- 7 Harter A, Hopper A, Steggle P, et al. The anatomy of a contextaware application. Proc. of the 5th Annual ACM/IEEE Int'l Conf on Mobile Computing and Networking. Seattle, ACM Press, 1999. 59-68.
- 8 Girod L, Estrin D. Robust range estimation using acoustic and multimodal sensing. Proc. IEEE/RSJ Int'l Conf Intelligent Robots and Systems(IROS'01). Maui, Hawaii, USA. 2001. 1312-1320.
- 9 Priyantha NB, Miu AKL, Balakrishnan H, et al. The cricket compass for context-aware mobile applications. Proc. of the 7th Annual Int'l Conf on Mobile Computing and Networking. Rome: ACM Press, 2001.1-14. <http://nms.lcs.mit.edu/papers/CricketCompass.pdf>.
- 10 Girod L, Bychovskiy V, Elson J, et al. Locating tiny sensors in time and space: a case study. Proc. of the 2002 IEEE Int'l Conf on Computer Design: VLSI in Computers and Processors. Freiburg. IEEE Computer Society. 2002. 214-219. <http://lecs.cs.ucla.edu/Publications/papers/iccd-2002.pdf>.
- 11 Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices. IEEE Personal Communications Magazine, 2000, 7(5): 28-34.
- 12 Niculescu D, Nath B. DV based positioning in ad hoc networks. Journal of Telecommunication Systems, 2003, 22(1/4): 267-280.
- 13 We T, Huang C, Blum B M, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks. Proc. of the Ninth Annual International Conference on Mobile Computing and Networking(MobiCom ZOOS). San Diego, California. Sep. 2003. 81-95.
- 14 Zhou Z, Jun-Hong C, Amvrossios B. Scalable Location with Mobility Pr edition for Underwater Sensor Networks. INFOCOM 2008. The 27th Conference on Computer Communications. IEEE. 2008. 2198-2206.
- 8 Zhang JR, Zhang J, Lok TM, Lyu MR. A hybrid particle swarm optimization back propagation algorithm for feedforward neural network training. Applied Mathematics and Computation, 2007, 185(2): 1026-1037.
- 8 Yan W, Zhu ZD, Hu R. A hybrid genetic/BP algorithm and its application for radar target classification. Aerospace and Electronics Conference, NAECON, Proc. the IEEE 1997 National. 1997. 981-984.
- 7 陆琼瑜, 童学锋. BP 算法改进的研究. 计算机工程与设计, 2007, 28(3).

(上接第 137 页)