

基于人工蜂群的 BP 神经网络算法^①

李卫华, 徐 涛, 李小梨

(惠州学院 计算机科学系, 惠州 516007)

摘 要: 传统 BP 神经网络存在容易陷入局部极小点、收敛速度慢等缺点。人工蜂群算法是基于蜜蜂群体的觅食行为而提出的一种新的启发式仿生算法, 属于典型的群体智能算法。它为全局优化算法, 该算法简单、实现方便、鲁棒性强。针对 BP 神经网络算法的不足, 提出利用人工蜂群算法交叉优化 BP 网络参数的权值和阈值, 实验证明该优化算法确实提高了解的精度, 加快了网络收敛速度。

关键词: BP 神经网络; 人工蜂群; 权值; 阈值

BP Neural Network Based on Artificial Bee Colony Algorithm

LI Wei-Hua, XU Tao, LI Xiao-Li

(Computer Science Department, Huizhou University, Huizhou 516007, China)

Abstract: The traditional BP neural network algorithm has some bugs such that it is easy to fall into local minimum and the slow convergence speed. Artificial Bee Colony Algorithm, which based on foraging behavior of honeybee swarms, is a new heuristic bionic algorithm and a typical kind of swarm intelligence algorithm. It is a global optimum algorithm with many advantages such as simple, convenient and strong robust. In this paper, a new BP neural network based on Artificial Bee Colony Algorithm was proposed to optimize the weight and threshold value of BP neural network. The result shows that the new algorithm improves the precision and expedites the convergence rate.

Key words: BP neural network; artificial bee colony algorithm; weight; threshold value

神经网络作为一种先进的人工智能技术, 它十分适合处理非线性和含噪音的数据, 尤其是对那些以模糊、不完整、不严密的知识或数据为特征问题的处理。神经网络有自适应、自学习、自组织、较好的容错性、鲁棒性、并行性和联想记忆等优点, 现已被广泛用于解决模式识别、预测预报、优化控制和智能决策等问题^[1-3]。

迄今为止, 应用得最广泛的人工神经网络学习算法是误差方向传播算法 (BP 算法), 这是一种有监督的学习算法, 具有理论依据坚实、推导过程严谨、物理概念清晰及通用性好等优点。BP 神经网络算法在实际应用中尚存在如下不足^[4,5]: ①BP 网络算法的误差函数是沿梯度下降方向的, 是一种单点搜索算法, 全局搜索能力低下, 易陷入局部极小值; ②BP 网络对权

值的学习, 由于其初始结构参数的随机性, 使其结果也存在一定随机性; ③BP 网络初始结构参数的随机性还导致了网络收敛速度过慢, 训练易陷于瘫痪状态。

本文结合人工蜂群(ABC)算法与神经网络的优势, 提出一种基于人工蜂群的 BP 神经网络算法, 能有效地解决这些不足。该算法通过在神经网络训练中, 引入人工蜂群(ABC)算法交叉优化 BP 网络参数的权值、阈值, 从而提高 BP 神经网络算法解的精度和收敛速度。

1 BP神经网络

BP 算法的基本思想是: 先赋予网络初始权值和阈值, 通过层间前向信息传递计算出网络的输出值, 再根据实际输出和期望输出之间的误差来修改网络的权

① 基金项目: 广东高校优秀青年创新人才培育项目(LYM09128); 惠州学院自然科学青年项目(C210.0306)

收稿时间: 2011-08-26; 收到修改稿时间: 2011-10-25

值和阈值，借助于反复训练和比较使算法的模拟误差达到最小。

BP 网络分为输入层、隐藏层和输出层，层与层之间采用全互连方式，层内神经元之间无连接，其模型结构如图 1 所示。

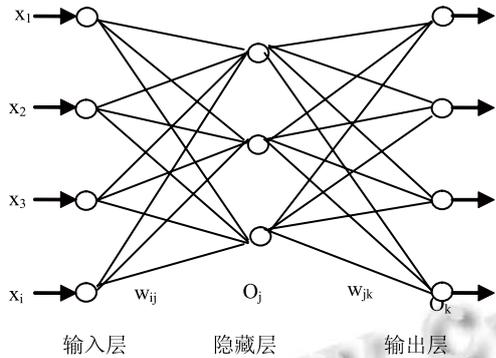


图 1 BP 网络模型结构

神经网络的运行过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中，输出层的信息是输入层信息通过隐藏层单元逐层处理传向输出层而得到的。若给定输入层向量 X ，则中间的隐藏层节点 j 的输入为：

$$I_j = \sum_i w_{ij} O_i + \theta_j \quad (1)$$

O_i 为单元 i 的输出， θ_j 为改变单元 j 活性的阈值。采用 S 型激活函数，节点 j 的输出为：

$$O_j = f(I_j) = \frac{1}{1 + e^{-I}} \quad (2)$$

同理，可以得到输出层节点 O_k 的输出。

如果输出层不能得到期望的数值，则转入反向传播，将误差信号沿原来的连接通路返回，通过修改各层神经元的权值和阈值，逐次地向输入层传播进行计算，再经过正向传播过程。这两个过程的反复运用，逐渐使得误差信号最小，网络学习过程就结束。

对于输出单元 k ，误差定义为：

$$Err_k = o_k(1 - o_k)(T_k - o_k) \quad (3)$$

其中， T_k 为输出层单元 k 的期望输出，更新权重和阈值，取 1 为学习率，主要是为了避免陷入局部最优解。

$$\Delta w_{ij} = l \cdot Err_k O_j \quad (4)$$

$$\Delta \theta_k = l \cdot Err_k \quad (5)$$

同理，可得隐藏层节点 j 的权重和阈值修改量。

2 人工蜂群算法

人工蜂群(ABC)算法是 Karaboga^[6]为解决多变量函数优化问题而提出的一种模拟蜜蜂群采蜜行为的群智能优化算法。在 ABC 算法^[7]中，蜂群包括引领蜂、跟随蜂和侦察蜂三个组成部分。引领蜂先去寻找食物源；跟随蜂在舞蹈区等待引领蜂带回食物源的相关信息，并根据信息选择食物源；侦察蜂则完全随机寻找新的食物源。若某个食物源被引领蜂和跟随蜂丢弃，那么和这个食物源相对应的引领蜂就变为侦察蜂。每个食物源的位置代表优化问题的一个可能解，食物源的花蜜量对应于相应解的质量或适应度(fit_i)， fit_i 根据下式计算：

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i} & f_i > 0 \\ 1 + abs(f_i) & f_i < 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中， f_i 为优化问题的目标函数。

在该算法中，引领蜂的个数=跟随蜂的个数=种群中的解的个数。首先，ABC 算法生成含有 sn 个初始解(sn 为食物源数目)。每个解 $x_i(i=1,2,\dots,sn)$ 是一个 d 维的向量， d 为优化参数的个数)。然后，引领蜂、跟随蜂和侦察蜂开始进行循环搜索，循环次数为 MCN。引领蜂采用贪婪准则，比较记忆中的最优解和邻域搜索解，当搜索解优于记忆最优解时，替换记忆解；反之，保持不变。在所有的引领蜂完成邻域搜索后，引领蜂跳摆尾舞与跟随蜂共享蜜源信息。跟随蜂根据蜜源信息以一定概率选择采蜜源，蜜量大的采蜜蜂吸引跟随蜂的概率大于蜜量小的采蜜蜂。同样，跟随蜂在采蜜源附近邻域搜索，采用贪婪准则，比较跟随蜂搜索解与原采蜜蜂的解，当搜索解优于原采蜜蜂的解时，替换原采蜜蜂的解，完成角色互换；反之，保持不变。

跟随蜂按照概率值 P_i 选择食物源， P_i 根据下式计算：

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{sn} fit_n} \quad (7)$$

引领蜂和跟随蜂根据下式进行邻域搜索：

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (8)$$

式中, $j \in \{1, 2, \dots, d\}$; $k \in \{1, 2, \dots, sn\}$, k 是随机选取的, 且 $k \neq i$; ϕ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, 这个步长也可以适当地减小。随着迭代次数的累加, $(x_{ij} - x_{kj})$ 之间的距离缩小, 搜索的空间也缩小, 也即搜索的步长缩小。动态地调整步长, 有助于算法提高精度, 并最终获得最优解。

对于引领蜂陷入局部最优, 保持 $Limit$ ($Limit$ 是 ABC 算法中一个重要的控制参数) 次迭代没有改变, 而引领蜂所得适应度又不是当前全局最优时, 放弃该食物源, 用侦察蜂随机搜索的食物源替换。设被放弃的解是 x_i , 则由侦察蜂通过下式产生一个新的解来替代:

$$x_i^j = x_{min}^j + rand(0,1)(x_{max}^j - x_{min}^j)$$

其中 $j \in \{1, 2, \dots, d\}$ 。max 和 min 分别表示集合 $\{1, 2, \dots, sn\}$ 中除去 i 之后的最大元素和最小元素。

综上所述, 跟随蜂根据适应度大小按概率状态转移, 保证大部分蜜蜂依上代历史信息选择转移路径, 侦察蜂保证始终有一部分蜜蜂随机寻径, 保证解的多样性, 有助于跳出局部最优, 而引领蜂具有精英特性, 保留上代最优路径, 可以加快算法收敛, 减小算法的振荡。正是三者的共同作用才使该算法具有更强的全局搜索能力, 而且收敛速度快^[8]。

3 基于人工蜂群的BP神经网络算法

通过把神经网络和人工蜂群算法有机地结合起来, 既利用神经网络较强的学习能力, 又结合人工蜂群算法全局搜索的特点。本文在 BP 神经网络模型的基础上, 引入人工蜂群算法, 提出基于人工蜂群的 BP 神经网络算法 (简称 ABC-BP 算法), 是对 BP 神经网络的进一步优化应用。其基本思路是: 在 BP 算法训练网络出现收敛速度缓慢时启用人工蜂群算法优化网络的运行参数, 把优化结果作为 BP 算法的初始值再训练神经网络, 这样交替运行 BP 算法和蜂群传算法, 直到达到问题要求的精度。具体算法步骤如下:

- 选定训练样本数据, 随机产生网络输入层和中间层、中间层和输出层的连接权重 w_{ij} 、 w_{jk} 。
- 按照公式(1)~(2)计算样本的实际输出 O_k 。
- 按照公式(3)计算样本实际输出值与期望值误差平方和的价值函数 E 。
- 若 $E \leq \epsilon$ 满足误差要求, 训练结束, 转至步骤 k); 否则, 进入步骤 e)。

e) 按照公式(4)(5)计算输入层和中间层、中间层和输出层的权重调整值及阈值调整值。

f) 重新计算新的连接权重和阈值 w_{ij} 、 w_{jk} 。

g) 根据新的权重和样本数据, 按照公式(1)~(3)重新计算样本的实际输出 O_k 和网络的平均误差 E 。

h) 若 $E \leq \epsilon$ 满足误差要求, 训练结束, 转到步骤 k); 否则进入步骤 i)。

i) 将权重和阈值作为人工蜂群算法的初始解, 设定参数 MCN、Limit, 将神经网络的误差 E 作为公式(6)的目标函数。

j) 调用人工蜂群算法, 求最优解。根据人工蜂群算法产生的网络权重和阈值作为神经网络模型下一次训练的初始权重值和阈值, 转步骤 e)。

k) 训练结束, 输出满足训练精度的权重 w_{ij} 、 w_{jk} 。

l) 根据确定的权重值 w_{ij} 、 w_{jk} , 输入待评估的实验数据, 输出评估结果。

4 仿真和结果分析

异或 (XOR) 问题是典型的线性不可分问题, 常用于网络算法的验证。本文用标准 BP 算法和 ABC-BP 神经网络算法进行对比实验。BP 网络采用 2-2-1 的结构, 网络的初始权值和阈值采取随机取值, 学习率 $\eta=0.1$, 误差精度设置为 10^{-10} , 最大迭代步数为 1000。

表 1 实验结果对照表

算法	网络误差	仿真结果
BP 神经算法	0.158949	{0.5389}, {0.9215}, {0.1087}, {0.4278}
ABC-BP 神经网络算法	4.24566e-009	{-0.0001}, {1.0000}, {0.0001}, {1.0000}

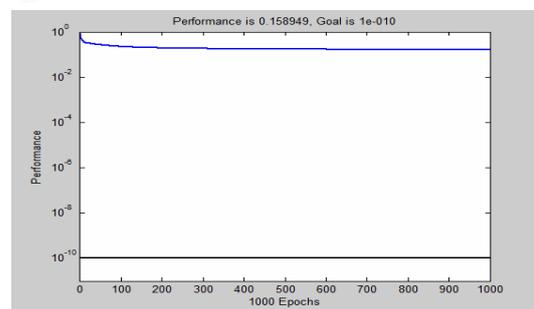


图 2 BP 神经网络算法仿真图像

BP 神经网络算法的仿真图像和 ABC-BP 神经网络的算法的仿真如图 2、图 3 所示。分析该图, 我们

(下转第 183 页)

单从数据表我们不能直观的看出测试是否存在问题，因此要比照自动生成的曲线图，以直观的重现测试过程中数据传输速率的变化。下面两幅图为 CINR=30 时，UDP_DL_UGS 的曲线图。如图 6 所示，在整个测试过程中，数据传输速率总体平稳，这说明测试是成功的。

如图 7 所示，曲线图有两次幅度较大的起伏，说明该用例测试过程出现问题，查找问题原因：一般是配置参数不正确或者硬件平台不稳定。解决问题，重新测试该用例三次，若结果如图 6，则测试成功，发布测试报告。

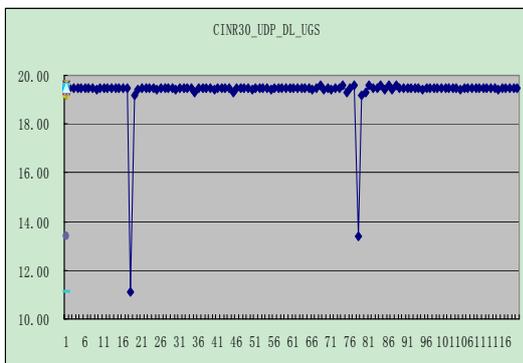


图 7 异常波形图

若问题依然存在，说明所测软件代码存在严重

BUG，修改代码，继续测试，直到测试成功。

4 结语

本文主要论述了关于 WiMAX 无线网络性能测试，重点从测试用例，测试指标，测试方法和结果分析实现性能测试中典型的 TPUT 测试。

宽带无线通信的发展使得无线接入技术显得越来越重要^[5]。宽带无线接入技术不仅可以满足移动、重定位、特殊网络应用，还能覆盖有线网络难以达到的范围。凭借其内在优势，WiMAX 业已成为通信市场发展的热点和方向。

参考文献

- 1 Epsom B. The Architecture of BCU. IEEE Communications Magazine, 2009.
- 2 Andrews JG, Ghosh A, Muhamed R. Fundamentals of WiMAX, Prentice Hall, Feb. 2007.
- 3 IEEE Std 2006, IEEE Standard for Local and Metropolitan Area Networks—part 16: Air Interface for Fixed Broadband Wireless Access Systems, 2006,(65).
- 4 Dano S. The Complete Guide to: WiMAX. WIMAX FORUM, 2006:2-19.
- 5 Zheng XQ. Wireless and network technology course. Beijing: Tsinghua University, 2004: 72-111.

(上接第 197 页)

可知，BP 神经网络中后期收敛速度缓慢，增加训练次数也达不到预期的精度要求。而 ABC-BP 神经网络的算法收敛速度快，并求解精度高。

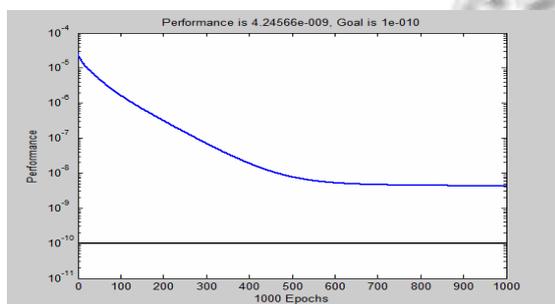


图 3 ABC-BP 神经网络的算法仿真图像

参考文献

- 1 Duda RO, et al. 李宏东等译. 模式分类(原书第 2 版). 北京:机械工业出版社, 2010.

- 2 廖开际. 数据库与数据挖掘. 北京:北京大学出版社, 2008.
- 3 韩力群. 神经网络理论、设计及应用. 北京:化学工业出版社, 2002.
- 4 崔伟. 基于遗传神经网络的个人信用评估模型的研究. 计算机工程与设计, 2009, 30(18):4272-4277.
- 5 马成前, 王庆喜. 基于局部及全局误差的 BP 神经网络研究. 武汉理工大学学报, 2009, 31(20):99-116.
- 6 Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Erciyes: Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- 7 Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony(ABC) algorithm. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3):459-171.
- 8 赵小强, 张守明. 基于人工蜂群的模糊聚类算法. 兰州理工大学学报, 2010, 36(5):79-82.