

改进 PSO-BP 算法在函数拟合中的应用

魏 巍¹, 师 娅²

(1 西安邮电大学 物联网与两化融合研究院, 陕西 西安 710061; 2 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121)

摘 要: 提出一种基于粒子群的改进 BP 算法, 该算法在网络的学习过程中首先利用粒子群算法的全局搜索性, 引入非线性惯性系数找到最优权值, 其次重新给部分粒子参数赋值, 增加粒子多样性, 从而避免早熟收敛, 进一步完善了原有粒子群算法. 建立非线性函数的 BP 神经网络模型, 并利用 MATLAB 软件对其进行拟合. 仿真结果表明, 改进算法对于非线性函数有良好的拟合能力, 拟合误差相对减小.

关键词: 神经网络; BP 算法; PSO 算法; 惯性权重; 函数拟合

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)09-0112-04

DOI:10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2017.09.023

The Application of Improved PSO-BP Algorithm in Nonlinear Function Approximating

WEI Wei¹, SHI Ya²

(1 Institute of Internet of Things and IT-based Industrialization, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710061, China; 2 School of Telecommunications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: An improved BP algorithm based on PSO is proposed. The algorithm in the network learning process using particle swarm algorithm global search, nonlinear inertial coefficient to find the optimal weights, then back to the part of the particle parameter assignment, so as to avoid premature convergence, further improve the original particle swarm optimization algorithm. The BP neural network model is constructed based on the dimensional nonlinear function. The simulation results show that the improved algorithm has good fitting ability to two dimensional nonlinear function and fitting error is improved.

Key words: neural network; BP algorithm; PSO algorithm; inertia weight; function approximate

1 引言

非线性系统常常存在于各类科学实验和工程应用中, 在这些领域中不乏大量的函数拟合问题^[1]. 解决这些函数拟合问题的常用方法有最小二乘法、指数平滑法、多项式回归法等^[2], 但是此类方法并未得到良好效果. 人工神经网络在解决非线性问题上具有强大的数据识别和模拟能力^[3], 然而, 单独使用神经网络算法训练函数常常达不到理想效果.

基于上述问题, 将擅长全局搜索寻优的粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)进行改进, 并将

改进后的粒子群算法与反向传播(Back Propagation, BP)神经网络相结合, 建立用于函数拟合的神经网络模型. 改进算法在网络的学习过程中首先利用粒子群算法的全局搜索性^[4], 引入非线性惯性系数找到最优权值, 其次重新给部分粒子参数赋值, 避免早熟收敛. 最后用实例检验该方法的可靠性.

2 PSO 算法及其改进

标准 PSO 算法本身有较大的局限性. 首先惯性权重系数的选择没有具体的理论标准, 其次对某些具有多个局部最小值的函数会产生早熟收敛的问

收稿日期: 2016-12-23; 修回日期: 2017-01-18

基金项目: 陕西省教育厅科学研究计划资助项目(12JK0541)

题,对于这些问题提出了改进方法。

2.1 PSO 算法

PSO 算法模拟鸟群寻找食物,其基本思想是根据当前搜索到的局部最优解来寻找全局最优解^[6]。粒子群当中的粒子依据自身和其他粒子的飞行经验改变自身速度和位置,经过实时调整后,群体最终得到最优解。

假设在 P 维搜索空间中,有规模为 M 的粒子群,第 i 个粒子位置和速度的初始化分别为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iP})$ 和 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iP})$,自身历史最优位置表示为 $p_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,群体历史最优位置表示为 $g_{best} = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{id})$ 。之后粒子群通过以下公式来更新速度和位置^[6]:

$$v_{iP}(t+1) = c_1 r_1 (p_{best} - x_{iP}(t)) + w \times v_{iP}(t) \quad (1)$$

$$x_{iP}(t+1) = x_{iP}(t) + v_{iP}(t+1) \quad (2)$$

式中, w 是惯性权重系数; c_1 和 c_2 是加速因子; t 为粒子当前位置; r_1 和 r_2 是随机数; $v_{iP}(t)$ 和 $v_{iP}(t+1)$ 分别表示粒子当前速度和更新后的速度; $x_{iP}(t)$ 和 $x_{iP}(t+1)$ 分别表示粒子当前位置和更新后的位置。每个粒子都会根据由目标函数所决定的适应度值来评价当前位置的优劣状态。

2.2 改进的 PSO 算法

2.2.1 惯性权值的选择

在标准 PSO 算法中惯性权值始终为一个常数,算法的搜索方向性不强,从而不能满足整个搜索过程。因此在进行全局搜索时选用大的权重系数,而进行局部搜索时,小的权重系数比较有利。越来越多的学者开始研究使用变化的惯性权值,例如,Shi 等人提出了线性递减权值(LDW)的系数选择方法^[7],其权值计算公式为

$$w = w_{best} - (w_{start} - w_{end}) \times t_{iter} / T_{maxiter} \quad (3)$$

式中, w_{start} 和 w_{end} 分别表示初始权重因子和截止权重因子, t_{iter} 表示当前迭代次数, $T_{maxiter}$ 表示最大迭代次数。

此方法中线性递减的权值选择仍然容易使函数收敛到局部极值,进而形成局部最优^[8]。为了解决这个问题,本文对标准线性递减权值策略中的惯性权重系数进行改进,引入非线性递减的自适应惯性权重系数,其改进公式如下:

$$w = w_{start} + (w_{start} - w_{end}) \times t_{iter}^2 / T_{maxiter}^2 \quad (4)$$

在改进算法中,初期使用较大的惯性权重系数,使算法的全局搜索能力更强;后期使用较小的惯性权重系数,使算法的局部搜索能力更强。

2.2.2 增加粒子多样性

标准粒子群算法会发生早熟收敛现象,也就是说当部分粒子陷入局部最优解时,算法本身认为解已经收敛,但实际上并没有达到全局收敛^[9]。因此在算法进行过程中应尽快替换已经达到收敛的部分粒子,创造新的粒子,完成粒子群中粒子的部分变异。王海峰等^[10]提出了全局最优位置变异 PSO。当全局最优位置在经过一定次数的迭代后没有变化,则让全局最优位置随即变异。本文采取的变异 PSO 是让粒子在当前所有迭代过程中都有可能产生变异。在每一次迭代中,随机选择粒子的某个维度并变异该维度位置分量,替换完成后再进行下一步的迭代。这样当粒子每次陷入局部最优时,粒子都有可能通过变异跳出局部最优,重新进行迭代,直到达到全局最优。

3 IPSO-BP 算法实现

IPSO 优化 BP 神经网络的方法是:通过 PSO 算法寻优得到最佳粒子位置分量,用其表示 BP 网络结构中的连接权值和阈值。粒子群的维数由连接权值和阈值的数量确定,适应度函数为训练数据的输出误差。误差表示粒子在种群中的搜索能力,越小表示性能越好。粒子群当中的粒子不断在空间内进行搜索移动,根据改进公式更新速度和位置,改变着层与层之间的误差,进而网络的权值与阈值也随之进行更新。通过上述这些搜索步骤,BP 神经网络便会得到最优权值和阈值。每次迭代过程中产生误差最小的粒子就是当前搜索到的全局最优粒子。以下为算法实现具体步骤。

第一步:对种群的各个参量,包括种群规模、学习因子、最大迭代次数、目标误差和粒子的初始位置与速度进行赋值。

第二步:根据适应度函数 $F(x)$ 计算粒子的适应度值,粒子个体的最佳位置用 p_{best} 表示,种群中的最佳位置用 g_{best} 表示。

第三步:更新粒子个体最佳位置和粒子群最佳位置。对于每个粒子,将 $F(x)$ 与 p_{best} 进行比较,如果小于 p_{best} ,则用当前粒子位置替换个体历史最优位置;将每个粒子的 $F(x)$ 与 g_{best} 进行比较,如果小于 g_{best} ,则用当前位置替换群体最佳位置。

第四步:根据改进后的惯性权值公式分别计算并不断更改粒子的位置和速度。

第五步:进行位置变异。以一定的概率重新初始化某些粒子。

第六步:若算法满足最大迭代条件或收敛于最小误差,判定算法结束,转到第七步.反之,迭代次数增加,转入第四步.

第七步:算法结束,粒子群找到最优解,将此最优解作为 BP 神经网络的参数.

图 1 为改进算法 IPSO-BP 的具体流程图.

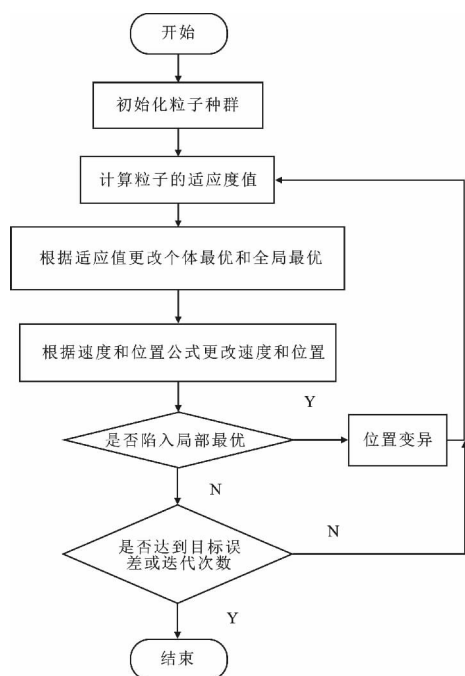


图 1 改进算法 IPSO-BP 流程图

4 实例分析

4.1 模型建立

仿真实验选取非线性函数 $z = x^2 - y^2$, 俗称马鞍面, 其函数模型如图 2 所示.

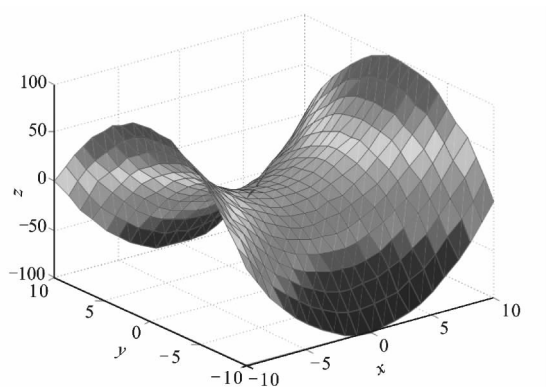


图 2 非线性函数 $z = x^2 - y^2$ 示意图

4.2 结果分析

选取平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 做为预测样本的评价指标. 图 3、图 5 和图 7 分别为三种算法下的网络预测输出与期望输出. 图

4、图 6 和图 8 分别为三种算法下网络预测误差.

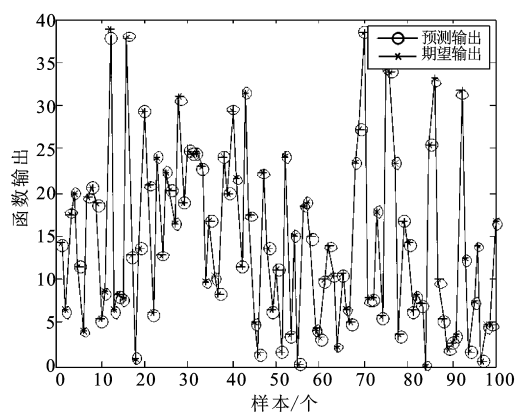


图 3 BP 网络模型预测结果

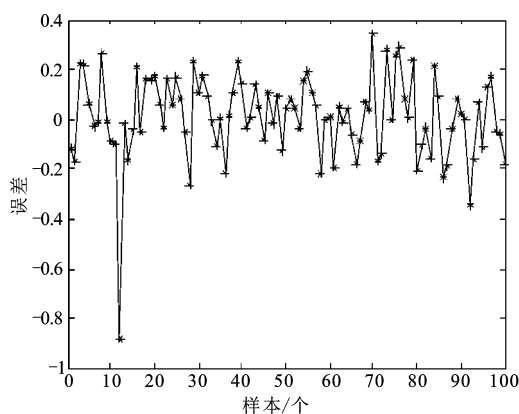


图 4 BP 网络模型预测误差

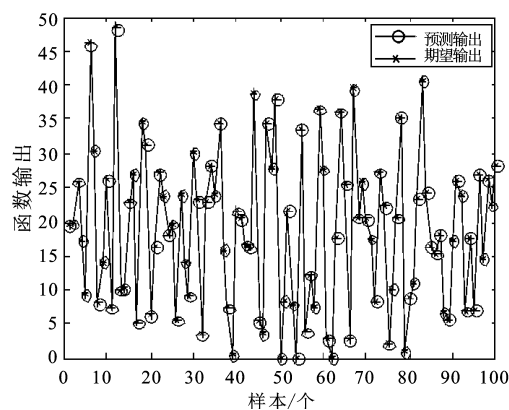


图 5 PSO-BP 网络模型预测结果

由仿真结果可得, BP 网络模型的预测误差较高, 最高可达 0.9, 而 PSO-BP 网络模型误差较 BP 网络模型有所降低, 最高误差为 0.51. IPSO-BP 网络模型所得拟合误差相对前两者最小, 最大误差为 0.23.

表 1 所示为三种算法的平均绝对误差、均方根误差的统计结果. 可得出改进后算法所建立的函数拟合模型的 MAE 和 RMSE 均低于 BP 网络模型和 PSO-BP 网络模型.

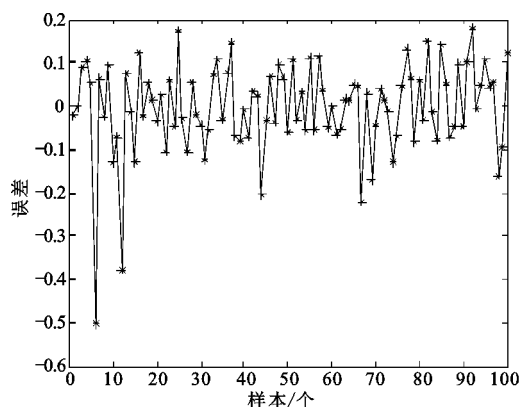


图6 PSO-BP 网络模型预测误差

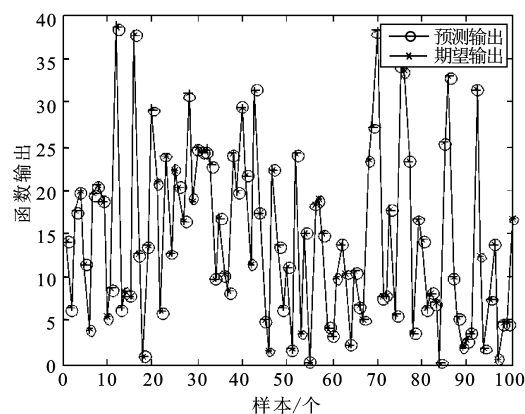


图7 IPSO-BP 网络模型预测结果

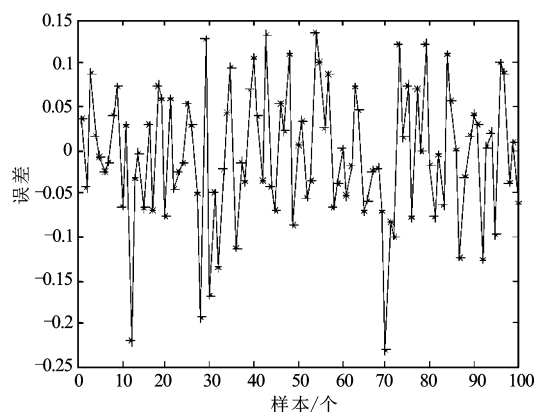


图8 IPSO-BP 网络模型预测误差

表1 三种模型拟合误差比对比表

函数拟合误差指标	BP 算法	PSO-BP 算法	IPSO-BP 算法
MAE	0.237 9	0.023 2	0.022 7
RMSE	2.116 9	0.096 9	0.082 5

5 结束语

BP 神经网络算法寻优时易陷入局部极值,因此

将其与粒子群算法相结合,利用粒子群算法的全局搜索寻优的优点,并在标准 PSO 算法中引入非线性递减的惯性权重,并及时替换陷入局部最优的粒子,用改进的粒子群算法来优化 BP 网络的初始权值和阈值.最后通过非线性函数实例建立网络模型,并与传统 BP 网络算法比较.仿真结果表明改进的 PSO-BP 算法的拟合误差得到有效减小,达到了较好的拟合效果.对于具有非线性、复杂性和不确定性的多输入、多输出动态系统,IPSO-BP 网络只需适当调整网络结构与初始参数,这使该模型具有较强的应用性与推广性.

参考文献:

- [1] 徐富强,钱云,刘相国. GA-BP 神经网络的非线性函数拟合[J]. 微计算机信息, 2012, 28(7): 148-150.
- [2] 基于 MATLAB 的最小二乘曲线拟合仿真研究[J]. 沈阳师范大学学报(自然科学版), 2014, 32(1): 75-79.
- [3] 李君艺,张宇华. 基于 BP 神经网络的非线性函数逼近及 SAS 实现[J]. 现代计算机, 2013, 1(3): 7-10.
- [4] 胡海波,黄友锐. 基于混合 PSO 神经网络的自整定分数阶 PID 控制器[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(5): 157-166.
- [5] Jiang L, Wu J. Hybrid PSO and GA for neural network evolutionary in monthly rainfall forecasting[C]// Proceeding: ACIIDS. IEEE, 2013: 79-88.
- [6] 田雨波,潘朋朋. 混合粒子群算法优化神经网络的研究[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(6): 156-159.
- [7] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]// IEEE International Conference Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska, 1998: 4-9.
- [8] COLLOBERT R, WESTON J, BOTTOU L, et al. Natural language processing (Almost) from scratch [J]. Journal of machine learning research, 2011, 12(1): 2493-2537.
- [9] SAXE A M, PANG W, KOH Z, et al. On random weights and unsupervised feature learning [C]// Proceedings of 2011 International Conference on Machine Learning. [S. l.]: ACM, 2011: 1089-1096.
- [10] 王海峰,刘晶. 全局最优位置变异粒子群优化算法[J]. 青岛理工大学学报, 2009, 30(5): 93-97.

作者简介:

魏巍 男, (1975-), 博士, 教授. 研究方向为数字图像处理、物联网.

师 娅(通讯作者) 女, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为宽带无线通信. E-mail: 1284941582@qq.com.