

二阶微粒群优化神经网络的混沌系统辨识方法^①

张 坤, 梁 林

(楚雄师范学院 数学系, 楚雄 675000)

摘 要: 针对 BP 神经网络在学习算法中的不足, 将 BP 神经网络的权值和阈值训练问题转换为优化问题, 提出一种利用二阶微粒群算法优化的神经网络的算法。其次, 运用基于二阶微粒群算法训练的神经网络模型对混沌系统进行辨识, 并与传统的 BP 神经网络、RBF 网络对同一混沌系统辨识的结果进行比较。实验表明, 利用二阶微粒群优化算法训练神经网络进行混沌系统辨识, 辨识的效果优于其它几种神经网络模型, 可有效用于混沌系统的辨识。

关键词: 混沌; 神经网络; 微粒群算法; 二阶微粒群算法

Chaotic System Identification Based on BP Neural Network of Two Order Particle Swarm Optimization

ZHANG Kun, LIANG Lin

(Department of Mathematics, Chuxiong Normal University, Chuxiong 675000, China)

Abstract: Aiming to the shortage of BP neural network in training algorithm, the problem of neural network learning can be seen as a function optimization problem and the neural network model based on two order particle swarm optimization is proposed. Then, chaotic system is identified by BP trained with two-order PSO and the efficiency of BP trained with two-order PSO is compared with those of BP and RBF based on the identification of chaotic system. The experimental results show that BP trained with two-order PSO is better than BP and RBF used in chaotic system identification.

Key words: chaos; neural network; particle swarm optimization; two-order particle swarm optimization

混沌是一种普遍存在于非线性系统内在的无规则而不稳定的运动状态。非线性系统中混沌和超混沌的辨识、同步和控制由于在工程、物理、生物医学等众多领域有着广泛应用价值而成为了理论和应用研究的热点。由于混沌系统的奇异特性, 尤其对初始条件的敏感性, 使得混沌系统的辨识与控制仍然十分困难。

人工神经网络是一种模拟人类生理上神经机制的智能模拟方法。它具有分布式存储信息、容错性和大规模并行处理结构等特点, 具有自适应、自学习、自组织的能力, 在理论上能够学习并以任意精度逼近任何非线性和不确定系统的动力学模型。人工神经网络为混沌系统进行系统辨识提供了新的方法和思路。但

是, 标准的 BP 神经网络也存在着一些不足, 主要表现为目标函数存在局部极小值和收敛速度太慢^[1]。BP 神经网络的这些缺陷, 也影响着 BP 神经网络在混沌系统辨识中的应用。

Kennedy 和 Eberhart 通过对鸟群觅食过程的分析并模拟, 于 1995 年提出了粒子群算法^[2]。粒子群算法具有易于描述, 便于实现, 需要调整的参数少和收敛速度快等优点。粒子群算法作为一种通用的全局搜索算法存在着早熟收敛和后期收敛速度慢的问题。为了获得更好的优化性能, 研究者们通过借鉴其他优化技术的思想提出一些 PSO 的改进算法^[3-5]。二阶微粒群算法通过提高微粒群体的多样性, 进一步改善算法性能,

① 基金项目: 云南省教育厅科研基金项目(2010Y060)

收稿时间: 2011-09-06; 收到修改稿时间: 2011-10-09

可以更好地使算法收敛于全局最优,提高了后期进化算法的收敛速度和精度^[6]。本文采用二阶微粒群算法训练 BP 神经网络连接权值和阈值,将对神经网络的训练转换为确定神经网络连接权值和阈值的优化问题,利用学习完成的神经网络对系统进行辨识,并与 BP 和 RBF 神经网络的辨识结果进行比较。通过实验表明,二阶微粒群算法是一种有效的神经网络训练算法。

1 非线性系统辨识模型

在较弱的假设下,任何一个非线性离散时间系统都可以使用 NARMAX 模型表示^[7]:

$$y(t) = f[y(t-1), \dots, y(t-n_y), x(t-1), \dots, x(t-n_x), e(t-1), \dots, e(t-n_e)] + e(t) \quad (1)$$

式(1)中, $y(t)$ 为系统的输出; $x(t)$ 为系统的输入; $e(t)$ 为系统噪声; f 为待辨识系统的未知函数, n_y 、 n_x 、 n_e 分别为输出、输入和系统噪声的最大延迟。

基于神经网络对非线性系统进行辨识,可以使用如下并行模型和串一并行模型,其中并行模型为:

$$y(t) = \hat{f}[\hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-n_y), x(t-1), \dots, x(t-n_x)] \quad (2)$$

串一并行模型为:

$$\hat{y}(t) = \hat{f}[\hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-n_y), x(t-1), \dots, x(t-n_x)] \quad (3)$$

式(2)、(3)中, \hat{f} 是神经网络模型, y 是待辨识模型的输出, \hat{y} 是系统的实际输出。

2 二阶粒子群算法

在基本粒子群算法中,微粒的飞行速度是微粒当前位置的函数。而二阶粒子群算法中,微粒飞行速度的变化与微粒位置的变化有关,其算法的实现步骤为:

1) 随机初始化种群中各微粒的位置和速度;

2) 评价每个微粒的适应度,将当前各个微粒的位置和适应值存储在各微粒的 p_{best} 中,将所有 p_{best} 中适应值最优个体的位置和适应值存储于 g_{best} 中。

3) 根据二阶微粒算法的进化方程计算微粒的速度和位置进化,二阶微粒算法进化方程为:

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 r_1 [p_i - 2x_i(t) + v_i(t-1)] + c_2 r_2 [p_g - 2x_i(t) + v_i(t-1)] \quad (4)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (5)$$

4) 将每一个微粒的适应值与其经历过的最好位置

进行比较,如果较好,则将其作为当前的最好位置;

5) 比较当前所有 p_{best} 和 g_{best} 的值,更新 g_{best} 。

6) 若满足预设的运算精度或迭代次数,算法停止,输出结果,否则返回步骤3)继续搜索。

为保证二阶微粒群算法的算法性能, c_1+c_2 的值基本在 2 附近,其他参数选择和基本微粒群算法中一致。

3 基于二阶微粒群算法的神经网络模型

传统的神经网络模型大都使用梯度下降法进行训练。这种算法具有收敛时间长、容易陷入局部极值等缺陷。二阶微粒群算法是一种全局优化算法。使用二阶微粒群算法训练神经网络,其实质就是利用二阶微粒群算法对神经网络的权值和阈值进行优化,从而提高神经网络的自学习和自组织能力。算法的基本思想是:假定神经网络中有 m 个参数,它包括神经网络各层神经元之间的连接权值、隐含层神经元的偏差权值和输出层神经元的偏差权值。首先,将神经网络参数定义为粒子群的位置,然后利用二阶微粒群算法求出神经网络的实际输出与预期输出之间的误差最小值。

使用二阶微粒群算法进行神经网络权值优化训练的算法流程为:

Step 1: 根据训练样本确定神经网络结构;设定神经网络的输入层、隐含层和输出层的神经元数目以及隐含层和输出层神经元的传递函数,将神经网络的权值定义为粒子群的位置。

Step 2: 随机初始化粒子种群及每个微粒的速度,给定二阶微粒群算法的粒子数目、惯性权重、最大迭代次数和学习因子等参数;

Step 3: 根据给定的参数使用二阶微粒群算法迭代神经网络权值微粒;

Step 4: 计算微粒的适应度函数。

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i')^2 \quad (6)$$

其中, N 为训练样本的总数, y_i 为第 i 个训练样本的理想输出, y_i' 为第 i 个训练样本的神经网络实际输出。

Step 5: 比较次数是否达到最大迭代次数或预设的精度。若满足预设精度,算法收敛,最后一次迭代的结果即为所求的全局最优的权值和阈值;否则返回 Step 3, 算法继续迭代。

Step 6: 使用测试样本测试神经网络。

4 实例仿真及性能分析

为了验证二阶微粒群算法训练的神经网络模型对混沌系统辨识的有效性，以下给出了对 Logistic 映射和 Henon 映射辨识的计算机仿真结果。

1) Logistic 映射 Logistic 映射是目前工程上广泛运用的一种混沌动力系统，其表达式为：

$$y_{k+1} = \lambda y_k (1 - y_k) \tag{7}$$

其中， λ 是一个常数， $y_k \in (0,1)$ ， $k \in N$ ，当 $\lambda = 3.79$ 时，式 (7) 处于混沌状态。取 $y_0 = 0.2$ 。采用串—并行辨识的二阶微粒群算法训练的神经网络模型辨识该对象。神经网络为输入层、隐含层和输出层构成的三层 BP 神经网络。输入层和输出层神经元数为 1。根据前向 BP 网络的隐含层神经元数的经验公式取隐含层神经元数为 3^[9]。隐含层的神经元为 S 型的对数函数，其函数表达式为：

$$\log \text{sig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} \tag{8}$$

输出层神经元的传递函数为线性传递函数。使用 200 个样本作为二阶微粒群算法训练的神经网络辨识模型的学习样本，100 个样本用于检验二阶微粒群算法训练的神经网络辨识模型的辨识效果。将该神经网络权值微粒化，微粒的维数为 $D = 1 \times 3 \times 3 \times 1 + 3 + 1 = 10$ 。取二阶微粒群算法的粒子数目为 100，惯性权重为 0.45，学习因子 $c_1 = 0.6$ ， $c_2 = 1.4$ 。经过 200 步迭代达到最小均方误差为 3.5×10^{-7} 。图 1 为二阶微粒群算法训练的神经网络模型的辨识 Logistic 映射输出值与实际值的误差。

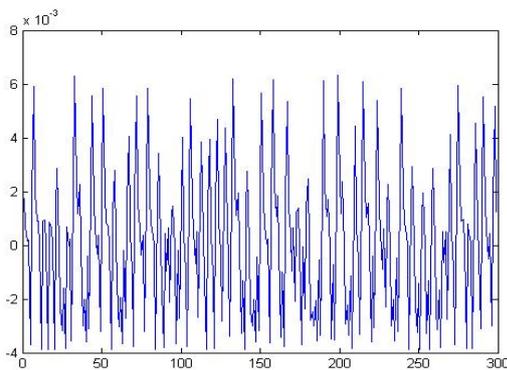


图 1 二阶微粒群算法训练的神经网络模型辨识 Logistic 映射的误差

2) Henon 映射 Henon 映射的表达式为：

$$y_{k+1} = a - y_k^2 + by_{k-1} \tag{9}$$

当 $a = 1.29$ ， $b = 0.3$ 时，式 (9) 处于混沌状态。取 $y_0 = 0.2$ 。采用串—并行辨识的二阶微粒群算法训练的神经网络模型辨识该对象。神经网络为输入层、隐含层和输出层构成的三层 BP 神经网络。输入层的神经元数为 3，输出层神经元数为 1。隐含层神经元数为 7。隐含层神经元的传递函数为式 (8)，输出层神经元的传递函数为线性传递函数。二阶微粒群算法的参数取值与实例 1 中的参数取值相同。经过 200 步迭代达到最小均方误差为 3.60×10^{-4} 。图 2 为二阶微粒群算法训练的神经网络模型的辨识 Henon 映射输出值与实际值的误差。

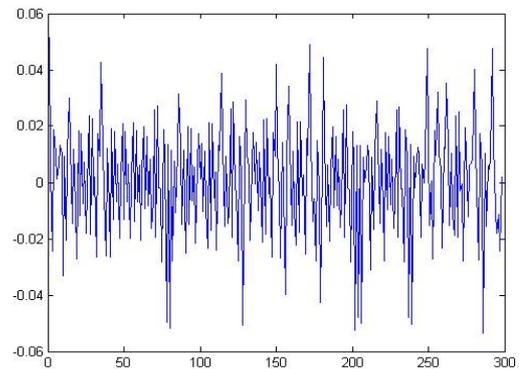


图 2 二阶微粒群算法训练的神经网络模型辨识 Henon 映射的误差

表 1 各算法的预测均方差比较

辨识系统	神经网络辨识模型	训练次数	均方差
Logistic 映射	梯度下降 BP 算法的 BP 神经网络	1000	3.40×10^{-2}
	梯度下降动量 BP 算法的 BP 神经网络	1000	2.70×10^{-2}
	RBF 神经网络		1.50×10^{-5}
	二阶微粒群算法训练的神经网络	200	3.5×10^{-7}
Henon 映射	梯度下降 BP 算法的 BP 神经网络	1000	2.86×10^{-2}
	梯度下降动量 BP 算法的 BP 神经网络	1000	3.29×10^{-2}
	RBF 神经网络		5.24×10^{-4}
	二阶微粒群算法训练的神经网络	200	3.60×10^{-4}

本文分别使用 BP 神经网络、RBF 神经网络对实例 1 和实例 2 进行辨识,学习样本与基于二阶微粒群算法的神经网络模型相同。对于 BP 神经网络,网络结构与基于二阶微粒群算法的神经网络模型相同,训练函数分别采取梯度下降 BP 算法和梯度下降动量 BP 算法^[10]。RBF 神经网络设定均方差精度为 0.002,散布常数为 1。表 1 为各算法的预测均方差比较。

从表 1 中可以看出,相同的 BP 网络结构,对于辨识模型的收敛速度和精度,使用二阶微粒群算法训练的神经网络要优于梯度下降 BP 算法和梯度下降动量 BP 训练的神经网络。同时,二阶微粒群算法训练神经网络的辨识精度也高于 RBF 神经网络模型的辨识精度。

5 结语

本文主要研究了非线性系统的辨识方法,基于二阶微粒群算法的全局搜索能力,提出一种基于二阶微粒群算法的神经网络辨识模型。该模型利用神经网络对混沌系统进行函数估计,将神经网络的连接权值的确定问题转换为优化问题,其优化的目标是所设计的神经网络具有尽可能好函数估计能力。在此基础上,使用二阶微粒群算法搜索神经网络的连接权值。通过计算机的仿真实验,结果表明基于二阶微粒群算法的神经网络模型能够有效的克服 BP 神经网络陷入局部最优点和收敛速度慢的问题,具有收敛速度快和辨识精度高的优点,适合混沌系统的辨识,为混沌系统的建模与控制提供了一种可行的方法。

(上接第 221 页)

5 结语

在 SAP NetWeaver Developer Studio (NWDS)平台中的 Web Dynpro For Java 框架下开发,融入了 Adobe 公司的 PDF 文档作为表单的形式进行提交处理数据的技术,对于 SAP 公司来说,无疑是一次重大的变革,它不仅方便了客户,提高了效率,更重要的是能够让开发人员更简单快速的设计并实现 Adobe Form 表单的功能来满足用户的需求。随着 SAP 公司和 Adobe 公司合作的日益密切,两种技术融合后提供的功能也越

参考文献

- 1 谭文,王耀南.混沌系统的模糊神经网络控制理论与方法.北京:科学出版社,2008.64-69.
- 2 吕艳萍,李绍滋,陈水利,郭文忠,周昌乐.自适应扩散混合变异机制微粒群算法.软件学报,2007,18(11):2741-2751.
- 3 Liang JJ, Qin AK. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2006,10(3):281-295.
- 4 Mendes R, Kennedy J, Neves J. The full informed particle swarm: Simple, maybe better. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2004,8(3):204-210.
- 5 崔志华,曾建潮.基于微分模型的改进微粒群算法.计算机研究与发展,2006,43(4):646-653.
- 6 胡建秀,曾建潮.二阶微粒群算法.计算机研究与发展,2007,44(11):1825-1831.
- 7 伍世虔,徐军.动态模糊神经网络——设计与应用.北京:清华大学出版社,2008.59-61.
- 8 赫然,王永吉,王青,周津慧,胡陈勇.一种改进的自适应逃逸微粒群算法及实验分析.软件学报,2005,16(12):2037-2044.
- 9 曹承志,刘洋,姜西羚,王芳,伞宏力.基于改进粒子群算法的 BP 网络在 DTC 系统中的转速辨识.系统仿真学报,2008,20(20):5519-5522.
- 10 葛哲学,孙志强.神经网络理论与 MATLAB R2007 实现.北京:电子工业出版社,2007.46-56.

来越完善,包括离线式表单功能和打印的功能,更加高效和简洁的满足用户的需求。

参考文献

- 1 Vora K. Adobe Interactive Forms and SAP NetWeaver Extend Power of Enterprise Systems. SAP Insider 2004, 4.
- 2 Hauser D, Rehmann S, Thun. SAP Interactive Forms by Adobe. Galileo Press. 2009: 239-242.