

一种混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络算法

刘洁¹, 李目², 周少武²

(1. 湖南工程学院 设计艺术学院, 湖南 湘潭 411104;

2. 湖南科技大学 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201)

摘要:为了更精确地检测出混沌背景下的微弱目标信号,提高预测效果,文中提出了一种混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络(CHPSO-RBFNN)算法。本算法主要采用了基于群体自适应变异和个体退火操作的混沌粒子群优化 RBF 神经网络,利用群体自适应变异以及个体退火操作优化混沌粒子群,有效地提高了粒子群算法的全局收敛性,优化了 RBF 神经网络的结构和参数。把该算法用于预测混沌时间序列、检测混沌背景下微弱目标信号,实验结果表明本算法有良好的非线性预测能力,可以有效地检测出混沌背景下的微弱目标信号。

关键词:混沌;自适应变异;粒子群;模拟退火;RBF 神经网络;目标检测

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)08-0181-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.08.046

An Algorithm of Chaotic Hybrid Particle Swarm Optimization Based on RBF Neural Network

LIU Jie¹, LI Mu², ZHOU Shao-wu²

(1. College of Design Art, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan 411104, China;

2. College of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: In order to detect the weak target signal accurately in the chaos background, and improve forecast result, a novel algorithm based on RBF Neural Network (RBFNN) with Chaotic Hybrid Particle Swarm Optimization (CHPSO) is presented. In this algorithm, the RBF neural network is optimized by chaotic particle swarm optimization with adaptive population mutation and individual annealing operation. In order to improve the global convergence ability of PSO, the colony adaptive mutation and individual annealing operation are used to adjust and optimize PSO. Then the parameters and structures of RBFNN are optimized. This novel algorithm is applied to predict chaotic time sequence and detect weak target signal in the chaos background. Simulation results show that the algorithm has preferable nonlinear prediction ability and can detect weak target signal effectively.

Key words: chaos; adaptive mutation; particle swarm; simulated annealing; RBF neural network; target detection

0 引言

粒子群算法是一种基于群体的优化算法,既具有进化算法的全局寻优能力,又避免了复杂的遗传操作,其参数调整简单,训练收敛速度快;而神经网络具有很强的自适应学习能力、并行处理能力和泛化能力,能够以任意精度逼近非线性函数。因此,将两者结合起来将使构建的模型兼有粒子群的全局优化能力和神经网络的自学习能力。迄今,在多种智能算法相融合并应

用于混沌时间序列预测与目标信号检测方面均取得不少成果,同时,还提出了多种混沌时间序列预测和目标信号检测模型^[1~5],这些模型在混沌时间序列预测与目标信号检测中取得了较好的效果。

文中提出了一种混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络算法。本算法主要采用基于群体自适应变异以及个体退火操作的混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络的结构和参数,将构建的神经网络模型应用于混沌时间序列预测和微弱目标信号检测,并与几种传统预测

收稿日期:2012-10-07

修回日期:2013-01-09

网络出版时间:2013-04-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60673119);国家 863/CIMS 项目(2006AA04Z152);湖南省科技计划项目(2006GK3071);湖南省教育科研项目(10C0672)

作者简介:刘洁(1982-),女,湖南湘潭人,硕士,讲师,主要从事神经网络及计算机应用技术方面的研究。

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130408.1709.050.html>

算法的预测精度做比较。仿真实验说明本算法有很好的预测能力,能够检测出混沌背景下的微弱目标信号。

1 混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络算法

1.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种前馈型的神经网络,包括输入层、径向基层、输出层。设 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为输入矢量, n 为输入样本个数, $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 为输出权矢量, m 为隐层节点数, b 为偏移量, $f(\mathbf{X})$ 为网络输出, $\psi(\cdot)$ 为径向基函数,通常采用高斯函数:

$$\psi(\|\mathbf{X} - C_i\|) = \exp(-\|\mathbf{X} - C_i\|^2 / \sigma_i^2) \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|$ 为欧氏范数, C_i 是网络中第 i 个数据中心,则神经网络的输出为:

$$f(\mathbf{X}) = b + \sum_{i=1}^m w_i \psi(\|\mathbf{X} - C_i\|) \quad (2)$$

RBF 网络的学习就是找到最优的一组数据中心及相应的一组权值,使样本输入下的网络输出能以给定的精度逼近目标信号。

1.2 基本粒子群优化算法

PSO 算法是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种进化计算方法^[6-8],其基本思想来源于鸟类群体行为研究结果的启发。在 PSO 算法中,假设在一个 n 维目标搜索空间中,由 q 个粒子组成一个集群,那么,第 i 个粒子在解空间中的位置矢量是 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, $i = 1, 2, \dots, q$, 粒子速度矢量是 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$, $i = 1, 2, \dots, q$, 将 \mathbf{X}_i 代入等待求解问题的目标函数中,可得出相应的适应度值,用 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$, $i = 1, 2, \dots, q$ 记录第 i 个粒子当前找到的最好位置,群体中所有粒子目前找到的最好位置记为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$, $g \in \{1, 2, \dots, q\}$, 粒子的位置 \mathbf{X}_i 随速度作相应的变化,而粒子的速度 \mathbf{V}_i 根据自身及其它粒子的运动经历动态调整,具体方程如下:

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = \mathbf{V}_i^k + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i - \mathbf{X}_i^k) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g - \mathbf{X}_i^k) \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (4)$$

其中, c_1, c_2 为两个正常数, r_1, r_2 为两个 $[0, 1]$ 之间的随机数,为了让粒子在可行解空间内搜索,需要设定 \mathbf{V}_i^k 和 \mathbf{X}_i^k 的上下界 $[\mathbf{V}_{\min}, \mathbf{V}_{\max}]$ 和 $[\mathbf{X}_{\min}, \mathbf{X}_{\max}]$ 。

1.3 群体的混沌初始化

基本粒子群算法的初始种群是随机产生的,这种方法初始化种群使个体不能均匀地分布在解空间内,形成某些优良个体的“聚集”,影响算法的全局搜索能力。而混沌具有随机性、遍历性和规律性的特点,利用混沌初始化种群有利于提高算法的求解效率。采用常见的一维 Logistic 产生混沌变量,其映射方程为:

$$z_{n+1} = \lambda z_n (1 - z_n), n = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

式中 $\lambda = 4$ 时,系统呈混沌态。随机产生一个 m 维,每个分量数值在 $[0, 1]$ 之间的向量 $\alpha_r = (\alpha_{r1}, \alpha_{r2}, \dots, \alpha_{rm})$ 。根据式(5)产生 ξ 个混沌向量 z_1, z_2, \dots, z_N , 将该向量映入到待优化变量的取值范围: $x_{ij} = s_j + (t_j - s_j)z_{ij}$, $i = 1, 2, \dots, \xi$, $j = 1, 2, \dots, m$, 其中 $x \in [s, t]$ 。计算目标函数值,从 ξ 个初始种群中选择 N 个性能较好的解作为初始解。

1.4 混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络

粒子群优化算法结构简单,运行速度较快,但是算法在运行过程中很容易陷入局部的最优点,其它的粒子就会迅速向其靠拢,那么,粒子群就没办法在解空间内再次搜索,所以,该算法就很难获得全局最优解,所以,采用自适应变异混沌粒子群优化算法,结合模拟退火操作,对全局极值进行自适应变异,让算法在早熟收敛的时候,可以跳出局部最优,继续进入解空间的其它区域搜索,一直到寻找到全局的最优解。RBF 神经网络的缺点是难于确定隐层单元的个数和有效的数据中心。因此,文中采样混沌混合粒子群算法优化 RBF 神经网络的结构和参数。设输入层为 a 个输入,隐层神经元个数为 p ,输出层为 b 个神经元,定义粒子群的位置矢量 \mathbf{X}_i ,其中包括 RBF 神经网络隐层单元的中心 C ,宽度 σ 和输出层连接权值 W ,则 $\mathbf{X}_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ip}, \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p, w_{i0}, w_{i1}, \dots, w_{ib}]$, 其 CHPSO - RBF 整个算法流程如下所示:

Step1: 混沌初始化粒子群中粒子的速度 V 以及粒子的位置 X ,同时,初始化退火温度 T_l , $l=0$ 。

Step2: 把粒子的个体极限值 \mathbf{P}_i 设成当前的位置,把 \mathbf{P}_g 设成初始群体中的最佳粒子位置。

Step3: 对当前个体是不是满足收敛条件进行判断,若满足,执行 Step8,否则执行 Step4。

Step4: 根据粒子的速度以及位置方程,结合自适应变异和模拟退火算法,对粒子群中的所有粒子进行下面的操作:

(1) 根据式(3)和式(4)把粒子的速度、位置进行更新,若粒子适应度优于 \mathbf{P}_i 的适应度,那么把 \mathbf{P}_i 设为粒子的位置;若粒子的适应度优于 \mathbf{P}_g 的适应度,那么把 \mathbf{P}_g 设为粒子的位置。

(2) 根据式(6)和式(7)计算群体适应度方差 σ^2 和 $f(\mathbf{P}_g)^{[9]}$ 。

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i - f_{\text{avg}}}{f} \right)^2 \quad (6)$$

$$f = \begin{cases} \max\{|f_i - f_{\text{avg}}|\}, & \max\{|f_i - f_{\text{avg}}|\} > 1 \\ 1, & \max\{|f_i - f_{\text{avg}}|\} \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

式(6)和式(7)中, n 为粒子群的大小, f_i 为第 i 个

粒子的适应度, f_{avg} 为粒子群当前的平均适应度, f 为归一化因子, 用于限制 σ^2 的大小, 其取值随进化算法的变化而不断变化, 但整个粒子群 $|f_i - f_{\text{avg}}|$ 的最大值要求小于等于 1。 σ^2 的大小反映了粒子群的收敛程度, 如果 σ^2 越小, 表示粒子群趋于收敛, 相反, 则表示粒子群趋于随机搜索状态。

(3) 根据式(8)计算变异概率 $p_m^{[10]}$ 。

$$p_m = \begin{cases} k, & \sigma^2 < \sigma_d^2 \text{ and } f(g) > f(d) \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

其中, k 可以选取 $[0.1, 0.3]$ 之间的任何一个数值, σ_d^2 的取值和实际问题相关, 一般来说, 远远小于 σ^2 的最大值, 而 f_d 可设为理论最优值。

Step5: 对个体进行退火操作, 即对经过变异产生新个体 X_i^{k+1} 与 X_i^k 分别计算适应度 $f(X_i^{k+1})$ 和 $f(X_i^k)$, 求得 $\Delta f_i = f(X_i^{k+1}) - f(X_i^k)$, 如果满足 $\min(1, \exp(-\Delta f_i/T_i)) > \text{rand}(0, 1)$, 就把 X_i^{k+1} 作为新个体, 否则保留原个体。 f 目标函数定义为:

$$f = \frac{1}{N} \sum_j \sum_i (y_{ji} - \hat{y}_{ji})^2 \quad (9)$$

其中, N 为训练的样本数, y_{ji} 为第 i 个样本和第 j 个网络输出节点的目标输出值, \hat{y}_{ji} 为第 i 个样本和第 j 个网络输出节点的实际输出值。

Step6: 判断当前最优个体是否满足收敛条件, 如果满足, 执行 Step8, 否则继续向下执行。

Step7: 更新退火温度 $T_l, l=l+1$, 转向 Step4 执行。

Step8: 进化结束, 返回全局最优解。

2 基于 CHPSO-RBFNN 的弱目标信号检测

图 1 为混沌背景下弱信号检测原理框图。先对混沌时间序列进行相空间重构, 采用 C-C 重构法^[11-13]计算出时间延迟 τ 和嵌入维数 d , 再将混沌系统的一维观测时间序列重构到嵌入相空间, 使系统原始状态变量构成的相空间和一维观测值构成的相空间动力学行为等价。一维观测值中包含系统所有状态变量演化的全部信息, 通过该演化规律得到系统下一时刻状态, 从而得到下一时刻预测值。预测方法采用基于 CHPSO 算法优化 RBFNN 模型, 其弱信号检测的过程:

1) 将时间序列根据 C-C 重构法计算延迟时间 τ 和嵌入维数 d 。

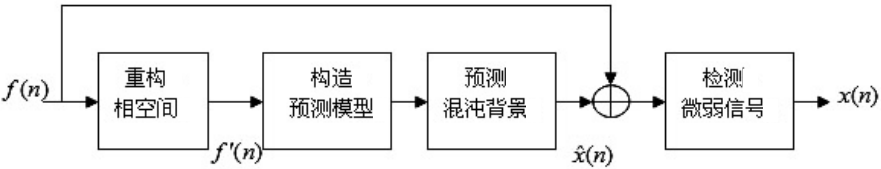
2) 利用基于 CHPSO 算法优化 RBFNN 模型, 通过神经网络训练获得预测模型。

3) 对于接收信号 $f(n) = x(n) + s(n), 1 \leq n \leq N$, $s(n)$ 为待检测弱信号, 将 $f(n)$ 重构矢量 $f'(n)$ 作为预测模型输入, 神经网络输出结果 $\hat{x}(n)$ 为预测值。

4) 接收信号 $f(n)$ 与预测值 $\hat{x}(n)$ 求差, 得到预测误差 $\varepsilon(n)$ 。并计算总误差的均方值:

$$R_\tau = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon^2(n) \quad (10)$$

5) 设定门限值 η , 判定目标信号的有无, 若 R_τ 大于该门限, 则接收信号中存在目标, 否则, 判断无目标。



3 仿真结果及分析

以 Henon 混沌系统产生的混沌时间序列为例来研究基于 CHPSO 算法优化 RBFNN 的弱信号检测算法, 并采用门限法对目标信号进行判决, 判定接收信号中目标信号的有无。实验仿真中还对 CHPSO 算法优化的 RBFNN 和其他优化算法的性能进行了比较, 验证该算法的有效性。

Henon 的映射为:

$$\begin{cases} x(k+1) = 1 + y(k) - ax^2(k) \\ y(k+1) = by(k) \end{cases} \quad (11)$$

当 $a = 1.4, b = 0.3$ 时, 系统为混沌态。取 $x(0) = y(0) = 0.2$, 利用(10)式的迭代计算, 得到混沌时间序列。取 700 对输入输出数据, 前 400 个数据对用于训练集, 后 300 个数据对作为测试数据集, $w_{\min} = 0.4, w_{\max} = 0.9, c_1 = c_2 = 2, p_m = 0.1$, 迭代 80 次后, 经 CHPSO-RBFNN 预测混沌时间序列如图 2 所示, 图 3 为预测误差, 由图 2 和图 3 可看出, 利用 CHPSO-RBFNN 算法预测 Henon 混沌时间序列的误差很小。表 1 为几种方法预测混沌序列的均方误差比较, 由表可知, CHPSO-RBFNN 预测混沌时间序列的精度最高, 比其它几种算法高出几个数量级, 体现出良好的非线性预测能力。图 4 为待检测弱信号, 幅度为 0.01, 角频率为 0.04π , 长度为 50, 经 CHPSO-RBFNN 算法检测出的目标信号如图 5 所示, 检测出的信号与原信号形状和出现位置基本一致, 表明该算法能够有效地检测出混沌背景下的微弱目标信号。

表 1 几种不同网络的均方预测误差比较

网络类型	CHPSO-RBFNN	WNN	RBFNN	BPNN
MSE	3.6375×10^{-9}	4.6627×10^{-4}	7.2650×10^{-4}	3.0000×10^{-3}

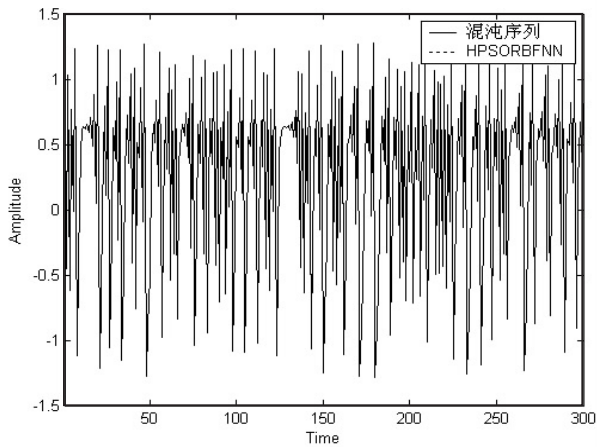


图 2 Henon 混沌时间序列的实际值和预测值

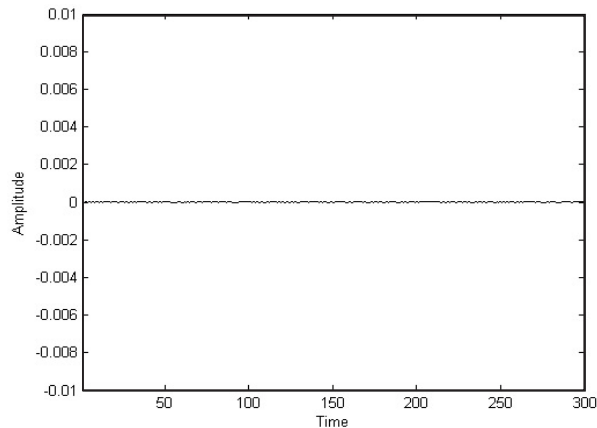


图 3 Henon 混沌时间序列的预测误差

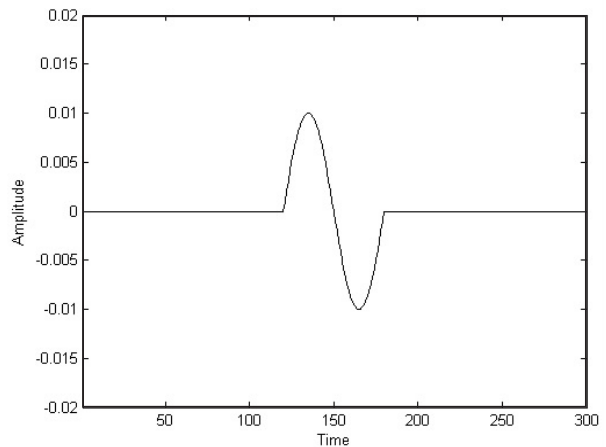


图 4 弱目标信号

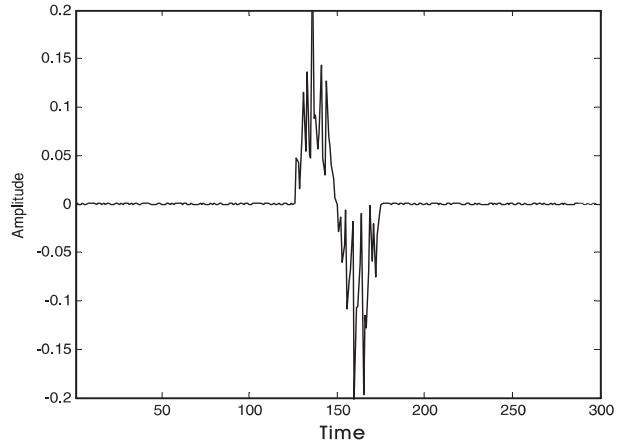


图 5 CHPSO-RBFNN 检测结果

4 结束语

文中采用了基于群体自适应变异和个体退火操作的混沌混合粒子群优化 RBF 神经网络的结构以及参数,简化 RBF 神经网络的结构,有效提高了神经网络收敛精度。把该算法用于预测混沌时间序列、检测混沌背景下的微弱目标信号,实验结果表明 CHPSO-RBFNN 算法对混沌时间序列有很好的预测效果,较为精确地检测出了混沌背景下的微弱目标信号,为微弱目标信号检测提供了一种新的有效方法。

参考文献:

- [1] 谭文,王耀南,周少武,等.混沌时间序列的模糊神经网络预测[J].物理学报,2003,52(4):795-800.
- [2] 何星星,孙德山.模糊神经网络与 SARIMA 结合的时间序列预测模型[J].计算机技术与发展,2008,18(8):61-64.
- [3] 张军峰,胡寿松.基于一种新型聚类算法的 RBF 神经网络混沌时间序列预测[J].物理学报,2007,56(2):713-719.
- [4] 马千里,郑启伦,彭宏,等.基于模糊边界模块化神经网络的混沌时间序列预测[J].物理学报,2009,58(3):1410-1419.
- [5] 姜礼平,胡伟文,龚沈光.基于神经网络和小波分解的目标

信号检测方法研究[J].数据采集与处理,2003,18(4):475-478.

- [6] 曾建潮,介婧,崔志华.微粒群算法[M].北京:科学出版社,2004:12-13.
- [7] 雷开友,邱玉辉.基于自适应粒子群算法的约束布局优化研究[J].计算机研究与发展,2006,43(10):1724-1731.
- [8] Liu Bo, Wang Ling, Jin Yihui. Improved particle swarm optimization combined with chaos[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2005, 25(5):1261-1271.
- [9] 吕振肃,侯志荣.自适应变异的粒子群优化算法[J].电子学报,2004,32(3):416-420.
- [10] 徐杰,黄德先.基于混合粒子群算法的多目标车辆路径研究[J].计算机集成制造系统,2007,13(3):573-584.
- [11] Kim H S, Eykholt R, Salas J D, et al. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1999, 127(1-2):48-60.
- [12] Wu Sitao, Chow T W S. Self-organizing and self-evolving neurons: a new neural network for optimization[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(2):385-396.
- [13] Karunasinghe D S K, Liong Shie-Yui. Chaotic time series prediction with a global model: Artificial neural network[J]. Journal of Hydrology, 2006, 323(1-4):92-105.

一种混沌混合粒子群优化RBF神经网络算法

作者：[刘洁](#)，[李目](#)，[周少武](#)，[LIU Jie](#)，[LI Mu](#)，[ZHOU Shao-wu](#)

作者单位：[刘洁, LIU Jie\(湖南工程学院 设计艺术学院, 湖南 湘潭, 411104\)](#)，[李目, 周少武, LI Mu, ZHOU Shao-wu\(湖南科技大学 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭, 411201\)](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2013(8)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201308046.aspx