

基于遗传规划算法的 Lorenz 序列多步预测方法研究

吴晓军^{1,2}, 杨磊¹, 张玉梅^{1,2}, 马悦²

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072; 2. 陕西师范大学计算机科学学院, 陕西 西安 710062)

摘 要: Lorenz 序列是由 Lorenz 系统产生的一组离散的时间序列, 在 Lorenz 序列混沌特性的基础上提出了一种基于改进的 GP 算法的 Lorenz 序列预测方法. 针对 Lorenz 序列预测模型求解, 在 GP 算法中引入多种群及爬山算法, 建立了 Lorenz 序列预测模型, 在此基础上通过粒子群优化算法对预测模型参数进行优化, 通过优化后的预测模型对 Lorenz 序列进行预测. 最后通过实验对预测模型进行评价, 结果表明, 利用本文提出的方法获得的预测模型能有效的对 Lorenz 序列进行预测.

关键词: 遗传规划算法; Lorenz 系统; 多步预测

中图分类号:

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2013)03-0447-05

混沌系统是一种可以从无序和复杂中产生有序和规律的系统, 它的这种内在规律性表明其具有一定的可预测性. Lorenz 系统是一种经典的混沌系统, 其预测方法的研究对混沌系统的预测具有重要的意义. 目前, 国内外学者提出了多种可用于预测 Lorenz 系统的方法, 如加权一阶局域法^[1]、支持向量机法^[2]、Volterra 自适应法^[3]及基于神经网络的时间序列预测方法^[4-5]等. 其中人工神经网络技术因其优良的适应能力和学习能力成为 Lorenz 系统预测的主要方法.

尽管神经网络预测模型能够有效的对 Lorenz 序列进行预测, 但它存在不能获得显式模型结构的缺点, 从而限制了它的应用. 针对这一问题, 本文引入遗传规划算法^[6]作为 Lorenz 序列预测的方法. 由于 GP 算法产生的模型具有显式的结构, 在很大程度上能较为直观的描述所要解决的问题, 因此在非线性建模问题特别是时间序列模型预测中得到了大量应用^[7-9]. 如 Yi-Shian Lee 等^[7]将时间序列中的非线性部分利用 GP 算法建立非线性模型, 并结合线性部分进行预测. Neal Wagner 等^[8]在传统的 GP 算法预测时间序列中考虑环境的动态因素, 提出动态环境下的 GP 算法(DyFor GP), 在进化过程中对阶数进行动态调整, 使获得的模型更加优化. 因此, 本文在 GP 算法的基础上, 提出了一种 Lorenz 序列预测方法, 利用该方法对 Lorenz 混沌时间序列进行多步预测, 并与神经网络预测方法进行了比较, 证明该方法较神经网络模型更加有效.

2 GP 算法的改进

为了使 GP 算法能更为有效的对 Lorenz 序列进行预测, 本文从两方面对 GP 算法进行了改进. 第一, 采用了多种群算法以增加解的多样性, 提高全局搜索能力; 第二, 传统的 GP 算法具有很强的结构优化能力, 但系数优化不足, 本文引入爬山算法强化了算法的系数优化能力, 提高了 GP 算法求解预测的效率.

2.1 多种群 GP 算法

遗传规划算法在非线性预测中得到了广泛的应用, 但传统的遗传规划算法本身有一定的局限性: 早

收稿日期: 2012-10-31 修改稿日期: 2013-05-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11172342); 教育部“新世纪优秀人才支持计划”项目(NCET-11-0674); 陕西省自然科学基金研究计划项目(2012JQ8051)

作者简介: 吴晓军(1970-), 男, 陕西凤翔人, 硕士, 教授, 主要从事非线性语音信号处理研究.

熟收敛和进化后期搜索效率较低,使得最终得到的结果往往不是最优解.针对这一情况,本论文采用一种多种群遗传规划算法.多种群遗传规划算法在相同的搜索空间内可产生多个子种群,并各自独立进化,以较低的迁移率在准确间交换,增强了种群的多样性,提高了进化效率和稳定性.

多种群遗传规划算法的思想是:1)在初始化时随机生成多个进化种群,每个种群单独完成进化过程.2)在每个种群完成进化过程后,个体以一定的概率在不同的种群间迁移,更新后的种群再单独完成进化过程.重复执行过程2)直至达到规定的迭代次数或满足终止条件.

2.2 爬山算法优化系数

在GP算法中,种群中的每个个体都代表一个预测模型,其表现形式为一个树型结构,树的叶子节点均为带系数的变量,这些系数的取值对整个预测模型的预测效果有较大的影响,为了使得模型结构获得更加客观的评价,本文采用爬山算法对系数进行进一步优化.针对具体的预测数据,首先需要确定叶子节点系数的取值范围及系数取值的范围.如对于GP算法产生的预测模型:

$$y(n) = c_1 x_1 + c_2 x_2 \sin(c_3 x_3) - c_4 x_4 c_5 x_5 \quad (1)$$

其中: c_i 为叶子节点的系数, x_i 为输入变量.本文中, c_i 的取值范围为 $[-1, 1]$, 取值范围 $\Delta \in [-0.5, 0.5]$.

爬山算法过程描述为:1)计算当前个体的适应度值 f_1 .2)对系数向量进行局部变化,令 $c1_i = c_i + \Delta$.3)计算以 $c1_i$ 为系数的个体树的适应度值 f_2 .4)若 $f_1 > f_2$,则系数向量中的值替换为 $c1_i$.5)重复1)至5)的过程直到达到设定的爬山次数.

通过爬山算法进行优化使得当前模型的参数在局部范围内达到最优,能够显著增强模型对于原始数据的描述能力,但使得GP个体的每一次更新都增加了额外的计算消耗.本文通过对爬山算法的参数进行控制降低其对GP算法整体计算效率的影响.

3 预测模型建立

在利用改进的GP算法对Lorenz序列进行预测时,首先对Lorenz序列进行相空间重构,然后利用改进的GP算法生成重构之后向量的预测模型,最后利用粒子群优化算法对模型的系数进行优化,以使预测模型能更有效的对重构之后的向量进行预测.

3.1 预测模型的求解过程

在预测模型建立过程中,首先计算Lorenz时间序列的嵌入维和时间延迟,然后对其进行相空间重构,本论文采用Cao^[10]方法和互信息法分别计算Lorenz系统的嵌入维和时间延迟.

设 $x(t)$, $t = 1, 2, \dots, N$ 为Lorenz系统的时间序列,在 m 维相空间中的状态转移形式为

$$Y(t+1) = f(Y(t)) \quad (2)$$

其中 $Y(t)$ 为相空间中的点, τ 为时间延迟,且

$$Y(t) = (x(t), \dots, x(t + (m-1)\tau))$$

展开式(2)得

$$(x(t+1), \dots, x(t+1+(m-1)\tau)) = f(x(t), \dots, x(t+(m-1)\tau)) \quad (3)$$

利用改进的GP算法对Lorenz序列进行预测,即找到式(3)中的映射函数 f ,它以重构之后向量的前一个或几个向量作为输入,预测之后的向量.在预测过程中,通过不断交叉、变异,最终得到一个最优的预测模型,即预测函数 f .

3.2 参数优化

由于通过GP算法得到Lorenz预测模型中的系数是局部优化的结果,因此本文采用DUPSO算法对预测模型的系数进行全局优化,以使优化后的模型能更为有效的对Lorenz序列进行预测.

DUPSO算法是在动态均匀粒子群算法(UPSO)^[11]的基础上引入耗散粒子群算法(DPSO)^[12]中粒子的排斥过程形成的算法.本文采用式(4)更新粒子的速度和位置信息,其中 r 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, c 为学习系数, p_i 为粒子 i 记忆自身寻找的最优位置, p_g 为粒子 i 的有限个相邻粒子寻找到的最优位置.空间维数 D 等于模型结构中所要优化的系数个数,粒子在每一维空间上的位置 $x_i(t)$ 就是所要优化

的模型系数. 粒子当前适应度的评价与改进的 GP 算法相同, 采用最小均方误差.

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c[r p_i(t) + (1-r) p_g(t) - x_i(t)] x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4)$$

利用 DUPSO 对预测模型进行优化时, 对模型的所有系数进行编码, 构成一个空间向量, 其空间向量的维数由参数的个数确定.

对种群中的粒子的适应度进行评价时, 首先将粒子当前的位置信息带入式(4), 得到有确定系数的模型结构; 然后将式(3)中的非线性函数 f 用该模型代替, 计算其最小均方误差, 作为粒子在当前位置的适应度. 一次搜索后选择种群中适应度最小的粒子作为当前最优粒子. 粒子通过式(4)不断更新位置信息, 使得算法在全局范围内进行搜索, 得到全局最优的粒子, 其位置信息就是预测模型的参数.

4 实验分析

为验证上述改进 GP 算法对 Lorenz 序列预测的有效性, 本文分别用改进的 GP 算法和 RBF 神经网络方法对 Lorenz 系统的时间序列进行预测仿真实验, 并通过比较两者预测的均方误差分析两种方法在混沌时间序列预测中的性能. Lorenz 系统的方程为:

$$\begin{cases} \dot{x} = a(y - x), \\ \dot{y} = -xz + cz - y, \\ \dot{z} = xy - bz. \end{cases} \quad (5)$$

取 $a = 16, b = 4, c = 45.92$, 初值 $x(0) = -1, y(0) = 0, z(0) = 1$. 利用步长 ($\Delta t = 0.01$) 四阶龙格库塔法获取变量 x 的 35 000 个数据, 去掉前 30 000 个数据, 并对之后的 5 000 个数据进行归一化处理. 归一化处理之后, 取 1001~1240 之间的 240 个数据作为训练样本, 其后的 100 个样本作为预测样本.

4.1 算法的有效性分析

本文在传统 GP 算法的基础上引入多种群和爬山算法进行改进, 以提高算法的性能. 多种群的 GP 算法可以增加解的多样性, 提高全局搜索能力, 同时避免早熟收敛. 传统的 GP 算法有很强的全局搜索能力, 但局部搜索能力不足, 引入爬山算法可以提高 GP 算法的局部搜索能力, 使整体的搜索能力更强.

引入多种群和爬山算法可以提高算法的搜索能力, 但是种群规模和爬山次数对算法的性能有一定程度的影响. 种群规模越大、爬山次数越多可以提高解的多样性和算法的局部搜索能力, 但同时会增加计算的复杂度, 降低算法的执行效率. 因此需要限制种群规模和爬山次数, 本文通过大量实验确定种群规模为 40、爬山次数为 10 时, 算法的执行效率和搜索能力达到最优.

图 1 和图 2 分别为用改进前 GP 算法和改进后的 GP 算法对 Lorenz 产生的 100 个预测样本进行实验的结果图, 初始输入数据为 30 个, 预测之后的 70 个数据. 改进前的 GP 算法运行 120 s, 迭代输出 26

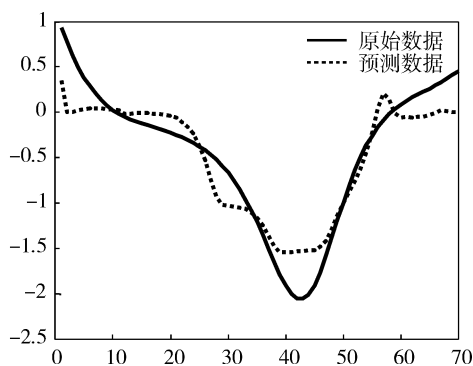


图 1 GP 预测

Fig. 1 GP prediction

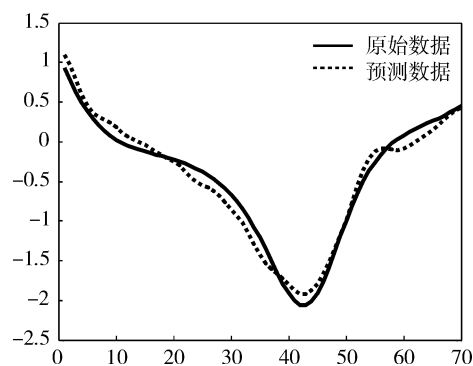


图 2 改进 GP 预测

Fig. 2 GP prediction improved

次, R (相似度)为 0.868, $RMSE$ (均方误差)为 5.485. 改进后的 GP 算法种群规模为 40, 爬山次数为 10, 运行 120 s, 迭代输出 14 次, R 为 0.973, $RMSE$ 为 1.125. 由此可见, 虽然改进后的 GP 算法增加了计算的复杂度, 但是收敛速度明显提高.

本文统计了 20 次试验结果, 传统 GP 算法得到的预测模型的平均 R (相似度)=0.865, 平均 $RMSE$ (均方误差)为 5.490. 改进后的 GP 算法得到的预测模型的平均 $R=0.967$, 平均 $RMSE$ 为 1.134.

因此, 无论是算法的收敛性还是有效性, 改进的 GP 算法都有了很大的提高.

4.2 预测模型

首先对训练样本进行相空间重构, 其嵌入维为 3, 延迟时间为 10, 然后对重构之后的向量利用改进的 GP 算法生成预测模型, 其模型结构为:

$$y = c_1 \sin((c_2 x_0 - c_3 x_2)(c_4 x_1 c_5 x_1) + (\sin(c_6 x_2) + (c_7 x_2 c_8 x_1))) + c_9 x_0 + c_{10} x_1 + c_{11} x_2 + c_{12} \quad (6)$$

其中 c_i 为系数, x_i 为重构之后向量的分量. 对上述模型用 DUPSO 优化参数之后, 得到参数如表 1. 用 DUPSO 获得模型的参数之后, 将参数代入式 (6), 然后计算出训练样本之后的 100 个数据, 这 100 个数据即为用预测模型预测出的数据.

表 1 模型参数优化

Tab. 1 Optimized Model Parameters

参数序号	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8	c_9	c_{10}	c_{11}	c_{12}
参数	0.801 374	0.231 946	1.109 2	-0.963 008	-2	1.164 897	0.422 005	0.622 155	0.003 492	-0.071 095	0.223 328	-0.002 684

4.3 结果分析

本文分别采用改进的 GP 算法得到的预测模型和神经网络方法预测训练样本之后的 100 个数据, 并用 $RMSE$ (均方误差)比较两种方法的预测效果. $RMSE$ 公式为:

$$F = \sum_{i=1}^n (y(i) - \hat{y}(i))^2 \quad (7)$$

图 3、图 4 分别为公式(6)预测模型的预测值与真实值的对比图和用 PRF 神经网络方法的预测值与真实值的对比图. 图 5 为两种方法预测结果的均方误差对比图. GP 算法得到预测模型的仿真结果为 $RMSE=0.9849$, 最大误差为 0.0393. 神经网络

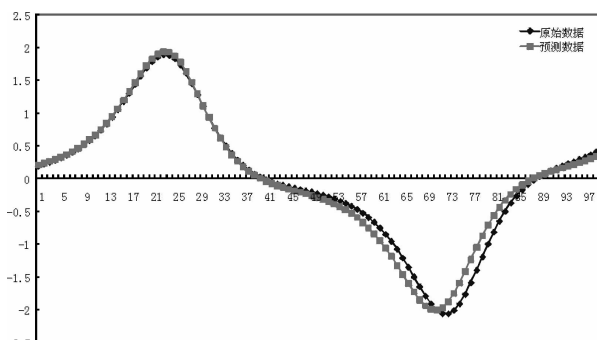


图 3 神经网络预测

Fig. 3 Prediction on neuronnetwork

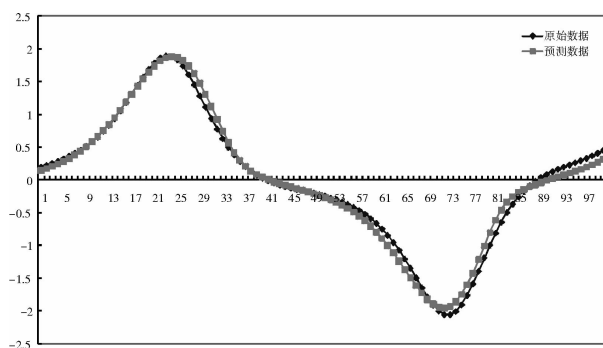


图 4 GP 预测

Fig. 4 GP prediction

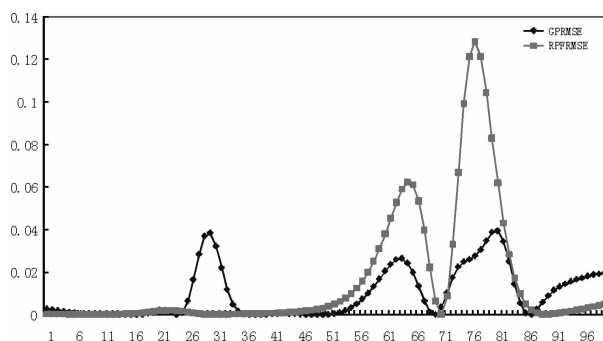


图 5 均方误差对比图

Fig. 5 Contrast of mean square deviation

方法仿真结果为 $RMSE = 1.5711$, 最大误差为 0.1283 . 由此可见, 本文提出的改进的 GP 算法能有效的对 Lorenz 序列进行预测.

5 结 论

Lorenz 系统是一种典型的混沌系统, 研究它的预测方法对混沌时间序列预测具有非常重要的借鉴意义. 本文针对 Lorenz 序列的多步预测提出了一种基于改进的 GP 算法的预测方法. 该方法相较于传统的神经网络预测方法, 能够获得显式的预测模型, 从而更有利于人们发现系统的混沌运动规律. 最后通过对 Lorenz 仿真实验, 与传统的神经网络预测方法进行比较. 结果表明, 利用本文提出的方法能较好的对 Lorenz 序列进行预测.

参考文献 References

- [1] 吕金虎, 张锁春. 加权一阶局域法在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(5): 767-770.
LÜ Jin-Hu, ZHANG Suo-Chun. Application of adding_weightone_rank local-region method in electric power system short-term load forecast[J]. Journal of control theory and applications, 2002, 19(5): 767-770.
- [2] 崔万照, 朱长纯, 保文星, 等. 混沌时间序列的支持向量机预测[J]. 物理学报, 2004, 53(10): 3303-3310.
CUI Wan-Zhao, ZHU Chang-chun, BAO Wen-xing, et al. Prediction of the chaotic time series using support vector machines[J]. Actaphysica sinica, 2004, 53(10): 3303-3310.
- [3] 张家树, 肖先赐. 混沌时间序列的 Volterra 自适应预测[J]. 物理学报, 2000, 49(3): 403-408.
ZHANGJia-shu, XIAO Xian-ci. Predicting low-dimensional chaotic time series using volterra adaptive filers[J]. Actaphysica sinica, 2000, 49(3): 403-408.
- [4] WONG W K, XIA Min, CHU W C. Adaptive neural network model for time-series forecasting [J]. European Journal of Operational Research, 2010: 807-816.
- [5] ZHOU Quan, SUN Cai-xin, LEI Shao-lan, et al. RBF Neural Network and ANFIS-Based Short-Term Load Forecasting Approach in Real-Time Price Environment[J]. Power Systems, IEEE Transactions on, 2008: 853-858.
- [6] KOZA J R. Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs [M]. Cambridge: The MIT Press, 1994.
- [7] LEE Yi-shian, TONG Lee-ing. Forecasting time series using a methodology based on autoregressive integrated moving average and genetic programming [J]. Knowledge-Based System, 2011: 66-72.
- [8] WANGNER Neal, MICHALEWICZ Zbigniew, KNOUJA Moutaz, et al. Time Series Forecasting For Dynamic Environments: The DyFor Genetic Program Model [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007: 433-452.
- [9] ESTEVEZ P A, BECERRA-YOMA N, BORIC N, et al. Genetic Programming-based Voice Activity Detection[C]. Electronics Letters 29th, 2005, 41(20): 1141-1143.
- [10] CAO Liang-yue. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar tiem series [J]. Physica D, 1997(110): 43-50.
- [11] 吴晓军, 杨战中, 赵 明. 均匀搜索粒子群算法[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1621-1266.
WU Xiao-jun, YANG Zhan-zhong, ZHAO Ming. A uniform searching particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese journal of electronics, 2011, 39(6): 1621-1266.
- [12] XIE Xiao-feng, ZHANG Wen-jun, YANG Zhi-lian. A Dissipative Particle Swarm Optimization[C]//Congress on Evolutionary Computation (CEC), Hawaii, USA, 2002: 1456-1461.

(下转第 456 页)

[11] 陈向阳. 石煤提钒工艺实验研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2008.

CHEN Xiang-yang. Experimental study on technology of extraction vanadium from stone coal[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2008.

Study on the leaching of vanadium from stone coal ore by microwave pretreatment

MA Yan-feng¹, CHEN Xiang-yang², CHEN Yong-ming²

(1. Changsha Engineering and Research Institute Ltd. of Nonferrous Metallurgy, Changsha 410011, China;

2. School of Metallurgical Engineering, Xi'an Univ. Arch. & Tech., Xi'an 710055, China;

3. School of Metallurgical Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Microwave is an electromagnetic radiation with an frequency between 300 MHz~300 GHz. The microwave technology in metallurgy application research is mainly in heating, drying, oxide reduction, mineral processing such as the pretreatment of refractory gold and waste treatment, and metal recovery. The stone coal vanadium ore grinded was dealt with the microwave pretreatment in this article. In order to study the factors such as the heating-up characteristics and weightlessness rate of this ore, the ore by pretreatment was carried on the leaching experiments. Compared with the vanadium mine with different microwave pretreatment, the results showed that every different microwave pretreatment was able to improve the leaching rate. As the ore pretreated by microwave with oxidation heating for 5 minutes, the leaching rate was improved almost 4.58% compared with the leaching short of oxidation pretreatment.

Key words: microwave; pretreatment; vanadium; leaching

Biography: MA Yan-feng, Engineer, Changsha 410011, P. R. China, Tel: 0086-13975193757, E-mail: myf0919@163.com

(上接第 451 页)

Multi-step prediction methods for Lorenz series based on GP algorithm

WU Xiao-jun^{1,2}, YANG Lei¹, ZHANG Yu-mei^{1,2}, MA Yue²

(1. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China)

Abstract: Lorenz sequence is a set of discrete time series generated by the Lorenz system. Proposed is in this paper, a Lorenz system prediction method based on the improved GP algorithm on the basis of Lorenz's chaotic characteristics. For solving Lorenz series prediction problems, multi-population and hill-climbing algorithms were introduced into GP algorithm and then the Lorenz series model was built by using this method. The particle swarm optimization is used to optimize the parameters of the model and then optimized model is used to predict the Lorenz series. Results of the model evaluation experiments showed that the prediction model obtained by the proposed method in this paper can effectively be used to predict the Lorenz series.

Key words: GP algorithm; Lorenz system; multi-step prediction

Biography: WU Xiao-jun, Professor, Xi'an 710072, P. R. China, Tel: 0086-29-85310339, E-mail: Xjwu@snmu.edu.cn