

基于遗传神经网络的时序数据预测

张亚兵¹, 张海燕², 鲁汉榕³, 李朝真¹

(1. 空军预警学院 研究生管理大队, 湖北 武汉 430019; 2. 武汉市财政学校, 湖北 武汉 430000;
3. 空军预警学院 预警监视情报系, 湖北 武汉 430019)

摘 要:针对机场短时局地天气预报这一特定的时序数据预测问题, 提出用遗传算法同时优化神经网络的连接权值、阈值和网络结构, 建立了基于遗传神经网络的天气预报模型, 并利用某气象站的实际观测数据进行了实验。仿真结果表明, 相对于单独使用 BP 神经网络, 运用该方法可以有效提高预测精度。

关键词:遗传算法; 神经网络; 天气预报; 时序数据预测

中图分类号: TP389.1

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2012)001-0015-03

0 引言

天气预报可看作是典型的时序数据预测, 在传统的天气预报中, 一般是根据现有资料, 建立数学模型来进行预测, 但是由于天气预报涉及到很多气象要素, 且相互之间存在着复杂的非线性关系, 要建立一个完善的模型是很困难的。

BP 神经网络能够以任意精度模拟复杂的非线性关系, 因此在天气预报中的应用越来越广泛, 但 BP 神经网络全局搜索能力差、收敛速度慢, 结果易陷入局部极值, 单独使用 BP 神经网络效果不是很理想。

针对 BP 神经网络的不足, 本文提出了用擅长全局搜

索的遗传算法寻优与神经网络学习相结合的天气预报模型, 结合两者的优点, 先利用遗传算法在解空间进行全局搜索, 然后在遗传算法搜索到的最优区间内用神经网络学习找到最优解。最后以空军某场站气象台 2002 年的气象观测数据为对象, 建立了该局部地区基于遗传神经网络的天气预报模型, 取得了很好的预报效果。

1 遗传神经网络

遗传算法优化神经网络的基本思想是: 改变 BP 算法依赖梯度信息的指导来调整网络权值、阈值的方法, 利用遗传算法全局性搜索的特点, 寻找对于特定应用或数据集最为合适的网络参数和网络结构。

```
puts service. hello_world{"Spark"}  
# 利用 singleton 添加, 更新服务  
class << HelloWorldServer  
def hello_world ; "Welcome"; end  
def how_nice ; "nice World"; end  
end  
puts service. hello_world # "Welcome"  
puts service. nice # "nice World"
```

4 结束语

通过 Ruby 强大的面向对象特性, 以及其标准库提供

的 dRuby/Rinda, 可以以极少的代码量开发出一个高效稳定的面向服务的分布式系统。

参考文献:

- [1] Distributed Programming with Ruby[M]. Addison-Wesley, 2009.
- [2] Paolo Perrotta. MetaProgramming Ruby. pragmatic.com, 2010.
- [3] 高桥征义, 后藤裕藏. Ruby Programming: 向 Ruby 之父学程序设计(第 2 版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.

(责任编辑: 王 钊)

作者简介: 张亚兵(1982—), 男, 河北沧州人, 空军预警学院硕士研究生, 研究方向为人工智能的军事应用和数据挖掘; 张海燕(1958—), 女, 湖北武汉人, 硕士, 武汉市财政学校高级讲师, 研究方向为数理统计; 鲁汉榕(1958—), 男, 湖北天门人, 硕士, 空军预警学院教授, 硕士生导师, 研究方向为人工智能与数据挖掘; 李朝真(1985—), 男, 安徽宣城人, 空军预警学院硕士研究生, 研究方向为多源信息表示。

1.1 遗传个体编码

常用的遗传算法编码方案有二进制编码、实数编码等。二进制编码应用是最早和最广泛的,几乎任何问题都可以用二进制编码来表达,但对一些多维、高精度连续函数优化问题,二进制编码较长会使搜索空间急剧扩大,计算量大,占用内存多,导致运行性能差,甚至无法运行。实数编码主要适用于求解多维、精度要求较高的连续函数优化问题。神经网络的优化设计问题属于高维连续的寻优问题,所以本文选择实数编码。

理论上已经证明:具有偏差(bias)和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络,能够逼近任何有理函数。因此本算法采用只有一个隐含层的神经网络。而输入层、输出层节点的个数由建模样本决定,所以在优化 BP 网络结构时主要是优化它的隐节点的个数。一般确定隐节点数的经验公式为:

$$h = \sqrt{i+o} + \alpha \quad (1)$$

式中 h 、 i 、 o 和 α 分别为隐节点数、输入节点数、输出节点数和 1—10 间常数。

本算法同时对网络结构和权值、阈值进行编码。因此个体码串由三部分组成:隐节点数及其与各隐含层节点相连的权值、阈值。依据式(1)来确定个体的隐含层节点数的取值范围。由于隐含层节点数也作为一个遗传基因,而它的变化会导致神经网络权值个数的变化,即编码长度是变化的,这为遗传操作带来了不便。因此,为保持个体长度的一致性,保证交叉、变异子代个体的完整性,取码串的最大可能长度作为个体编码的长度,即先确定隐含层节点数的最大可能值 h_{\max} :

$$h_{\max} = \sqrt{i+o} + 10 \quad (2)$$

然后将个体编码长度统一为 1,满足下式:

$$l = 1 + (i+o) * h_{\max} + (h_{\max} + o) \quad (3)$$

设 BP 网络输入层、隐含层、输出层节点个数分别为 i 、 j 、 k ,则需要优化的参数如下所示:

$$\begin{array}{cccc} w_{11} & \cdots & w_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{j1} & \cdots & w_{jj} \end{array}$$

输入层到隐含层的权值矩阵 $W =$

$$b = [b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_j]^T$$

隐含层的阈值矩阵 $b =$

$$\begin{array}{cccc} w_{11} & \cdots & w_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{j1} & \cdots & w_{jk} \end{array}$$

隐含层到输出层的权值矩阵 $V =$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \cdots \ \theta_j]^T$$

输出层的阈值矩阵 $\theta =$

在这里值得注意的是,隐含层节点数 j 也是需要优化的参数,它同上述参数一同编码优化。编码以隐含层节点为中心,将隐含层节点数放在第一位,与同一个隐含层节点所连接的权值及其阈值排在一起,当删除或增加隐含层节点时,方便操作,其组成如图 1 所示:

j	w ₁₁	w ₂₁	...	w _{j1}	v ₁₁	...	v _{1k}	b ₁	w ₁₂	...	w _{1j}	...	v _{jk}	b _j	θ ₁	...	θ _k	...
---	-----------------	-----------------	-----	-----------------	-----------------	-----	-----------------	----------------	-----------------	-----	-----------------	-----	-----------------	----------------	----------------	-----	----------------	-----

图 1 实数编码图

由式(3)可得,个体码串总长度为 1。而在选取权值、

阈值进行计算时,只选取与隐含层实际节点数 j 相对应的权值和阈值,有效码串长度为 $1+(i+k)j+(j+k)$ 。这样码串就包含了网络结构及权值、阈值的信息。

1.2 适应度函数

本算法采用均方误差(Mean Square Error, MSE)的倒数作为适应度函数,具体定义见式(4)。

$$F = \frac{1}{MSE} = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^N [y_t(n) - \hat{y}_t(n)]^2} \quad (4)$$

其中 $y_t(n)$ 、 $\hat{y}_t(n)$ 分别表示第 n 个样本输入时,第 t 个输出节点的期望输出与实际输出。

1.3 遗传算子

(1) 选择算子

为提高个体的多样性和计算效率,同时保证算法能够收敛,本算法采用最优个体保留策略和轮盘赌选择法相结合的策略,即保留种群中适应度最高的个体,它不参与交叉和变异运算,而直接将其复制到下一代,对种群中其它个体采用轮盘赌选择法进行选择操作。

(2) 交叉算子

交叉操作是按一定的交叉概率 P_c 选择参与交叉的父代染色体,本算法随机选用算术交叉或基于方向的交叉。

① 算术交叉:

$$v'_1 = \alpha v_1 + (1 - \alpha) v_2 \quad (5)$$

$$v'_2 = \alpha v_2 + (1 - \alpha) v_1 \quad (6)$$

② 基于方向的交叉:

$$v'_1 = \alpha(v_1 - v_2) + v_1 \quad (7)$$

$$v'_2 = \alpha(v_2 - v_1) + v_2 \quad (8)$$

式中 v_1 、 v_2 为个体编码向量, α 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。算术交叉可以保证产生的后代位于两个父代染色体之间,而基于方向的交叉则可以有效扩展搜索空间[5],这对遗传算法的初始迭代尤为重要。

(3) 变异算子

本算法采用文献[6]提出的自适应变异算子,对变异率进行动态自适应调整。其目的是自适应调整搜索区域,提高其搜索能力,改善收敛性能,提高遗传算法的收敛速度。

2 实验仿真

本实验用上文提出的遗传神经网络与传统的 BP 神经网络进行对比实验,为方便起见,二者采用相同的网络结构,即都采用三层网络结构且后者取前者优化过的隐含层节点数,只比较优化过的权值、阈值和未优化过的权值、阈值对预测精度的影响。

2.1 实验样本

本文提出的预测模型用于气象要素预报,在这里以温度预报为例进行实验。实验随机选取的是 2002 年 1 月 1 日至 2 月 28 日每日 9 时的温度数据进行实验仿真,共 59 个数据,其中前 50 个数据用于训练,后 9 个数据用于验证预测结果。从第 1 天开始,以连续 4 天的温度来预报第 5

天的温度。由于样本数据值的大小往往相差很大,因此,在进行仿真之前,必须对样本数据进行预处理,即归一化处理,避免较大的值对误差产生过大影响。最后得到的训练样本(部分)如表 1 所示。

表 1 训练样本构成

序号	输入数据				输出数据
1	-0.6957	-0.7536	-0.9275	-1.0000	-0.8986
2	-0.7536	-0.9275	-1.0000	-0.8986	-0.7246
3	-0.9275	-1.0000	-0.8986	-0.7246	-0.5507
...

2.2 样本训练

本文所提出的遗传神经网络模型是在 Matlab7.7 环境下实现的。通过训练,得到最优的隐含层节点个数为 4,权值和阈值参数如表 2 所示。

表 2 网络训练权值、阈值表

参数名称	参数值			
输入层到隐含层的权值矩阵 W	-28.9851	29.4207	-9.8523	26.73717
	0.3649	-200.367	55.2134	-16.9013
	-28.9508	29.3975	-9.8583	26.7416
隐含层的阈值矩阵 b	-0.0091	-0.297	0.4162	-0.7076
	-1.3843	115.3541	-1.3796	-7.9757
输入层到隐含层的权值矩阵 V	-0.9697	0.0085	0.9699	-3.6523
输出层的阈值矩阵 θ	-7.1901			

2.3 仿真结果

利用上文提出的遗传神经网络的对 2 月 20 日至 28 日每日 9 时的温度进行预报,并同传统 BP 神经网络进行预报得出的结果进行比较,BP 神经网络隐含层节点数取 4,初始权值、阈值随机生成,具体的预报结果如表 3 所示。通过比较我们可以看出通过遗传神经网络方法预测的温度值误差在 1℃ 以内,而传统的 BP 神经网络预测的温度值误差将近 2℃,前者比后者的预测精度提高了将近 7%。

表 3 预报结果对比表

时间	实测值/℃	遗传神经网络方法			BP 神经网络方法		
		预测值/℃	误差绝对值/℃	相对误差/%	预测值/℃	误差绝对值/℃	相对误差/%
2002-02-20 T 09:00:00	16.3000	16.8660	0.5660	3.4724	18.6187	2.3187	14.2252
2002-02-21 T 09:00:00	15.7000	16.8631	1.1631	7.4083	12.2162	3.4838	22.1898
2002-02-22 T 09:00:00	17.6000	17.8741	0.2741	1.5574	16.6059	0.9941	5.6483
2002-02-23 T 09:00:00	18.2000	18.9285	0.7285	4.0027	18.3499	0.1499	0.8236
2002-02-24 T 09:00:00	15.5000	16.3297	0.8297	5.3529	18.3470	2.8470	18.3677
2002-02-25 T 09:00:00	17.6000	16.7463	0.8537	4.8506	15.0307	2.5693	14.5983
2002-02-26 T 09:00:00	19.2000	18.0367	1.1633	6.0589	16.1872	3.0128	15.6917
2002-02-27 T 09:00:00	19.6000	20.6761	1.0761	5.4903	17.7944	1.8056	9.2122
2002-02-28 T 09:00:00	18.5000	18.4013	0.0987	0.5335	18.6277	0.1277	0.6903
平均误差			0.7504	4.3030		1.9232	11.2719

3 结束语

本文针对神经网络和遗传算法的优缺点,将两者有机地结合起来,提出了一种优化确定 BP 神经网络结构和参数的方法,并将其应用到天气预报中去。通过对实验和统计结果的分析,可以看出遗传神经网络法在预测精度上比 BP 神经网络法提高了很多。结果表明,本文给出的预测方法是可行的,可以作为天气预报的一种手段。

参考文献:

[1] 钟颖,汪秉文. 基于遗传算法的 BP 神经网络时间序列预测模型[J]. 系统工程与电子技术,2002(4).

[2] 张超群,郑建国,钱洁. 遗传算法编码方案比较[J]. 计算机应用研究,2011(3).

[3] 康建红. 基于遗传算法的前馈神经网络优化设计[D]. 秦皇岛:燕山大学,2005.

[4] 吴永明,吴晟. 改进的遗传算法在神经网络结构优化中的应用[J]. 微型机与应用,2011(3).

[5] 刘威,李小平,毛慧欧,等. 基于实数编码遗传算法的神经网络成本预测模型及其应用[J]. 控制理论与应用,2004(3).

[6] 任子武,伞冶. 自适应遗传算法的改进及在系统辨识中应用研究[J]. 系统仿真学报,2006(1).

(责任编辑:王 钊)

Time-Series Data Prediction Based on Genetic Neural Networks

Abstract: During actual application of BP neural network, there exist some problems, including difficult determination of the size and structure of neural network in advance, and it's easy to converge to local optima. This paper proposed to use genetic algorithms to optimize the weights and thresholds and the topology structure of neural networks simultaneously, constructed a weather forecast model based on genetic neural networks, and experimented it with some weather data observed by a weather station. The result of the simulation indicated that this method can improve the accuracy, comparing to the BP neural networks.

Key Words: Genetic Algorithms; Neural Network; Weather Forecast; Time-Series Data Prediction