

# 基于混沌神经网络的分类算法

张建宏

(湖州师范学院信息与工程学院 湖州 313000)

**摘要** 提出了一种基于混沌神经网络的分类算法,利用改进的进化策略对多个三层前馈混沌神经网络同时进行训练。训练好各个分类模型以后,将待识别数据分别输入,混沌神经网络分类模型输出最终分类结果。实验结果表明,该算法可以较好地进行数据分类,而且与传统的神经网络算法以及决策树算法相比,在分类精度和识别率方面均有一定的改善,体现出较好的稳定性。

**关键词** 神经网络,混沌神经网络,分类

**中图分类号** TP389.1 **文献标识码** A

## Classification Algorithm Based on a Chaotic Neural Network

ZHANG Jian-hong

(School of Information and Engineering, Huzhou Teachers College, Huzhou 313000, China)

**Abstract** In this paper, a classification algorithm based on Chaotic Neural Network(CNN) was presented, which established classifiers by a group of three-layer feed-forward CNN. The chaotic neural networks were trained an improving algorithm. The class label of the identifying data could first be evaluated by each chaotic neural network, and the final classification result was obtained. Experimental results show that the algorithm CNN is effective for the classification, and has the better performance in classification precision, stability comparing with the traditional neural network algorithms and decision trees algorithm.

**Keywords** Neural network, Chaotic neural network, Classification

## 1 引言

数据挖掘是一个多学科交叉的研究领域,涉及许多学科。分类是数据挖掘的重要任务之一,是数据挖掘、模式识别和机器学习领域中的重要研究内容。目前应用较广的分类算法主要有贝叶斯算法<sup>[1]</sup>、决策树算法<sup>[2]</sup>和神经网络算法<sup>[3]</sup>。其中,神经网络算法通过建立有学习能力的分类模型,能够对大量复杂的数据进行分析,其对复杂问题进行建模的能力以及对噪声数据的高承受能力使其在分类方面得到了广泛的应用。

在各种神经网络模型中,应用和研究较多的是前馈神经网络模型。对前馈神经网络模型进行训练,采用的传统算法有标准 BP 算法、附加动量和学习率自适应调整的改进 BP 算法、Levenberg-Marquardt 优化算法等<sup>[4]</sup>。标准 BP 算法虽然为训练网络提供了简单而有效的算法,但却存在收敛速度慢和易陷入局部极小值的问题,而且一次训练只能针对一个网络模型。改进 BP 算法中附加动量的引入在一定程度上解决了搜索陷入局部极小值的问题,但其训练速度仍然很慢;学习速率可变的策略在误差增加不太大的范围内,能够提高学习速率,从而得到比标准 BP 算法更快的收敛速度,然而,也存在权值修正量很小的问题,致使学习效率降低。Levenberg-Marquardt 优化算法虽有学习时间短的优点,但是对于复杂

的问题,该算法需要很大的存储空间,而且也存在易陷入局部极小值的缺陷。

以上 3 种算法都存在一定的缺点,我们认为有必要研究出一种新的训练方法,该算法不仅具有快的训练速度,而且还要使训练出的网络分类精度高且不易陷入局部极小。近几年来,混沌神经网络(CNN)由于比其他神经网络具有更强的全局搜索能力和寻优能力,因此被广泛应用于组合优化问题的求解。本文提出的基于混沌神经网络的分类算法正是基于这种思想,采用改进的进化策略对神经网络进行训练,使得搜索效率大大提高。

## 2 基于混沌神经网络的分类算法

### 2.1 混沌神经网络

由混沌神经元构造混沌神经网络时,要考虑几个不同于一般神经网络的方面:类似于 Hopfield 网络的来自内部神经元的反馈项;类似于 BP 算法的外部输入项、不应性项和阈值。我们采用退火策略来控制混沌动态,因此得到混沌神经网络模型的动态递推方程为:

$$u_{xi}(n+1) = \alpha u_{xi} + \beta \left( \sum_k \sum_j W_{xi,kj} v_{kj}(n) + I_{xi} \right) - z(n) (v_{xi}(n) - s) \quad (1)$$

$$v_{xi}(n+1) = \frac{1}{1 + e^{-u_{xi}(n+1)/s} \times (1 + \mu(n))} \quad (2)$$

$$z(n+1) = \frac{z(n)}{\ln[e + \lambda(1 - z(n))]} \quad (3)$$

$$\mu(n+1) = (1 - \epsilon) \times \mu(n) \quad (4)$$

式(1)~式(4)中,  $x, i, j, k=1, 2, 3, \dots, n$ , 在上述议程中, 式(1)为混沌神经网络的动态方程, 式(2)为神经元激励方程, 式(3)和式(4)为退温函数。其中  $W_{x_i, k_j}$  是混沌神经网络神经元连接权,  $u_{x_i}(n)$ ,  $v_{x_i}(n)$  和  $I_{x_i}$  分别是混沌神经元的输出、输入和外部偏置量,  $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$  为神经元的衰减因子,  $\beta(\beta > 0)$  为比例参数,  $\lambda(0 \leq \lambda \leq 1)$  和  $\epsilon(0 \leq \epsilon \leq 1)$  为时变量的衰减因子,  $z(n) < 1$  为自反馈连接权,  $s$  为设定的阈值或外加混沌量。变量  $z(n)$  是一个在时间上不断衰减的参量, 它可以使网络通过一个倍周期混沌分岔过程, 使网络逐步趋近于一个稳定的平衡点, 它实质上对应的是退火算法中的温度, 因此可以有效地控制混沌。

## 2.2 混沌神经网络模型的训练<sup>[5-7]</sup>

首先对基于混沌神经网络的分类算法中应用进化策略所采用的个体表示方法、初始群体的产生、变异操作和适应度评价方法进行介绍。

### (1) 个体表示方法

设单个混沌神经网络为三层前馈混沌神经网络, 由输入层、输出层和隐藏层构成, 三层结点数目分别为  $m, n, y$ 。  $W_{x_i, k_j}$  是混沌神经网络神经元连接权,  $u_{x_i}(n)$ ,  $v_{x_i}(n)$  和  $I_{x_i}$  分别是混沌神经元的输出、输入和外部偏置量,  $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$  为神经元的衰减因子,  $\beta(\beta > 0)$  为比例参数,  $\lambda(0 \leq \lambda \leq 1)$  和  $\epsilon(0 \leq \epsilon \leq 1)$  为时变量的衰减因子,  $z(n) < 1$  为自反馈连接权,  $s$  为设定的阈值或外加混沌量。

### (2) 初始群体的产生

随机产生  $p$  个初始父本  $X_1^0, X_2^0, \dots, X_p^0$ , 初始父本的个数  $p$  等于混沌神经网络的个数, 用于  $p$  个相同结构的混沌神经网络。

### (3) 变异操作

变异是产生新个体的一种最重要的方法, 对以一个父本  $X_i^g (i=1, 2, \dots, p)$ ,  $g$  为进化代数, 变异产生的子代记为  $X_i^{g+1}$ 。变异公式为:

$$X_i^{g+1} = X_i^g + \eta \quad (5)$$

式中,  $\eta$  为一正态随机变量。

### (4) 适应度评价

在进化策略中, 直接设定每个个体的适应度等于所求优化问题的目标函数值, 而不再对目标函数进行任何变换处理。基于混沌神经网络的分类算法中进化策略的适应函数  $f$  采用具有陡度参数  $\epsilon$  的 sigmoid 函数。

(5) 根据以上的描述, 训练算法具体描述如下:

**算法 1** 混沌神经网络的分类算法的混沌神经网络模型训练算法

输入: 分类数据集  $D$  和参数;

输出:  $p$  个混沌神经网络模型;

步骤 1 初始化混沌神经网络控制参数: 设定种群规模  $p$ , 最大进化代数  $G$ , 变异参数  $\eta$  的初值  $\mu_0$ , 进化代数  $g=0$ ; 使混沌神经网络产生大范围下的强混沌动态, 利用混沌搜索的随机性和轨道遍历性在大范围内按其自身规律进行遍历性搜索。搜索过程按混沌轨道进行遍历, 不受目标函数限制, 从而具有很强的避免陷入局部极小的能力。

步骤 2 随机产生  $p$  个初始父本  $X_1^g, X_2^g, \dots, X_p^g$ , 每一个父本按照适应度函数  $f$  计算适应度  $f(X_i^g)$ ;

步骤 3 对任一父本  $X_i^g$  按式(5)变异为  $X_i^{g+1}$ ;

步骤 4 按适应度函数计算适应度  $f(X_i^{g+1})$ ;

步骤 5 按进化策略选择出第  $g+1$  代个体集合;

步骤 6  $g+1 > G$  转第 7 步; 否则转第 3 步;

步骤 7 满足条件则输出结果。

## 2.3 分类算法

通过算法 1 训练好若干个混沌神经网络之后, 我们就确立了分类模型。对于待识别数据, 参照算法 2 进行分类。

### 算法 2 待识别数据的分类算法

输入: 待识别数据集  $x$ ;

输出: 数据类别集  $C$ ;

步骤 1 将待识别数据集  $x$  分别输入训练好的  $p$  个混沌神经网络模型  $CNN_1, CNN_2, \dots, CNN_p$ ;

步骤 2 对数据集中每一个数据  $x_i (i=1, 2, \dots, n; n$  为数据集中数据的个数)

① 计算第  $j(j=1, 2, \dots, p)$  个混沌神经网络的输出, 即对应于各个类别的输出  $C_{ij} (i$  为类别数);

② 确定  $x_i$  的最终类别。

## 3 仿真实验

对本文所提出的算法采用 MATLAB 进行实现。数据集采用 UCI 文本语料, 它是一标准的文本分类测试集, 其中包含 140 个文本类。本文只采用其中 15 个最大的类别来构建分类和测试分类性能。仿真实验中只挑选多标签文本构件的训练集和测试集进行训练和测试, 其中训练集 700 篇, 测试集 250 篇。分别采用本文算法、决策树算法、改进 BP 算法、LM 算法进行实验仿真比较, 其实验结果见表 1。

表 1 实验结果比较

|                      | 训练样本数 | 训练时间   | 测试样本数 | 识别率/% |
|----------------------|-------|--------|-------|-------|
| 基于混沌神经网络的分类算法(CNN算法) | 2000  | 80.534 | 20000 | 98.52 |
| 决策树算法                | 2000  | 85.236 | 20000 | 97.30 |
| 改进BP算法               | 2000  | 83.567 | 20000 | 97.45 |
| LM算法                 | 2000  | 84.312 | 20000 | 96.78 |

实验中参数的具体设置为: 种群规模即神经网络个数  $p=20$ , 进化代数  $G=25$ ,  $g=0$ ,  $\mu_0=0.5$ ,  $\lambda=0.4$ ,  $\epsilon=0.5$ ,  $s=0.6$ ,  $\eta(0)=0.4$ 。

### 3.1 识别率比较

图 1 显示了这 4 种算法在 UCI 数据集上的试验结果的识别率比较。

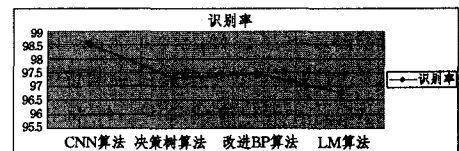


图 1 识别率

### 3.2 时间开销比较

下面对各分类算法在数据集 UCI 上进行时间开销的比较, 见图 2。



图 2 时间开销

原型相比,位置上有较大的误差,有的出现较大的失真。表2是重建图像的误差比较,结合表1可以看出,LBP误差最大,AAP略小于Landweber算法。从表3可看出,对于核心流OAP和Landweber都迭代14步,而其它流型,AAP迭代步数略少与Landweber法。从以上分析可以看出,使用基于多项式加速的图像重建算法,其成像的精度明显高于LBP算法,略高于Landweber算法。

表1 多项式加速成像结果的比较

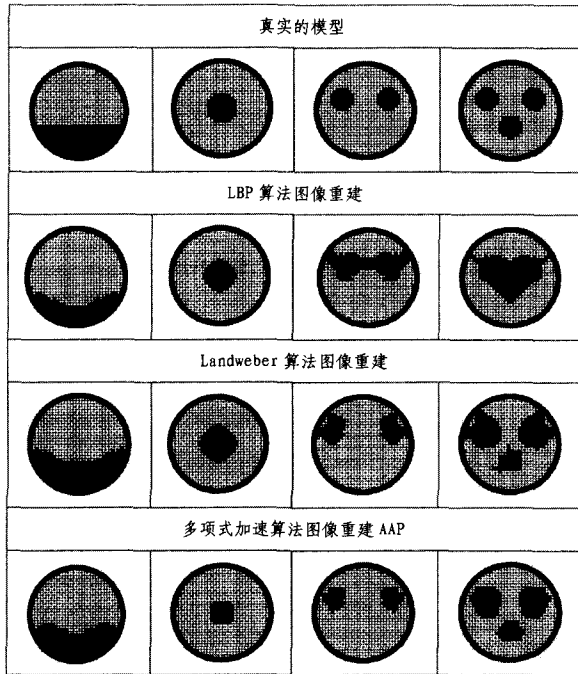


表2 图像误差(%)

| 原型        | (1. a) | (1. b) | (1. c) | (1. d) |
|-----------|--------|--------|--------|--------|
| LBP       | 40.32  | 74.61  | 98.07  | 98.71  |
| Landweber | 27.22  | 30.76  | 67.34  | 84.61  |
| AAP       | 15.38  | 15.38  | 58.31  | 61.68  |

表3 迭代步数(次)

| 原型        | (a) | (b) | (c) | (d) |
|-----------|-----|-----|-----|-----|
| LBP       | 0   | 0   | 0   | 0   |
| Landweber | 21  | 14  | 12  | 19  |
| AAP       | 17  | 14  | 10  | 15  |

**结束语** 通过对ERT系统敏感场的分析和研究,敏感场是分布受到场内媒质分布的影响,敏感场与物场的相互作用为非线性,呈现出软场特性;离散相介质的存在,不仅对其自身和邻近区域较大的影响,而且对激励电极和测量电极邻近区域敏感场的影响也很大,但对管道中心区域的敏感场影响则比较小;离散介质所占区域大小不同,对敏感场分布的影响也不同。上述规律为进一步了解ERT的软场特性,从而为最大化地减少软场特性对图像重建的影响提供了有益的借鉴。通过利用本文提出的多项式加速的正则化迭代法(AAP),算法每次迭代不仅要利用上一步的信息,而且要充分利用前面各步所得到的信息,且该算法程序具有编制简单、所需要存储量小、具有成像精度高、易于满足收敛条件等优点。数值实验表明该算法的图像重建质量远远好于LBP算法,好于Landweber算法,成像速度比Landweber快,重建的图像更接近原型,从而为ERT图像重建提供了一个新的有效方法。

### 参考文献

- [1] 李海清,黄志尧. 特种检测技术及应用[M]. 杭州:浙江大学出版社,2000
- [2] 魏颖,王师,杨钢,等. 基于电阻层析成像技术的两相流检测的仿真[J]. 东北大学学报,2000,21(5):494-497
- [3] Dickin F, Wang M. Electrical Resistance Tomography for Process Application [J]. Meas. Sci. Technol., 1996,7(3):247-260
- [4] Murai T, Kagawa Y. Electrical impedance computed tomography based on a finite element model [J]. IEEE Trans on Bio Eng, 1985,32(3):177-184
- [5] Stanley S J, Bolton G T. A Review of Recent Electrical Resistance Tomography Applications for Wet Particulate Processing [J]. Particle and Particle Systems Characterization, 2008, 25(3):207-215
- [6] Wang M, Vlaev D, Mann R. Measurements of gas-liquid mixing in a stirred vessel using electrical resistance tomography [J]. Chemical Engineering Journal, 2000,77(1):93-98
- [7] 陈德运,陈宇,王莉莉,等. 基于改进 Gauss-Newton 的电容层析成像图像重建算法[J]. 电子学报,2009,37(4):739-743

(上接第252页)

由表1、图1、图2可以看出基于混沌神经网络的分类算法(CNN算法)在运行时间的开销上均少于其他3种分类算法,在识别率上均高于其他3种分类算法。

**结束语** 本文从混沌神经网络具有很强的全局搜索能力和寻优能力出发,设计了基于混沌神经网络的分类算法,并用实验仿真证明了其有效性。可以看出,基于混沌神经网络的分类算法的分类精度高于传统的神经网络算法改进BP算法、LM算法和决策树算法。基于混沌神经网络的分类算法由于在应用进化策略时所表示的多个相同的结构的混沌神经网络模型,因此具有一定的局限性。

### 参考文献

- [1] Friedman N, Geiger D, Goldszmidt M. Bayesian network classifiers[J]. Machine Learning, 1997,29(2/3):131-163

- [2] Quinlan J R. C 4. 5: Programs for Machine Learning[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1993:1-25
- [3] Arulampalam G, Bouzerdoum A. A generalized feedforward neural network architecture for classification and regression[J]. Neural Networks, 2003,16(5/6):561-568
- [4] Wang J G, Shang L, Chen S F, et al. Application of fuzzy classification by evolutionary neural network in incipient fault detection of power transformer[C]// Wunsch D, et al., eds. Proc. of the Int'l Joint Conf. on Neural Networks, IJCNN 2004. New York: IEEE Press, 2004:2279-2283
- [5] 王凌,郑大钟,李清生. 混沌优化方法的研究进展[J]. 计算技术与自动化,2001(1):1-5
- [6] Potapove A, Kali M. Robust chaos in neural networks[J]. Physics Letters A, 2000,277(6):310-322
- [7] 周成容. BP神经网络的模糊改进及应用[J]. 重庆工学院学报:自然科学版,2008,22(6):153-156