文章编号:1001－9227(2001)06－0001－04

# 基于遗传算法的人工神经网络的应用综述

文绍纯 罗 飞 付连续 莫鸿强
(华南理工大学电子与信息学院 广州,510640)

摘 要:本文介绍了一种新型的、随机性的全局优化方法——遗传算法,系统地讨论了基于遗传算法的人工神经网络的主要应用,并给出了大量实验数据,实验结果表明遗传算法具有快速学习网络权重的能力,并且能够摆脱局部极点的困扰。

关键词:遗传算法 人工神网络 学习 权值

ABSTRACT: In this paper, a new, random optimization and search method—genetic algorithm (GA) was introduced. The main applications of artificial neural networks based on genetic algorithms are discussed systemically. The empirical test indicates the capability of the genetic algorithm in fast learning of ANN and escaping local optima.

KEYWORDS: Genetic algorithm Artificial neural network Learn Weight
中图分类号:TP389.1 文献标识码:A

## 0 引 言

自然界的生物进化是按"适者生存,优胜劣汰"规律进行的,Michigan 大学 Holland 教授根据这一规律于 1975 年首次提出了遗传算法(GA)[1],其基本思想是力求充分模仿这一自然寻优过程的随机性、鲁棒性和全局性。这是一种新型的全局优化搜索算法,因为其直接对结构对象进行操作,不存在求导和函数连续性的限定,鲁棒性强、随机性、全局性以及适于并行处理,已广泛应用于神经网络、计算机科学、优化调度、运输问题、组合优化、机器学习、信号处理、自适应控制和人工生命等领域,并且遗传算法在实际应用中也取得了巨大成功。

遗传算法用于神经网络主要是用遗传算法学习神经网络的权重和学习神经网络的拓朴结构,而最主要的是学习神经网络的权重,也就是用遗传算法来取代一些传统的学习算法。评价一个学习算法的标准是:简单性、可塑性和有效性。一般地,简单的算法并不有效,可塑的算法又不简单,而有效的算法则要求算法的专一性、完美性,从而又与算法的可塑性、简单性相冲突。目前广泛研究的前馈网络中采用的是 Rumelhart 等人推广的误差反向传播(BP)算法,BP 算法具有简单和可塑的优点,但是 BP 算法是基于梯度的方法,这种方法的收敛速度慢,且常受局部极小点的困扰,采用 GA 则可把神经网络的结构优化和权值学习合并起来一起求解,克服了 BP 算法的缺陷,是神经网络权值学习的有效方法。但这种方法对计算机的处理能力要求很高,随着计算机技术的不断发展,使得该方法的应用成为可行。

## 1 人工神经网络和遗传算法的基本原理

### 1.1 人工神经网络(ANN)

ANN[2]是对人类大脑的一种物理结构上的模拟,即以计算机仿真的方法,从物理结构上模拟人脑,以使系统具有人脑的某些智能。在众多的 ANN 模型中,多层前馈神经网络模型是目前应用最为广泛的模型。用反向传播学习算法(简称 BP 算法)可以实现多层前馈神经网络的训练,BP 算法具有简单和可塑性的优点,但是 BP 算法是基于梯度的方法,这种方法的收敛速度慢,且常受局部极小点的困扰,而采用 GA 则可克服 BP 算法的缺陷。



?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1.2　遗传算法(GA)

GA[3]以生物进化过程为背景,模拟生物进化的步骤,将繁殖、杂交、变异、竞争和选择等概念引入到算法中,通过维持一组可行解,并通过对可行解的重新组合,改进可行解在多维空间内的移动轨迹或趋向,最终走向最优解。它克服了传统优化方法容易陷入局部极值的缺点,是一种全局优化算法。遗传算法的步骤如下:(1)定义一个目标函数;(2)将可行解群体在一定的约束条件下初始化,每一个可行解用一个向量 x 来编码,称为一条染色体,向量的分量代表基因,它对应可行解的某一决策变量;(3)计算群体中每条染色体 $x_i$ ($i=1, 2, \cdots, n$)所对应的目标函数值,并以此计算适应值 $F_i$,按 $F_i$ 的大小来评价该可行解的好坏;(4)以优胜劣汰的机制,将适应值差的染色体淘汰掉,对幸存的染色体根据其适应值的好坏,按概率随机选择,进行繁殖,形成新的群体;(5)通过杂交和变异的操作,产生子代。杂交是随机选择两条染色体(双亲),将某一点或多点的基因互换而产生两个新个体,变异是基因中的某一点或多点发生突变;(6)对子代群体重复步骤(3)~(5)的操作,进行新一轮遗传进化过程,直到迭代收敛(适应值趋稳定)即找到了最优解或准最优解。

## 2　基于遗传算法的人工神经网络的应用

基于遗传算法的人工神经网络的应用的基本原理是用遗传算法(GA)对神经网络的连接权值进行优化学习,利用 GA 的寻优能力来获取最佳权值。

由于遗传算法具有鲁棒性强、随机性、全局性以及适于并行处理的优点,所以被广泛应用于神经网络中,其中有许多成功的应用。

李敏强[4]采用了一种改进的遗传算法(MGA),将之应用于人工神经网络中,求解了短期地震预报问题。在改进的 MGA 中,采用了自适应交叉率和变异率,并且把 GA 和 BP 结合起来。文[4]将误差反传算法(BP)和实数编码遗传算法(GA),改进型(MGA)三种算法应用于神经网络短期地震预报中,并给出了三种方法的结果比较。

其中,网络选用三层 BP 网络,前一年的最大震级、最大震级之差、累计能量及累计能量之差为网络的输入,网络的输出是下一年的震级,隐层节点数为 30,这个 4－30－1 网络共有 150 个可调权值,各层的激发函数均为 Sigmoid 型函数。BP 算法中,学习率 $\eta=0.7$;惯性系数 $\alpha=0.2$。实数 GA 中,群体容量 $n=40$,交叉率 $P_C=0.12$,变异率 $P_m=0.1$,亲代度量 $S=0.9$,各参数在算法运行过程中保持不变。MGA 中,常量 $k_c=0.1$, $k_m=0.11$。三种算法的运行结果如图 1 所示。

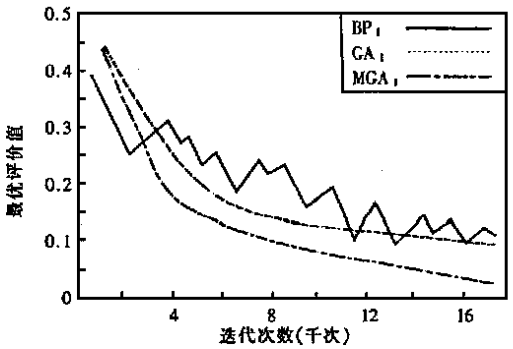


图 1　三种方法的运算结果比较

由实验结果可以看出遗传算法具有快速学习网络权重的能力,并且能够摆脱局部极小点的困扰。

蔡鹭欣[5]把基于反向传播神经网络的遗传算法用于酒类气体识别实验中的传感器阵列的筛选,通过评价传感器组合对反向传播神经网络识别酒类气体结果的影响,建立一种挑选传感器阵列的方法。遗传算法(GA)是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法,由于其主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,搜索不依赖梯度信息。该算法从多点出发开始搜索,加上交叉作用,所以该算法不容易陷入局部最小误差。目前在气体识别中用得比较广泛的是阵列传感器。阵列传感器对被测气体产生原始响应,然后利用模式识别等方法通过对原始响应的识别达到识别气体的目的。

抽取文[5]中实验训练集中 3 组有代表性的实验数据作为遗传算法中训练集适应度的检验数据,其余作为训练数据,经过实验验证,表明在迭代了 11 次后,遗传算法所求的最优解群都具有很好识别葡萄酒、啤酒和白酒的能力。

按照一般的定义:若神经网络在第 i 次实验中对气体 A 的|计算值－期望值|＜0.5 则认为在第 i 次实验中,神经网络可以识别气体 A;否则认为,神经网络不能识别气体 A。把遗传算法所得的解群进行统计分析,如果如表 1 所示,与表 2 的统计相比较,结果基本一致。因此可以认为,用遗传算法可以达到挑选传感器组合和判别各传感器在识别中的贡献大小的作用。


?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 1　各个传感器在适应度最高的前 10、前 20、前 30 个解中的出现次数

| | 传　感　器 | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| 各传感器在适应度最大的前 10 个解中的出现次数 | 4 | 5 | 5 | 6 | 3 | 7 | 4 | 10 |
| 各传感器在适应度最大的前 20 个解中的出现次数 | 8 | 11 | 10 | 10 | 9 | 14 | 7 | 20 |
| 各传感器在适应度最大的前 30 个解中的出现次数 | 14 | 14 | 19 | 15 | 13 | 22 | 12 | 22 |

表 2　在识别率分别为 90%、80%和 70%时，各传感器在包含该传感器的所有组合中能够完成识别任务的比例

| 识别率(%) | 各传感器在包含该传感器的所有组合中能够完成识别任务的比例(%) | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| 90 | 55 | 59 | 65 | 66 | 58 | 70 | 58 | 100 |
| 80 | 64 | 67 | 76 | 66 | 66 | 79 | 66 | 100 |
| 70 | 66 | 68 | 77 | 73 | 69 | 82 | 68 | 100 |

葛红[6]将遗传算法应用于优化基于神经网络结构的控制器的参数，并用该控制器去控制有纯滞后的对象，通过实验证明了用遗传算法优化后的控制系统具有良好的静态性能和动态性能，为解决控制领域中的这一难题做出了新的探索。

文[6]中应用神经网络构成的一个控制器，用于控制有纯滞后的对象，整个控制系统结构如图 2 所示。

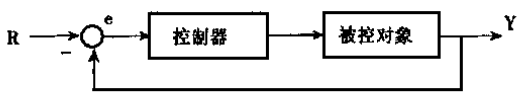


图 2　控制系统结构图

根据 Kolmlgorol 定理[7]，采用三层神经网络结构作为控制器，即：输入层、隐层、输出层，根据有关公式与经验，输入层维数 n 定为 2(输入误差 e 及误差率 ė)，输出层维数 m 为 1(输出控制量 y)，隐层维数 $n_1$ 定为 8。由此构成的神经网络控制器的结构中共有 24 个权值需确定。BP 网络权值的训练算法中，最常用和成熟的是 BP 算法，但 BP 算法收敛速度慢，且易陷入局部最优，文[6]中引用 GA 作为权值优化方法，作者根据实际应用情况，选用以下的 GA 的具体实现形式：

(1) 由于神经网络的权值为实数，所以解空间采用二进制编码；

(2) 引入精华策略，即每代都保留父代中几个最优解，以保证搜索过程收敛；

(3) 引入均匀交叉算子，以求得全局最优解。

其他操作则采用简单的 GA 的形式。

为了说明神经网络结构的控制和 GA 参数训练的有效性，选取经典控制问题中较为典型的一阶纯滞后对象进行实验。

对象模型：$G_p(S)=\frac{Ke^{-2s}}{T_s+1}$

其中：时间常数 T＝1，增益系数 K＝0.5。

采用 MATLAB 语言编程，分别对系统的定值控制，抗干扰性和鲁棒性进行了仿真实验，结果如图 3 所示。

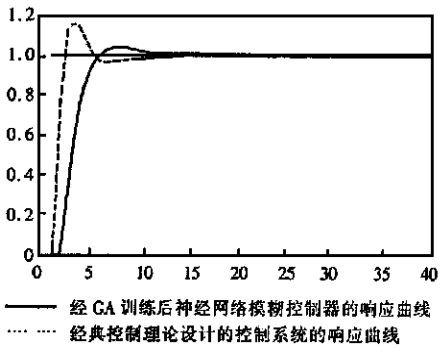


图 3　阶跃输入作用下响应曲线

(1) 在阶跃输入的情况下，输出响应曲线如图 3 所示。

结论：从仿真结果可见，系统动态过程较平稳，超调量小，过渡过程时间短，且静态误差小。说明经过训练后，模糊控制器能达到较好的性能。

(2) 抗干扰实验

在 t＝20 时加入单位脉冲干扰信号，仿真结果如图 4 所示。

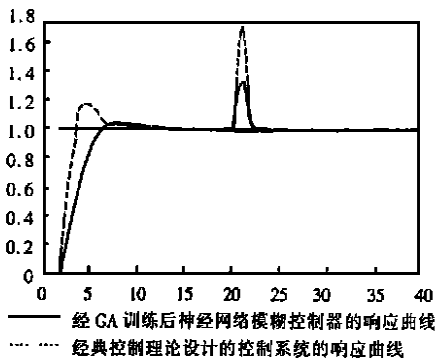


图 4　单位脉冲干扰信号作用下响应曲线


?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

结论：从仿真结果可见，在脉冲干扰作用后，系统能快速、平稳的恢复稳定状态，说明系统抗干扰能力强。

（3）鲁棒性实验

改变对象的参数，以检验 GA 优化后的神经网络控制器的适应性，仿真结果如图 5 所示。

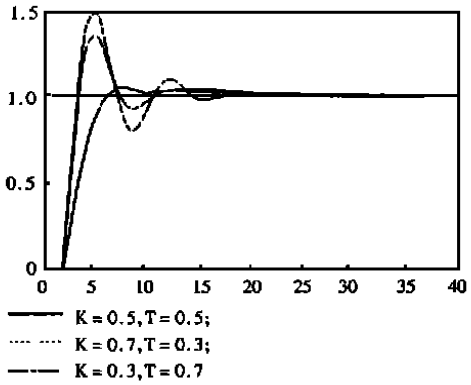


**图 5　K、T 参数发生变化时的响应曲线**

结论：从仿真结果可见，对象参数改变，对仿真曲线影响不大。说明系统对不同对象适应性强，有较好的鲁棒性。

王珏[8] 将遗传算法应用于人工神经网络模型，确定一零部件的维修策略，并结合实例进行了分析，经实验检验，该系统选择维修策略与实际完全符合，维修费用预测值与实际值的相对误差在允许范围内，故该模型是可信的。文[8] 采用遗传算法学习神经网络连接权，不仅可以发挥神经网络的广泛映射能力，而且有助于提高其收敛速度和学习能力。

肖专文[9] 将遗传算法应用于神经网络，构成 GA—ANN 法，协同求解复杂工程中的优化问题。该法既利用了神经网络的非线性映射、网络推理和预测的功能，又利用了遗传算法的全局优化特性，可广泛地应用于目标函数难以用决策变量的显函数形式来表达的众多复杂工程问题中。

杨兆升[10] 运用遗传算法进行参数选择，克服了传统流体神经网络的权值矩阵对称等限制，拓宽了这种智能搜索方法的应用领域。

基于遗传算法的人工神经网络的应用还有很多成功的例子，在此不再一一说明。

## 3　结束语

综上所述，遗传算法作为一种新型的全局优化搜索算法，由于其直接对结构对象进行操作，不存在求导和函数连续性的限定，又具有鲁棒性强、随机性、全局性以及适于并行处理的优点，在人工神经网络的应用上展现了它的独特魅力与优势，但同时，它在理论和应用技术上也存在着许多不足和缺陷，比如相对鲜明的生物基础，其数学基础显得极为薄弱，尤其是缺乏深刻且具有普遍意义的理论分析。随着理论研究的深入，可以肯定，作为一种高效并行的全局搜索方法，遗传算法以其特有的算法特点使其在许多实际问题中的应用会越来越广；同时，广泛的数学方法和强大的计算机模拟工具的出现，必将使遗传算法的研究取得长足的进展。

## 参考文献


1　Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems. MI: University of Michigan Press. 1975

2　董聪. 人工神经网络当前的进展与问题. 科技导报，1999，No. 7

3　汪祖媛，章劲松，庄镇泉. 遗传算法的应用研究进展. 中国科学技术大学学报，1999，No. 4

4　李敏强，徐博艺，寇纪松. 遗传算法与神经网络的结合. 系统工程理论与实践，1999，Vol. 19，No. 2

6　蔡鹭欣，杨燕明，杨　原. 基于反向传播神经网络的遗传算法在酒类气体识别中的应用. 厦门大学学报（自然科学版），1999，Vol. 38，No. 3

6　葛红. 用遗传算法训练基于神经网络结构的控制器. 华南师范大学学报（自然科学版），2000，No. 1：33—38

7　焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安：西安电子科技大学出版社，1993

8　王钰，宋华文，龚传言. 利用人工神经网络技术确定零部件的维修策略. 系统工程理论与实践，1999，Vol. 19，No. 10

9　肖专文，徐日庆，龚晓南. 求解复杂工程优化问题的一种实用方法. 水利学报，1999 年第 2 期

10　杨兆升，姜桂艳，温慧敏. 流体神经网络在非规范条件下的应用研究. 系统工程理论与实践，1999，Vol. 19，No. 8



2002 年即将到来，在新的一年里，本刊欢迎广大读者踊跃订阅！欢迎广大作者积极投稿！！欢迎广大客户刊登产品广告！！！





?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net