

文章编号: 1000—2375(2006)04—0345—05

基于改进遗传算法的神经网络优化

镇方雄¹, 李跃新²

(1. 咸宁学院 数学系, 湖北 咸宁 437000; 2. 湖北大学 数学与计算机科学学院, 湖北 武汉 430062)

摘 要: 针对在神经网络应用中, 存在结构设计及权值训练算法的不足, 提出一种新的基于混合编码方案的遗传算法. 在算法中设计了用遗传算法全局优化神经网络拓扑结构和网络权值的新的编码方案, 改进了适应度函数的设计和采用自适应的交叉和变异方法. 试验结果表明本算法能有效地对神经网络的权值和结构同时优化, 提高了训练效率.

关键词: 神经网络; 遗传算法; 拓扑结构; 权值

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

1 引言

最近 20 年以来, 人工神经网络, 尤其是前向神经网络和 BP 算法^[1,2]得到了极其广泛的应用. 但在神经网络设计中存在两个相互依存的关键问题: 一是神经网络的结构确定, 尤其是隐含层层数及隐含层单元数目的确定, 就目前而言没有一个严格的理论指导, 二是高精度收敛问题, 隐含层和隐含层单元数过多, 将出现训练时间过长和过拟合现象; 数目过少则达不到精度要求. 虽然有学者在这方面作了一些研究, 但存在计算复杂需过多地人工参与等问题. 同时, 由于训练算法从本质上是梯度下降算法, 因而不可避免地存在一些难以克服的缺陷: 易陷于局部极小值等. 近年来, 为了克服以上问题将遗传算法用于神经网络的优化已成为研究热点. 遗传算法用于神经网络的优化主要体现在两个方面: 一是用于网络连接权的进化; 二是用于网络结构的进化. 目前应用遗传算法优化神经网络已有很多成功的例子^[3~5], 大多数的研究文献集中于用各种改进的遗传算法训练神经网络权值, 忽略了神经网络结构与权值间密不可分的联系. 针对上述不足, 本文中提出一种将结构与权值混合编码的方案, 采用将结构与误差结合的适应度函数, 改进的遗传算子实现对 BP 网络结构和权值的同步优化. 实验结果表明本算法的有效性.

2 基于改进遗传算法的神经网络优化

2.1 神经网络的结构、权值及阈值的编码表示 由 Kolmogorov 定理可知, 一个具有 3 层前向 BP 网络就能实现任意给定的映射, 而神经网络结构的确定却无定论. 在实际应用中的网络的输入层和输出层的节点个数是已知的, 如何确定隐含层及隐含层节点的数目就成了一个十分重要问题. 一般来讲, 3 层前向神经网络是最为常见的. 为简便起见, 本文中所讨论的是 3 层前向 BP 网络, 网络的输入层和输出层节点个数已知, 隐含层数是 1 层, 对于更多层的前向神经网络可依此类推.

在利用遗传算法训练神经网络中常用的编码方法有: 二进制、十进制和符号编码等, 本文在文献[6, 7]的基础上提出二进制与十进制混合编码, 来实现网络结构与权值、阈值的同时表达. 以下是编码的 3 个原则.

①权值与阈值的编码: 神经网络的权值学习是一个复杂的连续参数优化问题, 对于神经网络权值的

收稿日期: 2005—06—29

基金项目: 湖北省教育厅重点资助项目. Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 镇方雄(1973—), 男, 硕士, 讲师

编码本文中采用实数编码得到构造基因。

②神经网络结构的编码:由于已知输入层和输出层节点的个数,所需确定的仅是隐含层节点的个数,考虑对隐含层的单元采用二进制编码作为其控制基因,其串长表示神经网络隐含层的单元数目,其算术和表示有效单元个数。

③控制基因若为 0,表示与该节点有关的连接权不起作用,权值均取为 0.控制基因为 1,则直接解码,其对应的构造基因得到连接权值。

基于上述原则,考虑如下的 3 层 BP 网络,其中 (x_1, x_2, \dots, x_m) 和 (y_1, y_2, \dots, y_n) 分别表示网络的输入和输出。 m 和 n 分别表示输入和输出的维数,设隐含层节点数最大为 s ,作如下编码方案:

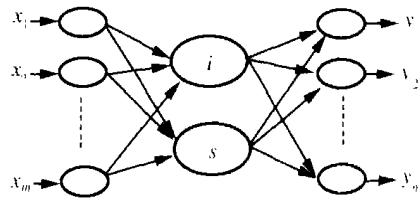


图 1 3 层前馈神经网络

神经网络的编码为:

$$a_1, a_2, \dots, a_s, w_{11}^2, w_{21}^2, \dots, w_{s1}^2, b_1^2, \dots, w_{1i}^2, w_{2i}^2, \dots, w_{si}^2, w_{1n}^2, w_{2n}^2, \dots, w_{sn}^2, b_n^2, w_{11}^1, w_{21}^1, \dots, w_{m1}^1, b_1^1, \dots, w_{1j}^1, w_{2j}^1, \dots, w_{mj}^1, b_j^1, \dots, w_{1s}^1, w_{2s}^1, \dots, w_{ms}^1, b_s^1 \quad (1)$$

其中 $a_i \in \{0, 1\}$, w_{ij}^k 表示 AN_i^{k-1} 到 AN_j^k 的连接权值, b_j^1 表示输出层第 j 个单元的阈值, b_i^1 表示隐含层第 i 个单元的阈值. $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $j \in \{1, 2, \dots, s\}$. 采用上述二进制与十进制相结合的编码结构简单直观,易于解码和进行适应度值的计算,有效地把网络结构和权值及阈值的进化有机地结合起来,克服了以往把网络结构的进化与权值的进化割裂开的情况。

同时,本方案有一些缺点:一是最好重新设计适应度函数,以便使网络结构和权值、阈值间的关系在适应度函数中有所反映;二是须重新设计好遗传算子,标准遗传算法中的遗传算子在本文所提的编码方案中已不太适用,使程序的设计较为繁琐。

2.2 适应度函数的设计 利用遗传算法对神经网络进行训练,最为常见的是使用神经网络目标输出与实际输出的均方误差作为进化个体适应度:

$$E = \sum_{p=1}^t \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_{pi} - o_{pi}) \right)^2 \quad (2)$$

y_{pi} 和 o_{pi} 分别表示对第 p 个样本,神经网络第 i 个输出单元的期望输出值与实际输出值, t 为样本个数, n 为输出单元个数。(2) 式仅仅反映了输出误差,并不能反映和利用神经网络的结构信息,无法体现本文所采用的编码的优点.考虑构造新的既能反映均方误差又能反映结构信息的适应度函数如下:

$$N = \frac{N_1}{N_{\max}} \quad (3)$$

$$f = \frac{1}{E} \cdot (1 + e^{1 + \alpha(1-N)}) \quad (4)$$

(3) 式为适应度函数的表达式,其中 N_1 表示控制基因中 1 的个数也就是隐含层中起作用的隐含层节点的数量,即 $N_1 = \sum_{i=1}^s a_i$; N_{\max} 表示隐含层节点的最大数量,即 $N_{\max} = s$; α 为隐含层节点参数调节因子,根据实际情况确定.在(3)式中可以看出,适应度值受误差和隐含层节点个数的双重影响.当网络输出误差相同或相近时,则神经网络结构起到主要作用;当 N_1 较小时,即网络相对较为简单,适应度值较大,被选择机会要大一些;当神经网络的结构相同或相近时,则神经网络主要由网络输出误差决定.这样,可以实现网络结构和网络权值的同步优化。

2.3 选择算子的确定 采用比例选择算子,即每个个体的选择概率和其适应值成正比.由于随机操作的原因,这种选择方法的选择误差比较大,有时甚至连适应度较高的个体也选择不上.为提高遗传算法的收敛性^[8,9],采取最优保留策略 1,选择最好适应度的个体作为种子选手,直接保留到下一代。

2.4 交叉算子的设计 对二进制基因和实数基因分别采取不同的交叉算子。

二进制基因采用两点交叉。

实数基因采用算术交叉算子,具体操作如下:

设在两个个体中对应基因 x_a^t 和 y_b^t 之间进行算术交叉,则交叉运算后新个体的基因按如下公式产生:

$$x_a^{t+1} = \alpha \cdot x_a^t + (1 - \alpha) y_b^t \tag{5}$$

$$y_b^{t+1} = (1 - \alpha) \cdot x_a^t + \alpha \cdot y_b^t \tag{6}$$

α 为 $[0, 1]$ 之间的随机数,从(5)式、(6)式可以看出,采用算术交叉算子可以保证产生的两个个体在两个父代所在区域之间搜索.

2.5 变异算子 对于使用二进制编码的控制基因的变异,采用均匀变异.

对于使用实数编码的代表各神经元权值和阈值的构造基因,采用如下二重均匀变异,具体操作如下:首先按均匀分布随机选择个体上一个基因座变异点;其次,对这个变异点,以变异概率 p_{mute} 对基因 x_i 进行变异:

$$x'_i = \begin{cases} r, & i = j \\ x_i, & i \neq j \end{cases} \quad j \in \{1, 2, \dots, n\} \text{ 均匀随机选择,其中 } r = \text{random}(-1, +1) \tag{7}$$

2.6 交叉率和变异率的确定 为了尽量不破坏适应度高的个体同时还能保证群体的多样性,较理想的情况下, p_c 与 p_{mute} 的取值应在算法运行过程中随着适应度值的变化而自适应改变.用适应度值来衡量算法的收敛情况,对于适应度值高的解,取较低的 p_c 和 p_{mute} ,使该解进入下一代的机会增大;而对于适应度值低的解,则应取较高的 p_c 和 p_{mute} ,使该解被淘汰掉;当成熟前收敛发生时,应加大 p_c 和 p_{mute} ,加快新个体的产生.以下是 p_c 和 p_{mute} 随着适应值的变化而自适应改变的计算公式.

$$P_c = \begin{cases} k_c(f_{\max} - f_c)/(f_{\max} - f_{\text{avg}}), & f_c \geq f_{\text{avg}} \\ k_c, & f_c < f_{\text{avg}} \end{cases}; P_{\text{mute}} = \begin{cases} k_m(f_{\max} - f_i)/(f_{\max} - f_{\text{avg}}), & f_i \geq f_{\text{avg}} \\ k_m, & f_i < f_{\text{avg}} \end{cases} \tag{8}$$

其中 k_c, k_m 是小于 1 的常数, f_c 是要交叉的两个个体中适应度值较大的一个, f_i 是要变异的个体的适应度值, f_{\max} 是群体的最大适应度值, f_{avg} 是群体的平均适应度值.

2.7 算法实现步骤:

(1) 确定种群规模 N , 进化终止代数 T .

(2) 随机产生初始解群体 $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)\}$, 个体中的代表权值和阈值部分用 $[-1, +1]$ 上的小随机数来初始化, 进化代数计数器 $t = 0$.

(3) 用训练样本对群体中个体所代表的神经网络进行训练, 计算每个个体的学习误差, 利用(3) 式计算 $X(t)$ 中所有个体 $x_i(t)$ 的适应度值, 根据个体的适应度值按比例选择 $N/2$ 个个体对, 根据(8) 式计算个体对交叉概率 p_c 和变异概率 p_{mute} 进行交叉操作和变异操作产生新的解群体 $X'(t)$.

(4) 计算 $X'(t)$ 中所有个体的适应度, 采取最优保留策略 1 得到下一代种群 $X(t+1)$.

(5) 若迭代次数超过限制代数 T 或解群体中最优解个体所对应的网络输出误差足够小, 则该个体为所求; 否则, 转到(3), 继续进化.

3 仿真及结果

本文利用上述算法对一个应用于旋转机械故障诊断的神经网络进行了试验仿真. 训练样本如下表 1, 表 2.

在这个神经网络中, 输入节点个数为 9 个, 输出节点个数为 10 个, 总体误差为 0.02, 单个样本误差为 0.01.

由于标准 BP 网络收敛速度很慢, 易陷于局部极小值, 为加快收敛速度故首先采用自适应学习速率 BP 网络对不同隐含层节点数的网络进行训练, 训练结果如下表 3. 其中, 表中“*”表示在规定训练周期内没有收敛到误差范围之内.

从表 3 可以看出, 在确定了输出层和输入层节点个数后, 隐含层节点数目对于网络是否收敛, 以及网络的训练次数有决定性的影响, 这也是神经网络应用中的难点. 合适的隐含层节点个数, 训练次数少, 精度好且泛化能力较好, 反之则难以收敛, 精度较差, 易出现过拟和现象.

然后采用改进遗传算法的神经网络学习算法进行 9 次训练, 训练数据如下表 4.

从表 3 和表 4 中的数据可以看出,改进的遗传神经网络算法运算得出的隐含层节点个数和 BP 算法中训练效果最好的几个网络结构的隐含层节点个数在同一误差条件下基本相同。

表 1 典型训练样本

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8
	$0.01f \sim 0.39f$	$0.40f \sim 0.49f$	$0.50f$	$0.51f \sim 0.99f$	$1.0f$	$2.0f$	$3.0f \sim 5.0f$	odd f	$5f$
0 不平衡类	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.05	0.00	0.00	
1 型转子轴向碰磨	0.10	0.05	0.05	0.10	0.30	0.10	0.10	0.10	0.10
2 不对中	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.50	0.10	0.00	0.00
3 油膜涡动	0.10	0.80	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4 亚谐共振	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00
5 轴承与封瓦松动	0.00	0.70	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00
6 推力轴承损坏	0.00	0.00	0.10	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7 蒸汽涡动	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8 轴承座松动	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00
9 不等轴承刚度	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.20	0.00	0.00

表中“ f ”为转子工作频率

表 2 典型样本的目标输出

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0 不平衡类	0.95	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
1 型转子轴向碰磨	0.05	0.95	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
2 不对中	0.05	0.05	0.95	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
3 油膜涡动	0.05	0.05	0.05	0.95	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
4 亚谐共振	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
5 轴承与封瓦松动	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95	0.05	0.05	0.05	0.05
6 推力轴承损坏	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95	0.05	0.05	0.05
7 蒸汽涡动	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95	0.05	0.05
8 轴承座松动	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95	0.05
9 不等轴承刚度	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95

表 3 采用自适应学习速率 BP 算法的故障诊断神经网络训练(最大训练代数 为 5 000)

隐含层节点数	2	3	4	5	6	7	8	9	10
训练周期	*	*	*	*	1 959	846	770	533	627
隐含层节点数	11	12	13	14	15	16	17	18	19
训练周期	414	463	584	571	597	777	901	*	*

表 4 采用改进遗传算法的故障诊断神经网络训练(隐含层节点数最大为 30)

试验次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
得到隐含层节点数	11	12	10	11	11	12	12	13	11
遗传算法进化代数	71	56	70	46	55	69	78	103	69

从以上图表可以得出以下结果:(1)新的算法有较强的鲁棒性,基本上都收敛于接近最优解;(2)在同等误差条件下,迭代步数较少,运行效率高,训练速度快,以上研究表明,本文所提的改进的遗传神经网络算法实现了结构和权值及阈值的同步优化,避免了神经网络结构选择的盲目性,提高了计算效率,因而是可行,也是有效的。

4 结论

本文提出了一种基于改进遗传算法的 BP 网络优化算法,通过混合编码,改进适应度函数的设计和改进的遗传算子,在实验中可以有效地实现神经网络结构和权值的同步优化,具有一定的应用前景。

参考文献:

- [1] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning Internal representations by error propagation in parallel distributed processing [M]. Cambridge: MIT Press, 1986: 318—362.
- [2] Huang S H, Zhang H C. Artificial neural network in manufacturing: concepts, applications, and perspectives [J]. IEEE Transaction on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 1994, 17(2): 212—228.
- [3] Yao X, Liu Y. A new evolutionary system for evolving artificial networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(3): 694—713.
- [4] 梁化楼, 戴贵亮. 人工神经网络与遗传算法的结合: 进展及展望 [J]. 电子学报, 1995, 23(10): 194—200.
- [5] Yao X. A review of evolutionary artificial neural networks [J]. International Journal of Intelligent Systems, 1993, (8): 539—567.
- [6] 陈智军. 基于改进型遗传算法的前馈神经网络优化设计 [J]. 计算机工程, 2002, (4): 120—121.
- [7] 王保中, 康立山, 何巍. 基于实数编码遗传算法的多层神经网络 BP 算法 [J]. 武汉大学学报 (自然科学版), 1998, 44(3): 289—291.
- [8] 李敏强, 寇纪淞, 林丹. 遗传算法的基本理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [9] 林丹, 李敏强, 寇纪松. 基于实数编码的遗传算法的收敛性研究 [J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(11): 1 321—1 327.

Neural network optimize based on improved genetic algorithm

ZHEN Fang-xiong^{1,2}, LI Yue-xin²

(1. Department of Mathematics, Xianning College, Xianning 437000, China;

2. School of Mathmatics and Computer Science, Hubei University, Wuhan 430062, China)

Abstract: In the application of neural network, it exists the shortage of the structure design and weitht training algorithm, a new genetic algorithm based on the mixed encoding scheme is proposed in this paper. In this algorithm, the new coding scheme of the global optimization of the topology and weight distribution of neural network fusing with genetic algorithm is designed, fitness function is improved, adaptive crossover and mutation are used. The result of experiment indicates the algorithm can efficiently optimize the topology and weight of neural network.

Key words: neural network; genetic algorithm; structure; weight

(责任编辑 肖 铨)