

文章编号: 1001-0920(2005)02-0210-04

基于两次赌轮选择的神经网络遗传优化

张晓文, 杨煜普, 许晓明
(上海交通大学 自动化系, 上海 200030)

摘要: 从神经网络输入输出映射关系的实质是一种广义级数展开的观点出发, 提出利用两次赌轮法, 按照基因片段的功能划分来对交叉部位进行再次选择, 以使功能相似的基因片段不会出现在同一个染色体中, 避免神经网络遗传优化中“近亲繁殖”的产生。一个两类分类问题的仿真分析表明, 该算法非常有效, 能使网络持续收敛到所能达到的最小误差, 从而得到全局最优解。

关键词: 神经网络; 遗传优化; 两次赌轮法; 树图编码

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

Evolving neural network with dual roulette wheel selection

ZHANG Xiaowen, YANG Yupu, XU Xiaoming

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China Correspondent: ZHANG Xiaowen, E-mail: xwzhang@sjtu.edu.cn)

Abstract: According to the viewpoint that mapping function of the neural network from input to output is in fact a generalized series expansion, a new crossover strategy that takes dual roulette wheel selection to choose the crossover segment according to its function is proposed. It can avoid segments with similar functions appearing in the same offspring, and then the occurrence of the “Competing Conventions Problem” in genetic optimizing neural networks is prevented. Simulation on a two-class classification problem shows that such strategy is very efficient, and the network being evolved is well convergent until the best global optimum solution is found.

Key words: neural network; genetic optimization; dual roulette wheel; tree encoding

1 引言

利用遗传算法自动优化设计神经网络, 在理论和应用中都得到了巨大的发展。然而, 在对神经网络进行遗传表达时, 不同染色体所对应的神经网络的输入输出映射功能可能是等价的, 如果交叉操作时, 功能等价的基因片段被进化到同一条染色体上, 就会产生无效个体, 陷入“近亲繁殖”(Competing Conventions Problem^[1]), 也有文献称 Permutations Problem^[2])的缺陷中, 不利于后期的进化, 并导致产生非最优解。

为了避免出现这种现象, Kenneth^[1]提出采用历史标记法来获知基因之间是否一致(匹配)。每个新生成的节点用一个新的标记来表示, 交叉后如果节

点未变异, 则标记保持不变。在生成子代时, 基因从不同标记的基因中随机抽取, 因此不会出现基因重复的情况。但这种方法仍存在问题, 例如一个节点如果变异回原来的节点, 算法无法识别它是否与已有节点相同, 因此会标记为新节点, 而不采用已有的标记。更多的学者则更倾向于采用进化规划来进行神经网络的优化^[3], 但这样做使得进化效率大大降低, 进化过程漫长。

本文从神经网络输入输出之间映射关系的实质是一种广义级数展开^[4]的观点出发, 提出了一种新的交叉策略: 它利用两次赌轮法, 按照基因片段的功能划分来对交叉部位进行选择, 使得功能相似的基因片段不会出现在同一个染色体中, 从根本上避免

收稿日期: 2004-05-09; 修回日期: 2004-08-17

作者简介: 张晓文(1974—), 男, 山东胶南人, 博士生, 从事智能控制与智能信息处理的研究; 许晓明(1957—), 男, 福建龙岩人, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业对象和过程智能控制的研究

了“近亲繁殖”产生的条件。同时提出了一种树图编码方式: 以隐层节点为单位, 将基函数和展开系数分别作为树的两个左右分支, 使网络的结构、连接权和传递函数可以同时参与到进化中。其结构清晰, 解码方便, 在进行遗传操作时不易出错。对一个两类问题的仿真分析表明, 两次赌轮法能够有效提高进化后期的效率, 使网络持续收敛到所能达到的最小误差, 从而得到全局最优解。

2 神经网络的树图编码

对于一个典型的 3 层前向网络, 其输入输出关系可表示为

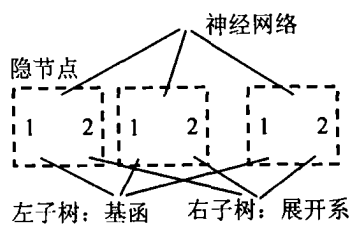
$$F(X) = G\left(\sum_{j=1}^P C_j g(K_j X)\right) \quad (1)$$

式中: 神经网络的结构为 $N - P - M$, $F(X)$ 和 $G(\bullet)$ 为传递函数向量, C_j 和 K_j 分别为 $M \times 1$ 和 $1 \times N$ 的连接权向量, X 为 $N \times 1$ 的输入向量。如果记 $\Gamma(X) = G^{-1}[F(X)]$, 则上式可改写为

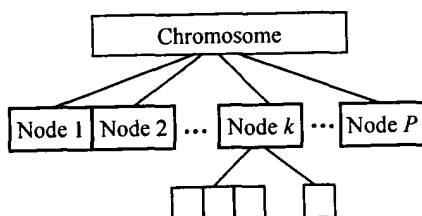
$$\Gamma(X) = \sum_{i=1}^P C_i g(K_i X) \quad (2)$$

这表明, 一个 3 层前向网络, 在实现从输入空间到输出空间映射的过程中, 其实质是对原函数向量的逆函数向量 $G^{-1}[F(X)]$ 进行广义级数展开, 展开系数即为隐层与输出层的连接权, 而隐层与输入层的连接权、节点传递函数和域值共同确定了不同的基函数。考虑到 $F(X)$ 与 $G^{-1}[F(X)]$ 之间通常是满足一一映射的, 因此可以认为, 前向神经网络的映射关系, 其实质可以用广义级数展开来描述, 神经网络的设计过程就是求隐层输出构成的函数空间中最佳逼近的过程。

根据神经网络的广义级数展开形式, 可将其结构



(a) 神经网络的树形展开



(b) 染色体编码

图 1 神经网络的树图编码

进一步改写成图 1(a) 所示的树图形式: 隐节点的左子树表示为与该隐节点相连的输入层连接权以及传递函数所构成的基函数; 右子树表示与该隐节点相关输出层连接所对应的连接权向量。图 1(b) 给出了对应染色体的树图编码方式。

这种编码方式的特点在于, 整个染色体由若干个表示隐节点的基因片段构成, 每个基因片段的左部编码给出了基函数的信息 (包括隐节点采用的传递函数、域值、以及它与输入层之间的连接), 而右部编码给出了隐节点与各个输出相关的连接权向量。在进行结构遗传优化时, 输入节点与输出节点根据任务总是固定的, 因此每个基因片段的长度始终不变, 隐节点的增加与减少可以方便地通过表示节点数组的插入与删除操作进行, 无需担心因位置变更而导致解码紊乱。交叉操作也更加灵活, 不再局限于染色体的相同位置上进行, 不同隐节点的左子树/右子树彼此都可以进行互换操作。此外, 该编码方式的规律性非常强, 因而对于染色体上的某个基因, 极易确定它是位于左子树上还是右子树上, 代表的是网络的连接权还是传递函数, 解码方便。

3 进化算法

在神经网络优化过程中, 当功能相同或相似的基因片段发生互换或者被进化到同一条染色体上时, 就会产生“近亲繁殖”现象。因此, 只要在遗传操作时, 对加以交叉的基因片段再次进行选择, 就可以避免上述情况的发生。两次赌轮法正是按照这种思想设计的, 它从广义级数展开的角度考察基因片段的匹配差异度, 据此选择交叉片段, 以避免发生“近亲繁殖”。图 2 给出了算法的流程图。

由图 2 可以看出, 杂交过程分为两步: 首先根据赌轮法选择进行交叉的双亲染色体; 然后对染色体上的基因片段与另一个父代染色体上具有相同功能的基因片段之间的匹配差异度进行衡量, 选择要交叉的基因片段。

在第 1 次赌轮中, 神经网络的选择按照适值进行, 保证交叉朝着收敛的方向进行。在第 2 次赌轮中, 进行交叉的基因片段的选取按照匹配差异度进行。根据基因片段所在的不同位置, 具体操作描述如下:

1) 杂交段在左子树上

由树图编码可知, 左子树对应的是广义基函数, 它们的匹配差异度可用二者的输出差构成向量的二范数来描述。第 i 个染色体的第 p 个基因片段 (对应于神经网络 i 的第 p 个左子树) 与第 j 个染色体上的第 q 个基因片段 (对应于神经网络 j 的第 q 个左子树) 之间的匹配差异度定义为

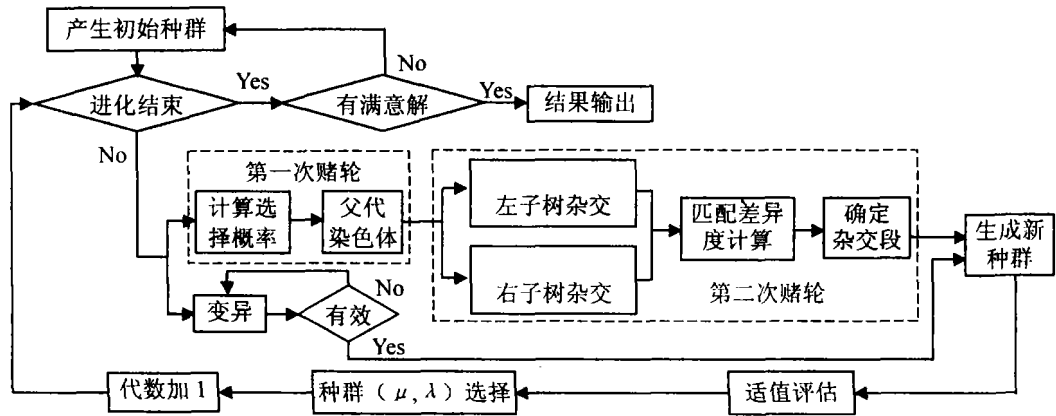


图 2 采用两次赌轮法进行神经网络遗传优化的流程图

$$J_{i,j,p,q}^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{g_{i,p}(K_{i,p}X_k) - g_{j,q}(K_{j,q}X_k)\}^2,$$

式中 N 为训练样本数

2) 杂交段在右子树上

根据树图编码可知, 右子树对应的是广义级数展开系数, 因此匹配差异度可直接以二者的范数来描述 第 i 个染色体的第 p 个基因片段(对应于神经网络 i 的第 p 个右子树) 与第 j 个染色体上的第 q 个基因片段(对应于神经网络 j 的第 q 个右子树) 之间的匹配差异度定义为

$$J_{i,j,p,q}^2 = |W_{i,p} - W_{j,q}|^2 = \sum_{l=1}^M (w_{i,p,l} - w_{j,q,l})^2.$$

这样, 第 i 个染色体上的第 p 个基因片段被选中进行交叉的概率为

$$p_{i,p} = \frac{J_{i,j,p,q}}{\sum_p J_{i,j,p,q}}$$

显然, 按照这种匹配差异度进行选择, 映射功能相同或极为相似的基因片段被选中的概率接近于 0, 因此进行交叉时不会互换, 也不会出现在同一个神经网络上 并且, 进行交叉的部位更加灵活, 双亲的所有左子树节点之间或右子树节点之间都可以成为候选的交叉对象 此外, 对于长度不同的染色体(两个父代网络具有不同的隐节点数), 该遗传策略同样有效

值得一提的是, 杂交双亲确定以后, 选择左子树杂交还是右子树杂交可由一个随机骰子 \tilde{p}_1 决定: 若 $0 < \tilde{p}_1 < 0.5$, 进行左子树杂交; 若 $0.5 < \tilde{p}_1 < 1.0$, 进行右子树杂交(也可根据需要使左右子树之间的选择概率不相等).

4 仿真分析

为了验证两次赌轮法的进化效率, 本文设计了一个简单的两类分类问题, 以此作为仿真对象, 其方法如下.

对满足如下高斯分布的概率密度函数进行抽样:

$$x_i: f(x_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\pi\sigma^2} |x_i - \mu|\right),$$

且有 $x_1 \sim N(-2, 1), x_2 \sim N(-3, 3), x_3 \sim N(2, 2), x_4 \sim N(3, 4)$. 构造如下的两类分类问题(见图 3):

Class1: (x_1, x_2) ; Class2: (x_3, x_4) .

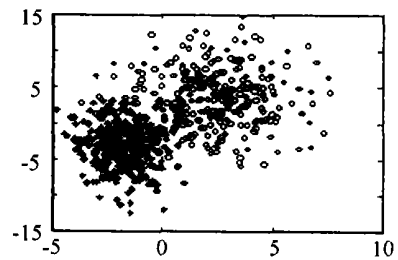


图 3 两类样本的分布图

每类各取 300 个点作为训练样本, 再各取 200 个点作为测试样本 对输入进行归一化处理, 使其均位于 $[0, 1]$ 之间 训练时分别以输出 0.1 和 0.9 代表两类不同的模式 测试时以输出结果最大者作为对应模式类的输出

算法中的各个参数取值如下: 最大训练代数 T 为 100, 误差精度为 0.01, 交叉率为 0.9, 变异采用常规的正态变异, 变异率为 0.1, 种群为 30, 权值初始化时的范围为 $[-0.77, 0.77]$ (根据文献[5]的研究, 这样做可使结果更好、更简单), 权值可行解的范围为 $[-10, 10]$, 隐节点数目为 6

图 4 中给出了采用常规遗传算法与采用两次赌轮选择之间的比较结果曲线(输出层都采用 Purelin 函数). 显然, 常规算法在训练初始阶段迅速收敛, 但后期由于出现“近亲繁殖”, 进化效率极低, 收敛缓慢, 且陷入了局部最优解中 而采用两次赌轮选择, 按照匹配差异度原则对交叉片段进行了选择, 尽管

初始阶段较常规算法慢,但在后期的进化效率明显高于传统算法,且网络可以持续收敛,直到达到最小误差

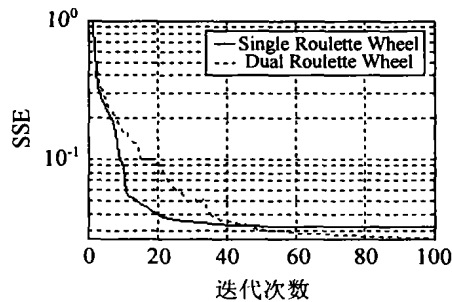


图 4 两种进化方法的比较

5 结 语

两次赌轮法由于多了一次选择,收敛速度较慢采用并行或分布式进行计算,可以大大提高解的速度,甚至可以获得超线性的加速比。但对于任何一种遗传算法而言,寻优的速度都较慢,不适宜在线进行。如果是离线优化,最优先考虑的是全局收敛的可靠性,尤其对于神经网络而言,不同染色体所对应的神经网络的输入输出映射功能可能是等价的,更应避免收敛于局部最优。两次赌轮算法正是基于这个

思想提出的,它能有效防止交叉操作时无效个体的产生,避免陷入“近亲繁殖”中,有利于后期的进化,确保获得全局最优解

参考文献 (References)

- [1] Kenneth O Stanley, Risto M iikkulainen. Evolving neural networks through augmenting topologies [J]. *Evolutionary Computation*, 2002, 10(2): 99-127.
- [2] Radcliffe N J. Genetic set recombination and its application to neural network topology optimization [J]. *Neural Computing and applications*, 1993, 1(1): 67-90.
- [3] Yao X, Liu Y. Evolving artificial neural networks through evolutionary programming [A]. *Presented at the Fifth Annual Conf on Evolutionary Programming* [C]. 1996: 257-266.
- [4] 张晓文, 杨煜普, 许晓鸣. 神经网络隐层作用的机理分析[J]. *华东理工大学学报*, 2002, 28(S): 24-26.
(Zhang X W, Yang Y P, Xu X M. A analysis on hidden layer of neural network [J]. *J of East China University of Science and Technology*, 2002, 28(S): 24-26.)
- [5] Thimm G, Fiesler E. From natural to artificial neural computation [A]. *Int Workshop on Artificial Neural Networks* [C]. Malaga-Torremolinos, 1995: 535-542.

(上接第 209 页)

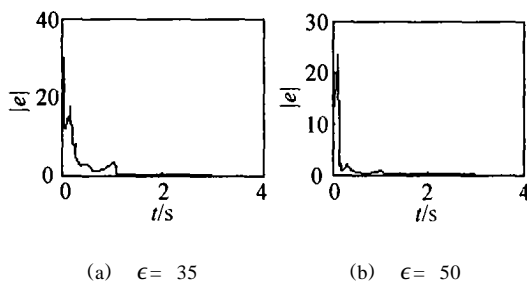


图 4 $\delta = 220$, 不同 ϵ 时的误差收敛曲线

5 结 论

本文采用参数自适应控制方法,对单参数统一混沌系统的同步问题进行了研究。只要合理选择参数自适应控制律中的控制常数,组合系统总是可控的;在能实现同步控制的控制参数范围内,选择控制参数可以改善同步性能,一般,控制能量越大,同步暂态过程越短,同步单调性越好。有关该同步控制方法的鲁棒性及保密通信应用,将是作者下一步的工作。

参考文献 (References)

- [1] Pecora L M, Carroll T L. Synchronization in chaotic systems [J]. *Physical Review Letters*, 1990, 64(8): 821-

824

- [2] Lü J H, Chen G R, Zhang S C. Dynamical analysis of a new chaotic attractor coined [J]. *Int J of Bifurcation and chaos*, 2002, 12(5): 1001-1015.
- [3] Chen S H, Yang Q, Wang C P. Impulsive control and synchronization of unified chaotic system [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2004, 20(4): 751-758.
- [4] Lü J H, Chen G R. A new chaotic attractor coined [J]. *Int J of Bifurcation and Chaos*, 2002, 12(3): 659-661.
- [5] Vaneček A, Čelikovsky S. *Control systems: From linear analysis to synthesis of chaos* [M]. London: Prentice-Hall, 1996.
- [6] Lu J A, Wu X Q, Lü J H. Synchronization of a unified chaotic system and the application in secure communication [J]. *Physics Letters A*, 2002, 305: 365-370.
- [7] Jolly K, John, Amritkar R E. Synchronization of unstable orbits using adaptive [J]. *Physica E*, 1994, 49: 4843-4848.
- [8] He R, Vaidya P G. Analysis and synthesis of synchronous periodic and chaotic system [J]. *Physical Review A*, 1992, 46(12): 7387-7392.