



[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200410011350.4

[43] 公开日 2005 年 6 月 1 日

[11] 公开号 CN 1622129A

[22] 申请日 2004.12.13
 [21] 申请号 200410011350.4
 [71] 申请人 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所
 地址 130031 吉林省长春市东南湖大路 16 号
 [72] 发明人 孙佳石 赵红霞

[74] 专利代理机构 长春科宇专利代理有限责任公司
 代理人 梁爱荣

权利要求书 1 页 说明书 5 页

[54] 发明名称 人工神经网络的优化方法

[57] 摘要

本发明涉及对人工神经网络的优化设计。解决神经网络各隐层神经元节点数的确定没有理论根据、导致神经网络设计的盲目性和尝试性等问题，用试验优化中二次通用旋转组合设计方法，根据实际工程需要建立神经网络各隐层神经元节点数 x_j 与神经网络均方误差 y 回归方程：

$$y = b_0 + \sum_{j=1}^p b_j x_j +$$

$$\sum b_{hj} x_h x_j + \sum_{j=1}^p b_{jj} x_j^2 ;$$

用遗传算法对回归方程 y 进行优化，得到神经网络均方误差的极小值为 y_{\min} 的同时得到神经网络各隐层神经元节点数为 x_j ，得到了各隐层神经元节点数 x_j 便确定了神经网络的结构。由于本发明采用二次通用旋转组合设计和遗传算法，解决了人工神经网络设计的盲目性和尝试性问题，节省了大量的时间和反复的设计劳动，为神经网络的设计奠定理论基础并使人工神经网络的优化设计具有了科学性和实用性。

1、人工神经网络的优化方法，其特征在于：利用试验优化中的二次通用旋转组合设计的方法，根据实际工程需要建立起神经网络各隐层神经元节点数 x_j 与神经网络均方误差 y 的回归方程：

$$y = b_0 + \sum_{j=1}^p b_j x_j + \sum b_{hj} x_h x_j + \sum_{j=1}^p b_{jj} x_j^2 ;$$
 再利用遗传算法对回归方程 y 进行

优化，优化后得到神经网络均方误差的极小值为 y_{\min} 的同时得到神经网络各隐层神经元节点数为 x_j ，得到了各隐层神经元节点数 x_j 便确定了神经网络的结构。

人工神经网络的优化方法

技术领域：本发明属于智能计算技术领域，涉及对人工神经网络的优化设计。

背景技术：人工神经网络是人工智能领域近二十年来发展起来先进技术，随着人工神经网络应用的日益广泛和普及，人工神经网络隐层神经元结点数的问题越来越引起人们的关注，吸引了众多人员的研究。目前单隐层神经元结点数的确定已形成了一个尝试公式，但还需要在一定的范围内进行尝试试验，对多隐层人工神经网络各隐层神经元结点数的确定问题，目前除用尝试试验的方法来确定各隐层神经元的结点数外，还没有更科学的方法使用。

发明内容：为了解决多隐层人工神经网络各隐层的神经元节点数的确定没有理论根据可寻，导致神经网络设计的盲目，耗费大量的时间和反复的设计劳动来寻找并确定神经元的节点数等问题，为此，本发明的目的是提供一种耗费时间少、精确地确定神经元节点数、得到最佳优化神经网络。

本发明神经网络优化的方法是：

利用试验优化中的二次通用旋转组合设计的方法，根据实际工程的需要建立起神经网络各隐层神经元节点数 x_j 与神经网络均方误差 y

的回归方程：
$$y = b_0 + \sum_{j=1}^p b_j x_j + \sum b_{hj} x_h x_j + \sum_{j=1}^p b_{jj} x_j^2$$
 (其中 P 为神经网络的

隐层数)；再利用遗传算法对回归方程 y 进行优化，优化后得到神经

网络均方误差的极小值为 y_{\min} 的同时得到神经网络各隐层神经元节点数为 x_j ($h, j=1, 2, \dots, P$)，得到了各隐层神经元节点数 x_j 便确定了神经网络的结构。

本发明根据神经网络的函数逼近能力和泛化特性，采用二次通用旋转组合设计，能准确、简洁地建立起变量间的关系，即能满足对试验优化的实际需要，又能减少试验次数。本发明又利用遗传算法，采用基于达尔文进化论的优胜劣汰、适者生存和群体进化学说的自适应启发式概率性全局搜索算法，利用复制、交叉、变异等遗传操作来模拟自然进化，完成神经网络各隐层神经元节点数的寻优。即本发明利用二次通用旋转组合设计和遗传算法对神经网络进行两次优化，使神经网络的设计形成了新的理论体系，解决了背景技术神经网络设计时的盲目性，避免了大量的尝试实验，不仅节省了大量的时间和反复的设计劳动，更重要的是使神经网络的设计更具科学性和实用性。

具体实施方式：根据实际工程要求，应用本发明的方法设计出相应结构的神经网络，即首先进行二次通用旋转组合设计，求出神经网络各隐层神经元节点数 x_j 与神经网络均方误差 y 的回归方程，再将该方程应用遗传算法优化，得出其具体的各隐层神经元节点数 x_j ，利用工程需要的条件对此网络进行权系数训练，训练完毕后，该网络便可用于实际工程需要。

本发明的实施例如下：

1. 二次通用旋转组合设计的应用

二次通用旋转组合设计的应用是优化设计神经网络各隐层神经元数

x_j 与神经网络训练误差 y 之间的回归方程, 因素采用 $P \geq 2$ 的神经网络隐层数, 首先对因素进行编码, 从自然因素空间向编码因素空间编码, 选用编码因素空间相应的组合设计, 配列试验方案及计算格式表, 经回归系数的计算与统计检验, 便得到编码因素的回归方程, 将自然因素带入编码因素的回归方程, 便得自然因素的回归方程并将此方程代入遗传算法进行优化, 求得各隐层最佳神经元数 x_j 。如 $P=2$ 时, 网络各隐层神经元节点数 x_j 与神经网络均方误差 y 的回归方程为:

$$y = b_0 + \sum_{j=1}^P b_j x_j + \sum_{h,j} b_{hj} x_h x_j + \sum_{j=1}^P b_{jj} x_j^2 = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_{12} x_1 x_2 + b_{11} x_1^2 + b_{22} x_2^2$$

($h,j=1,2 \dots P$)。

2. 利用遗传算法求解过程

遗传算法是一种基于达尔文进化论的优胜劣汰、适者生存和群体进化学说的自适应启发式概率性全局搜索算法。遗传算法利用复制、交叉、变异等遗传操作来模拟自然进化, 完成问题寻优, 其基本步骤如下:

(1) 编码。对每个待优化问题的自变量需进行编码, 一般采用有限长度的二进制码代表自变量的各种取值, 若将各自变量的二进制码连成一串, 得到一个二进制码串, 它代表了自变量的一组取值所决定的一个解。如将每一个解看成是生物群体中的一个个体, 上述代码则相当于表示该个体遗传特性的染色体。

(2) 产生初始种群。随机产生 n 条染色体组成初始种群。该种群代表优化问题的一些可行解的集合, 一般而言初始种群的素质较差, 遗传算法是从这一初始种群出发, 模拟进化过程, 择优去劣, 最后找

出优秀的群体和个体，满足优化的要求。

(3) 复制。按编码规则，将群体中的每一个体的染色体所对应的自变量取值代入目标函数表达式 y 的回归方程，计算出适应值。按一定概率从群体中选取 M 对个体，被复制下来，作为双亲用于繁殖后代，复制的原则是适应值较大的个体，赋予更大的选中概率，因此，适应值愈高的个体，有更多的机会繁殖后代，使其优良特性得以遗传和保留。

(4) 交叉。将随机选中的双亲任意配对，然后分别对其进行交叉。最简单的交叉办法是随机地选取一个或多个截断点，将双亲的染色体在截断点分开，然后，以一定概率交换其尾部。

(5) 变异。首先按给定的概率随机选取若干个个体。一般而言，给定的变异概率都很小，一般取 $0 \sim 0.05$ 。对已选取的每个个体，随机选取某一位进行取反运算，即由 $1 \rightarrow 0$ 或由 $0 \rightarrow 1$ 。

(6) 由上述的 (3) ~ (5) 产生了新一代的种群后，对新群体的各个个体再进行评价，即对每个染色体进行解码，求出每个个体的适应值。

(7) 重复上述步骤，直到最优个体的适应值达到某一既定值，或最优个体的适应值和种群的平均适应值不再提高，则迭代过程结束，得出各隐层最佳神经元数 x_j 。

3. 神经网络的应用

神经网络对处理大量原始数据而不能用规则或公式描述的问题，或者是对问题的机理等规律不甚了解时，都表现出极大的灵活性和自适应性。神经网络的误差反向传播算法，即由数据流的前向计算（正向传

播)和误差信号的反向传播两个过程构成。正向传播时,传播方向为输入层→隐层→输出层,每层神经元的状态只影响下一层神经元。若在输出层得不到期望的输出,则转向误差信号的反向传播流程。通过这两个过程的交替进行,在权向量空间执行误差函数梯度下降策略,动态迭代搜索一组权向量,使网络误差函数达到最小值,从而使神经网络完成了信息提取和记忆过程。