

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl<sup>7</sup>

G06T 5/00

G06N 3/02

H04N 1/60



# [12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200410011351.9

[43] 公开日 2005 年 6 月 1 日

[11] 公开号 CN 1622135A

[22] 申请日 2004.12.13

[21] 申请号 200410011351.9

[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 2 页 说明书 6 页 附图 1 页

[54] 发明名称 数字图像颜色的校正方法

[57] 摘要

本发明涉及利用神经网络对数字图像颜色校正的方法。用二次通用旋转组合设计准确地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。用遗传算法对神经网络各隐层神经元节点数的寻优，得出神经网络的最佳的神经元节点数，解决了神经网络各隐层神经元节点数的确定没有理论根据的问题；在需要的颜色色域空间对此神经网络进行学习训练，得到具有学习训练颜色色域空间信息的第一神经网络，将需要校正的数字图像颜色信息输入到第一神经网络，得到校正后的数字图像颜色信息。本发明能使数字图像的颜色得到快速精确地校正。还可建立一个大大色域空间范围下的普遍实用的可操作数字图像颜色校正的神经网络系统。

I S S N 1 0 0 8 - 4 2 7 4

1、数字图像颜色的校正方法，其特征在于：

(1)利用试验优化中二次通用旋转组合设计的方法，根据需要颜色校正的数字图像的色域空间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；

(2)利用优化的神经网络，在需要校正颜色所需的色域空间对上述神经网络进行权系数训练，得到含有所需色域空间颜色信息的权系数和阈值的第二神经网络；将需要校正的颜色信息输入到第二神经网络，得到校正后的全部颜色信息，则完成了对数字图像颜色的校正。

2、根据权利要求 1 所述的数字图像颜色的校正方法，其特征在于：

a 需要校正的数字图像读入内存，定义数据指针并指向数字图像数据的第一个像素；

b 判断数据指针是否指向数字图像数据的末像素；

c 没有指向数字图像数据的末像素，对数字图像的第一个像素的三基色值通过训练好的第一神经网络进行校正，校正后的三基色值生成一个新像素，写入到新数字图像文件相应的像素位中；

d 数据指针指向数字图像下一个像素；

e 重复（2）-（5）步骤，依次将数字图像中每一像素的三基色值通过第一神经网络进行校正；

f 数据指针指向数字图像末像素，数字图像全部像素校正完成，生成新的数字图像。

## 数字图像颜色的校正方法

**技术领域：**本发明属于智能计算及图像工程技术领域，涉及数字图像颜色校正的方法。

**背景技术：**随着各种新兴数字彩色图像输入、输出设备如：彩色扫描仪、数码照相机、显示器以及彩色打印机的广泛应用，数字彩色图像在各种设备之间的传输和复制再现过程中颜色失真的问题也日益引起人们的关注。这不仅仅是因为希望再现的数字彩色图像能表现出原稿真实的颜色，而且更重要的是数字彩色图像承载着太多的信息，这些信息需要以精确的数字颜色信号来传递并表现出来，以使接受者能够正确的使用。以往采用的颜色校正方法都是针对局部色域或某一设备，方法很多，但各有其局限性。神经网络的方法是近十年来发展起来的用于颜色校正的一种新技术。

**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，要将颜色校正达到较理想的效果需要大量的尝试实验来还原，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，并解决耗费大量的时间尝试颜色还原的问题，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并对数字图像颜色进行校正的方法。

本发明是：(1)利用试验优化中的二次通用旋转组合设计的方法，根据需要颜色校正的数字图像的色域空间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：

$$y = b_0 + \sum_{j=1}^p b_j x_j + \sum b_{hj} x_h x_j + \sum_{j=1}^p b_{jj} x_j^2 \text{ (其中 } P \text{ 为神经网络的隐层数)};$$

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；色域空间范围决定隐层神经元的节点数  $x_j$  范围，当色域空间范围大时隐层神经元的节点数  $x_j$  多，当色域空间范围小时隐层神经元的节点数  $x_j$  少。

(2)利用上述优化的神经网络，在需要校正颜色所需的色域空间对神经网络进行权系数训练，得到含有所需色域空间颜色信息的权系数和阈值的第一神经网络；将被校正的颜色信息输入到第一神经网络，便可得到校正后的颜色信息，则完成了对数字图像颜色的校正。

本发明一种数字图像颜色校正的方法是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。还可建立一个色域空间范围下实用可操作的数字图像颜色校正的神经网络。由于图像每一像素的三基色值都通过本发明优化的神经网络进行校正，解决了耗费大量的时间尝试颜色还原的问题，本发明能使数字图像的颜色快速精确校正。

### 附图说明：

图 1 是本发明颜色校正程序流程图

**具体实施方式：**根据数字图像颜色实际校正要求，应用上述步骤方法设计出相应结构的神经网络，实现数字图像颜色实际校正目的。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  $x_j$ ，在需要的色域空间对此网络进行权系数训练，训练完毕后，该网络便可用于上述训练色域空间的颜色校正。

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，并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  $\rightarrow$  隐层  $\rightarrow$  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。在所需颜色空间中，给出一组学习数据，对神经网络进行训练，神经网络训练完毕后，该神经网络便可按照学习训练时的规律用于所需颜色空间的颜色校正。

4. 任意一幅数字图像，载入计算机，按图 1 流程处理数字图像，便可得到一幅颜色经过校正的数字图像，其校正过程如下：

a 需要校正的数字图像读入内存；定义数据指针并指向数字图像数据的第一个像素；

b 判断数据指针是否指向数字图像数据的末像素；

c 没有指向数字图像数据的末像素，对数字图像的第一个像素的三基色值通过训练好的第一神经网络进行校正，校正后的三基色值生成一个新像素，写入到新数字图像文件相应的像素位中；

d 数据指针指向数字图像下一个像素；

e 重复（2）-（5）步骤，依次将数字图像中每一像素的三基色值通过第一神经网络进行校正

f 数据指针指向数字图像末像素，数字图像全部像素校正完成，生成新的数字图像。

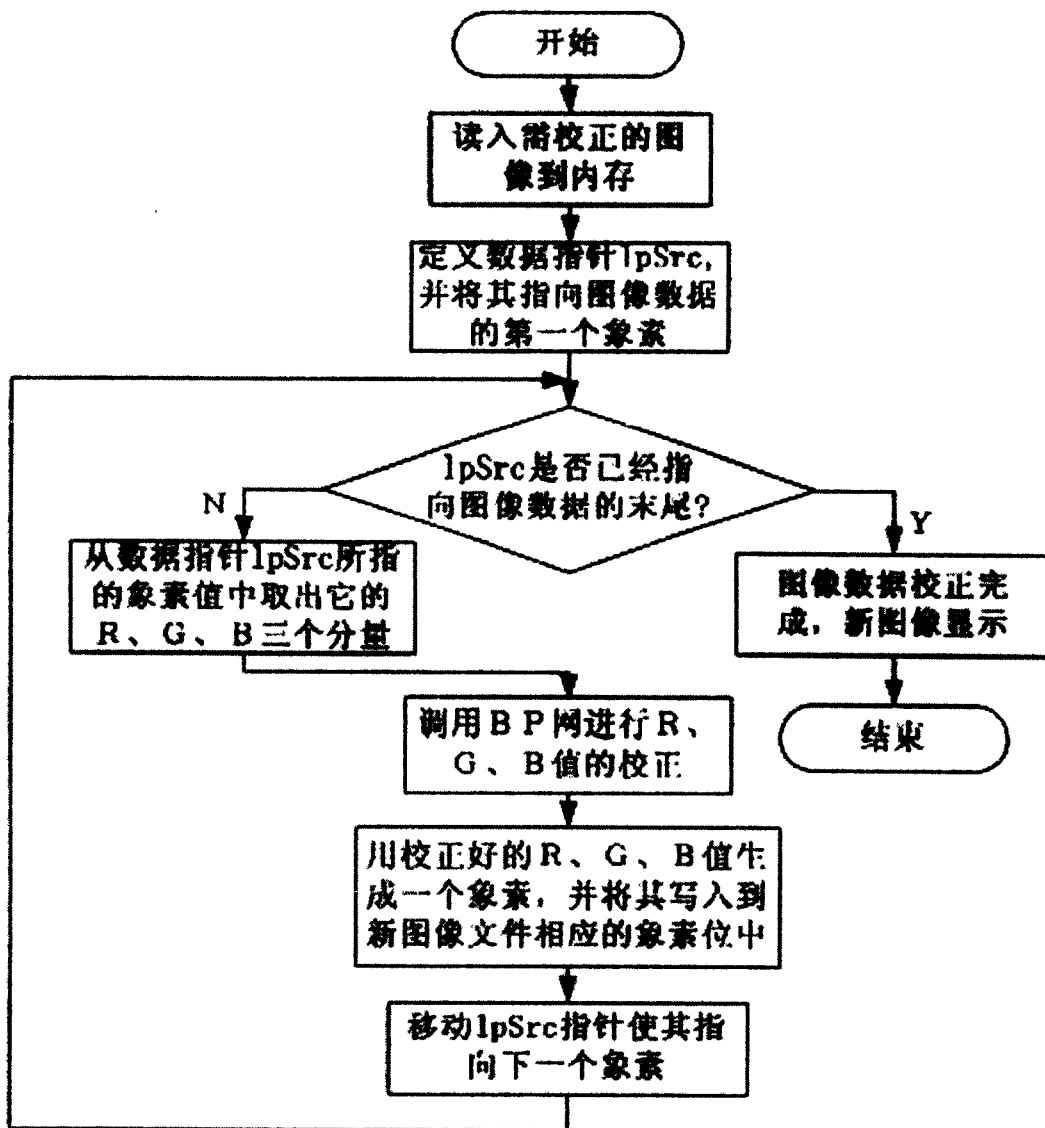


图 1