

# 一种基于遗传优化的神经网络水印<sup>①</sup>

陈丽萍<sup>1</sup>, 姚志强<sup>2</sup>, 陈荔聪<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(福建师范大学 数计学院, 福州 350007)

<sup>2</sup>(福建师范大学 软件学院, 福州 350007)

**摘要:** 提出一种新的遗传算法和神经网络彩色图像水印研究, 在检测水印的过程中, 利用遗传算法来优化 BP 神经网络的权值矩阵与初值, 构建出内在的隐含关系, 然后利用训练好的 BP 神经网络来融合提取水印。实验证明该算法保持不可觉察性, 并且水印的鲁棒性比 BP 神经网络的更强。

**关键词:** 水印; 遗传算法; BP 神经网络

## A Novel Watermarking Based on Genetic Algorithm and BP Neural Network

CHEN Li-Ping<sup>1</sup>, YAO Zhi-Qiang<sup>2</sup>, CHEN Li-Cong<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(College of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

<sup>2</sup>(Faculty of Software, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

**Abstract:** In this paper, a novel robust watermarking research for color image based on the Genetic Algorithm(GA) and BP neural network is proposed which combine the advantages of BP neural networks and GA algorithms. During the detecting process, the GA aims to optimize the parameters of the BP neural networks and the optimum values are regarded as the initial values and weight matrix of the BP neural network parameters. Furthermore, we utilize the gradient descent learning algorithm to adjust the parameters to data fusion the watermark confidence. The experiments show that the watermarking algorithm is imperceptible and more robust than the BP neural networks method.

**Key words:** digital watermark; genetic algorithm; BP neural network

互联网的飞速发展和移动终端网络的发展使得数字图像在网上广泛传播, 于是构造版权保护显得更加重要。数字水印是以可感知或不可感知的形式永久镶嵌在其他宿主数据中, 具有可鉴别性, 用于版权保护、内容检验或提供其他信息的数字信号或模式, 并且不影响宿主数据的可用性。对于不可感知数字水印而言一方面要求嵌入的水印应不明显降低宿主图像的视觉质量又要求无意或有意的攻击后, 只要图像能保持其商业价值, 即可从嵌入水印的图像中检测到嵌入的水印(即鲁棒性)。这 2 个要求彼此矛盾, 因此在图像水印中增强不可感知水印的鲁棒性一直是一个重要的议题。根据水印所嵌入域的不同, 可以把数字图像水印分为两类: 一类是在空间域中嵌入水印, 另一类在变换域中嵌入水印<sup>[1-3]</sup>。

神经网络具有很好的非线性映射、分布并行处理、自适应学习和鲁棒性等特性。目前产生很多基于神经网络的数字水印算法<sup>[4,5]</sup>被提出, 在文献[4]中, 林冬梅等人结合脉冲耦合神经网络与粗集理论, 提出了一种空频域结合的二重水印算法, 应用 PCNN 检测出原始图像的边缘进一步确定水印嵌入位置。一种基于对象传播神经网络的音频水印算法<sup>[5]</sup>将水印的嵌入和提取转换为 CPN 的训练和回想。文献[6]提出一种基于神经网络的 DWT 域零水印技术。即从宿主图像中随机选取若干 DWT 系数, 并建立一个神经网络模型存储和管理所选择的系数。因为零水印技术, 而且当训练样本过多时, 训练过程可能不收敛。这由于 BP 神经网络在训练过程中易陷入局部极小、收敛速度慢和引起振荡效应, 而遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和

① 基金项目: 国家自然科学基金(60673014); 福建省自然科学基金(2008J0013); 福建省教育厅 B 类基金(JB08048)

收稿时间: 2011-02-12; 收到修改稿时间: 2011-03-09

自然遗传机制的随机搜索算法。因而采用遗传进化算法能够有效弥补 BP 神经网络的缺陷<sup>[7-11]</sup>。本文提出了一种基于遗传算法与神经网络融合的水印算法,采用遗传算法来训练 BP 神经网络相关的参数,构建出内在的隐含关系,得到一个初始的权值矩阵和初始的阈值向量,再用如 BP 算法,得到改进 BP 神经网络的模型精度和学习能力结构,并将优化的 BP 神经网络的融合提取水印信息,比单纯的 BP 神经网络更能增强水印的鲁棒性。

### 1 BP神经网络

BP 网络是现在应用最为广泛的前传神经网络<sup>[12]</sup>,具有一个或多个隐层,相邻两层之间通过权值全连接,所处理的信息逐层向前流动.而当学习权值时,却是根据理想输出与实际输出的误差 E,由前向后逐层修改权值.图 1 为典型三层 BP 网络的结构,  $I_i$  为输入层中第 i 个结点的输出;  $H_i$  为隐含层中第 i 个结点的输出:

$$H_i = g(WIH_p \bullet I) = g(\sum_{n=1}^N WIH_{pn} \bullet I_n) \tag{1}$$

其中  $WIH_{pn}$  为输入层中第 n 个结点与隐含层第 p 个结点的连接权值;

$O_m$  为输出层中第 m 个结点的输出:

$$O_m = g(W_m \bullet H) = g(\sum_{p=1}^P W_{mp} \bullet H_p) \tag{2}$$

$W_{mp}$  为隐含层中第 p 个结点与输出层的连接权值。

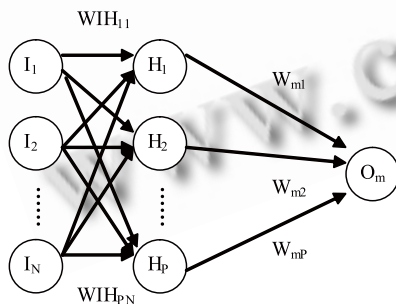


图 1 BP神经网络结构

权值矩阵 W 和 WIH 的确定就是使误差函数 E 达到极小.在梯度下降法中取权值  $W_{mp}$  的改变量和  $WIH_{pn}$  的改变量分别为:

$$\Delta W_{mp} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{mp}} \tag{3}$$

$$\Delta WIH_{pn} = -\eta \frac{\partial E}{\partial WIH_{pn}} \tag{4}$$

在训练使用 BP 网络的过程中也有一些关键问题,如网络的权值初始化不合适常常使得 BP 算法无法获得满意的结果;并且在 BP 算法中,误差是通过输出层向输入层反向传播的,网络的隐层级数越多,反向传播误差在靠近输入层时就越不可靠,这样用不可靠的误差来修正权值,其后果容易出来离目标越来越远。

### 2 遗传算法

人们常常通过改进误差反向传播算法提高网络的学习能力来提高 BP 神经网络的逼近精度,然尔像所有利用导数的优化方法一样,梯度法很容易陷入误差函数的局部极小.,达不到全局最优,而而采用遗传算法可以找到全局最优解.遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种基于达尔文的进化论以及门德尔的遗传学说的优化方法,是一种群体操作,该操作以群体中的所有染色体为对象,按照一定的适配值函数及借助选择、交叉和变异等操作对各个体进行筛选,从而使适配值高的个体被保留下来,组成新一代群体,这样新群体的各个适应度不断提高,这样周而复始直到获得满意的结果.遗传算法把最优问题的求解过程拟合成物种进化发展的过程,搜索过程不依赖于问题本身有无连续或者可微的要求,只需要知道目标函数信息,而不需要其他推导和附加信息,从而对问题的依赖性较小,而且是实行整个种群的进化而非个体进化,因此一代代的种群进化能使搜索过程得到全局收敛,可避免局部极小<sup>[7-13]</sup>.在遗传算法中适应度函数的选取应能够客观地反映个体优劣的函数.对 BP 神经网络的参数来说,网络输出的精度,即误差的大小可以充分反映染色体的优劣,定义 BP 神经网络的性指标为误差平方和,即:

$$f(i) = \frac{1}{\sum_p \sum_k (V_k - T_k)^2} \tag{5}$$

其中,  $V_k$  与  $T_k$  为个体 i 期望输出和实际输出; p 为学习样本数,  $i=1, \dots, N$  为个染色体数; k 为输出层节点数。

复制: 为了从一个旧种群中选择生命力强(即适配值大或选择概率大)的个体产生新种群的过程,复制是个体位串根据其目标函数 f(即适配值函数)复制自己的过程.选择的概率为:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (6)$$

其中,  $f_i$  为个体  $i$  的适应度函数,  $N$  为种群大小。

交叉: 在由等待配对的位串构成的匹配池中, 个体随机两两配对, 然后随机地选择交叉点来交叉繁殖。

变异: 在基因交叉之后产生的子代个体, 其变量可能以很小的概率或者步长发生转变。

### 3 水印的嵌入与提取方法

#### 3.1 水印的嵌入方法

第 1 步: 要嵌入水印的信息使用密钥生成伪随机序列, 将原始彩色图像进行  $8 \times 8$  分块。

第 2 步: 分别对每个分块图像的 R,G,B 三个通道的分量分别进行 DCT 变换。

第 3 步: 由于宿主分块图像 R,G,B 三个通道的分量经二维 DCT 变换分解后, 直流分量和交流分量的中频系数集中了宿主图像的大部分能量, 若对直流分量进行嵌入强度要小, 故往往考虑中频嵌入数字水印。选择块内两个中频系数  $D(a,b)$  和  $D(c,d)$  进行比较, 这次同样的水印信息则被嵌入到三个不同通道的子图像内部。

最后: 对水印信息嵌的图像块进行 DCT 反变换, 就得到添加水印后的图像。

#### 3.2 遗传算法训练神经网络的水印的提取算法

提取的过程中的水印并不需要原始图像。我们利用这个秘密密钥和相应位置两个中频系数的大小关系提取初始水印, 然后利用遗传算法对 BP 神经网络的各种初值与权值进行训练学习, 最后利用训练后满足要求的神经网络的对初始水印进行数据融合。提取的过程中的水印是描述如下:

步骤 1. 所示首先将待检测的水印图像进行  $8 \times 8$  分块, 并对每个分块 R,G,B 通道进行 DCT 变换。

步骤 2. 然后根据水印嵌入的秘密位置, 寻找每一个分块中相应 DCT 系数之间的关系, 得到待从嵌入位置得到的初始水印。

步骤 3. 选取得到初始水印的半作为训练的样本来初始化种群  $P$ , 包括交叉规模、交叉概率  $P_c$ 、突变概率  $P_m$  以及对任一  $WIH_{ij}$  和  $W_{mi}$  初始化; 在编码中虽然二进制编码方式编码、解码简单并利于交叉、变异等遗传操作但为了提高算法的收敛性, 本文采用实数

编码。

步骤 4. 计算每一个个体的适应度函数来确定个体被选择的概率, 概率最大的个体复制, 概率最小的个体变异。

步骤 5. 以概率  $P_c$  对个体  $G_i$  和  $G_{i+1}$  交叉操作产生新个体, 保证种群进化, 可以提高遗传算法的局部搜索能力;

步骤 6. 选择生命力弱 (即适配值小或选择概率小) 的个体位串 (或称字符串) 变异概率  $P_m$  突变产生  $G_j$  的新个体  $G_j$ , 产生新种群的过程;

步骤 7. 根据适应度函数对新种群进行重新计算, 若此时还未找到了满意的个体, 则转步骤 5。

步骤 8. 达到所要求的性能指标后, 将最终群体中的最优个体解码即可得到优化后的网络连接权系数。

步骤 9. 可利用训练好的神经网络对剩下的一半初始水印数据进行融合, 最后使用密钥还原水印信息。

### 4 算法实验

在 MATLAB 7. 0 仿真实验平台下, 实验选择测试图像 lena ( $512 \times 512$ , RGB 图) 作为原始图像, 水印的图像水印为  $42 \times 22$  的二值小图标, 利用密钥生成一段 924 位的伪随机序列重复多次嵌入测试图像的 R,G,B 三个通道内。本文采用峰值信噪比 PSNR 来评价含水印图像的质量, 对于测试图像的实验结果, 该算法所产生的含水印图像 PSNR 值平均高达 36.8dB 以上, 从视觉效果看测试原图及嵌入水印后的图像几乎没有区别, 表明算法具有较好的水印透明性。



(a)测试图像 (b)水印 (c)嵌入水印图像 (d)提取水印

图 2 测试图像及提取水印

假设原水印为  $wm$  (水印的位数为  $l_{wm}$ ) 与提取出来的鲁棒水印为  $wm^{ext}$  的错误比特率为:

$$BER = \frac{\sum_i^l |wm_i - wm_i^{ext}|}{l_{wm}} \quad (7)$$

若错误比特率为 0 就说明提取出来的水印与原来的水印没有什么差别, 水印的鲁棒性越强。图 3-图 5 体现了本文算法在各种攻击下的鲁棒性, 对含水印的 Lena 图像进行高斯噪声、卷积滤波、模糊攻击之后提取水印的效果, 都可以清楚地辨别出水印。



图 3 图像受到高斯噪声攻击及提取水印



图 4 图像受到卷积处理及提取水印

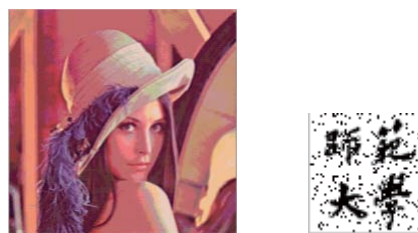


图 5 图像受到模糊处理及提取水印

表 1 给出了含水印 Lena 图像受进行噪声、滤波、剪切、锐化攻击后的图像峰值信噪比和从中提取出的水印图像误码比特率。通过与一般的 BP 神经网络方法相对比, 经过遗传算法优化初值后, 神经网络有较好的全局优化特点, 误码率也降低了 30% 左右。本文算法对这些攻击操作具有很好的鲁棒性, 大致可以避免一般 BP 神经网络出现的不收敛。

图 6 体现了本文算法在攻击下的鲁棒性, 对含水印的 Lena 图像进行不同质量因子的 J PEG 压缩后本文方法与常规方法以及均值判断的误码率, 发现本文算法的误码率最小, 比一般的方法有 40% 的改善。

表 1 水印鲁棒性攻击实验

攻击类型	攻击强度	峰值信噪比 PSNR	一般提取 BER	BP 神经网络方法 BER	本文方法 BER
添加椒盐噪声	0.01	24.892	0.1247	0.1079	0.0667
中值滤波		32.256	0.1256	0.1687	0.1
模糊处理		28.642	0.1606	不收敛	0.1500
边缘锐化处理		6.3881	0.0911	不收敛	0.0723
剪切处理	剪切掉 25%	13.132	0.1825	0.1779	0.1167
添加高斯噪声	0.01	29.076	0.3253	0.2833	0.2833

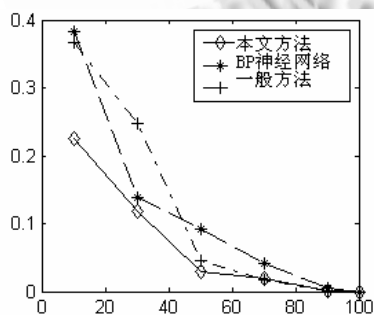


图 6 JPEG 压缩下水印误码率

## 5 结论

本文提出了一种基于遗传算法和神经网络的盲水

印算法, 该算法具有很强的鲁棒性并且不易觉察。在这算法中结合了遗传算法与 BP 神经网络的优点, 既能着眼于 BP 神经网络自适应学习, 又能避免局部最小值, 得到全局的优化结果, 水印的鲁棒性得到了显著的增强。

## 参考文献

- Zhang XH. Just-noticeable difference estimation with pixels in images. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2008,(19):30-41.
- Hontsch, Karam LJ. Adaptive image coding with perceptual

(下转第 205 页)

缓存空间大小设为 10, 采用双缓存方式, 有 22 个数据采样点, 采样间隔时间为 0.5s, 设置两组拟合参数, 参数设置如下: 基准斜率偏差为 1, 波动率为 1, 最大偏差值分别设为 2 和 3。

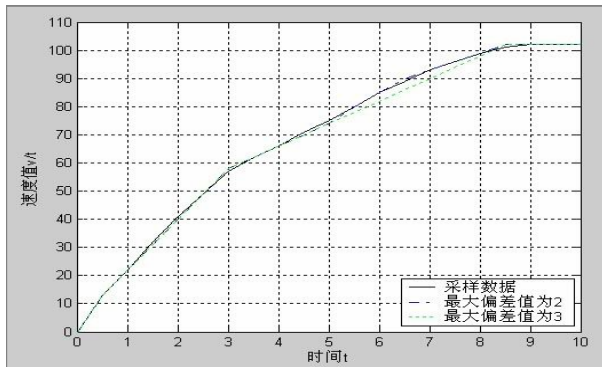


图 5 线性拟合结果

线性拟合结果如图 5 所示, 由于缓存空间大小为 10, 最后两个采样数据正处在待压缩状态, 所以未被压缩。实线为原采样数据, 虚线为拟合数据, 其中与原采样数据比较贴切的拟合数据的最大偏差值为 2, 另一拟合数据的最大偏差值为 3。经计算得出: 最大

偏差值为 2 的拟合曲线压缩率为 50%, 平均误差率为 0.615%, 最大误差率为 3.2%; 最大偏差值为 3 的拟合曲线压缩率为 70%, 平均误差率为 1.37%, 最大误差率为 3.7%, 可以看出, 在数据变化较明显的区域, 对于小于 1% 精度要求, 压缩率可达到 50% 以上。

## 7 结语

本系统进行的软硬件通用性设计, 采用双存储结构, 通过将线性拟合存储算法与车载数据存储算法相结合的方式, 实现了数据压缩以及压缩数据可移植性的功能。该数据存储系统可以为故障诊断提供有力的依据, 可应用到工业网络和意外事故的黑匣子中。该设计为以后数据压缩设计提供有效的思路, 并为其技术实施做了必要的铺垫。

## 参考文献

- 1 王爱勇, 李荣雨, 陆新建. 基于关系数据库的实时数据压缩探讨. 计算机应用与软件, 2009, 26(5): 137-139.
- 2 潘海涛, 何洁月. 流程业实时数据压缩技术的研究与实现. 计算机工程, 2003, 29(2): 274-277.
- 3 林冬梅, 马义德, 张北斗. 基于 PCNN 与粗集理论的细胞图像二重数字水印算法. 计算机应用研究, 2010, 2: 721-725.
- 4 桑军, 向宏, 叶春晓, 胡海波. 基于神经网络的实用小波域零水印技术. 计算机工程, 2009, 4: 139-141.
- 5 戴红亮, 金文标. 基于对象传播神经网络的音频水印算法. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2009, 2: 95-99.
- 6 陈海军. 基于遗传优化的神经网络控制策略的研究. 燕山大学, 2010.
- 7 段明秀. 基于遗传算法的模糊 RBF 神经网络设计及应用. 吉首大学学报(自然科学版), 2010.
- 8 闵松强, 贺昌政, 等. 进化数据分组处理算法研究进展. 计算机应用研究, 2010, 2: 405-407.
- 9 张杨, 房斌, 徐传运, 等. 基于遗传神经网络的可信 Web 服务度量模型. 计算机应用研究, 2010, (1): 215-217.
- 10 原清, 贺新锋, 刘湘崇. 遗传算法和神经网络在导弹测试设备故障诊断中的应用研究. 测试技术学报, 702-706.
- 11 吴微. 神经网络计算. 北京: 高等教育出版社, 2003.
- 12 侯媛彬, 杜京义, 汪梅. 神经网络. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007.

(上接第 218 页)

distortion control. IEEE Trans. on Image Processing, 2002, 11(3): 213-222.