

# 基于改进遗传算法的神经网络手写体数字识别

魏衡华, 彭 飞

(中国科学技术大学 自动化系, 安徽 合肥 230027)

**摘要:** BP 网络作为人工神经网络的重要分支, 已经广泛应用于手写数字识别。然而 BP 神经网络存在训练时间长、易陷入局部最小的问题。为了克服这些问题, 提出了一种改进的遗传算法, 并用该算法来优化神经网络的权值和阈值。最后, 利用基于该算法的神经网络对大量 USPS 手写数字样本集进行训练。实验结果表明, 该算法比单纯的 BP 算法具有更快的识别速率。

**关键词:** 遗传算法; BP 神经网络; 数字识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)18-0057-03

## Neural network of handwritten digital recognition based on an improved genetic algorithm

Wei Henghua, Peng Fei

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** As an important branch of artificial neural network, BP network has been widely applied to handwritten digital recognition. However, BP network has the problems of training for long time and going easily into the local minimum. In order to solve these problems, the paper presents an improved genetic algorithm to optimize the back-propagation neural network weights and thresholds. In the end, use it to train USPS handwritten digital sample. The experimental result show the proposed algorithm have faster recognition rate than the BP algorithm.

**Key words:** genetic algorithm; back-propagation neural networks; digital recognition

数字识别前景广阔, 广泛应用于邮政编码的识别、汽车牌照的识别以及个人成绩单的识别。相对于印刷体数字识别, 无约束手写体的识别是模式识别领域的难点, 也是目前的一个研究热点。近几年来众多学者对手写体进行了较多的研究, 提出了多种算法, 不过当前运用较好的主流算法还是以统计、神经网络、聚类分析的识别算法为主。

神经网络具有很强的学习性和自适应性, 对于解决目标识别和模式分类具有较大的潜力。其中 BP 模型被广泛地应用于模式分类、模式识别等方面, 但 BP 算法收敛速度慢, 且很容易陷入局部极小点。遗传算法具有并行搜索、效率高、不存在局部收敛等优点而被广泛应用。然而传统的遗传算法带有一定程度的随机性和盲目性, 且有过早收敛的现象。为了克服遗传算法的这些缺点, 本文采用正交遗传算法, 克服了初始种群的盲目性, 并对选择过程做了改进, 不再单纯地淘汰劣势个体, 以保证种群的多样性。最后, 本文将改进的遗传算法应

用到 BP 网络中, 提出遗传 BP 神经网络, 通过遗传算法的全局优化能力提高 BP 神经网络对手写数字样本训练的速度。

### 1 BP 神经网络

BP 网络是一种典型的前向神经网络, 主要由输入层、隐含层、输出层组成, 它的基本结构如图 1 所示。隐含层可以是单层或多层。每一层由一个或者多个节点组

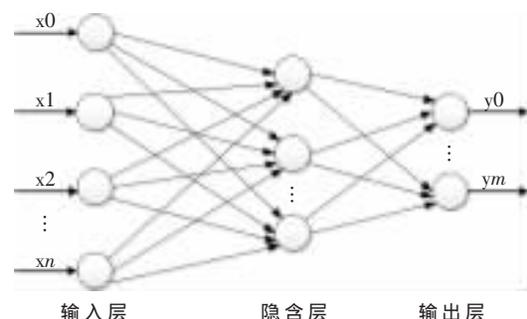


图 1 BP 网络结构图

## 技术与方法 Technique and Method

成,同一层的节点之间没有连接,而层与层之间的节点是全连接的,即每一层的节点与前面一层的所有节点都有连接。

BP网络的核心是BP算法,BP算法由两部分组成:信息的正向传递和误差的反向传播。在正向传播中,输入信息从输入层经隐含层逐层计算传向输出层,每一层的输出作用于下一层神经元(即为图中的节点)的输入。如果在输出层没有得到期望的输出,则计算输出层的误差变化值,然后转向反向传播,通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来,修改各层神经元的权值直至达到期望目标。

虽然BP网络得到了广泛的应用,但它也存在一些自身的不足和限制,例如训练时间较长、容易陷入局部最小值等<sup>[1]</sup>。

### 2 改进的遗传算法

遗传算法的操作内容主要有种群初始化操作、选择操作、交叉操作、变异操作。

#### 2.1 种群的初始化

对于没有先验知识的优化问题,传统遗传算法的初始种群一般采取完全随机的方法产生,这样选出的初始种群带有一定的盲目性,也很难选出具有代表性的群体。本文采用正交化设计方法来初始化种群,利用正交设计所选的样本组合能够很好地代表所有可能的组合并且正交设计在数值优化方面已经被证明具有很好的搜索能力<sup>[2]</sup>,这样获得的初始种群更具有鲁棒性和统计合理性。

##### 2.1.1 构造正交设计矩阵

正交设计矩阵的设计方法很多,参考文献[3]中提出的设计方法便于计算。其中 $Q$ 表示基因变量变化的水平数, $N$ 表示基因个数,正交设计矩阵记为 $L_M(Q^j)=[a_{ij}]_{M \times N}$ , $M=Q^j$ 且有:

$$N = \frac{Q^j - 1}{Q - 1} \quad (1)$$

其算法过程如下:

##### (1)构造正交设计矩阵基本列

```
For k=1 to J do
  Begin
    j =  $\frac{Q^{k-1}-1}{Q-1} + 1$ 
    For i=1 to  $Q^j$  do
       $a_{i,j} = \frac{i-1}{Q^{j-k}} \bmod Q$ 
    End
```

##### (2)按如下方法构造非基本列

```
For k=2 to J do
  Begin
    j =  $\frac{Q^{k-1}-1}{Q-1} + 1$ 
    For s=1 to j-1 do
```

or  $t=1$  to  $Q-1$  do

$$a_{j+(s-1)(Q-1)+t} = (a_s \times t + a_j) \bmod Q$$

End

(3)给所有 $a_{i,j}$ 加1,其中 $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$ 。

#### 2.1.2 生成初始种群

由于不知道任何关于BP网络权值和阈值全局最小的信息,因此,初始种群的染色体均匀分布在可行解空间是合理的,定义 $x_i$ 为第 $i$ 个因素,这样,每个染色体都有 $N$ 个因素,因为这些因素是连续变化的,所以要把每个因素离散化为有限个数量的值。具体地,把 $x_i$ 的区间 $[l, u]$ 等分成 $Q$ 个水平,这样就可以得到初始种群:

$$t_{i,j} = 1 + (a_{i,j} - 1) \left[ \frac{u-l}{Q-1} \right] + \delta \quad (2)$$

其中 $t_{i,j}$ 为初始种群矩阵 $T$ 元素的值; $\delta$ 为一个很小的随机数,一般要求 $|\delta| \ll \frac{u-l}{Q-1}$ 。

然而对于训练手写数字样本的BP网络,其需要训练的网络权值和阈值数量很大。 $N$ 过大,会导致 $M$ 的值也很大,如果用这样庞大的矩阵作为初始种群不仅会占用大量的存储空间,还会延长遗传算法的迭代时间。 $N$ 值由问题本身决定无法改变,若 $Q$ 值过小,将不能体现种群的多样性,也降低了基因变量的精度,本文采用从 $T$ 中随机选择 $n$ 个互不相同的行作为初始种群。

#### 2.2 选择父代个体

采用赌轮盘选择方法对于复杂的神经网络优化问题容易过早收敛,为了保证群体的多样性,减缓算法的收敛速度,在选择过程中,低于适应度平均值的个体被淘汰,被淘汰的个体从 $T$ 中随机选择一行作为新加入的种群个体,并加大 $\delta$ 的可变范围。为了使种群具有更好的多样性,当低于平均适应度的个体数量小于 $1/4$ 种群数量时,被淘汰的个体数量将保持在 $1/4$ 种群数量。

#### 2.3 交叉操作

在实数编码中常见的交叉算子有单点交叉算子、多点交叉算子、算术交叉算子等<sup>[4]</sup>。经过比较,在BP网络权值的优化中采用算术交叉算子效果较好。设父母点为 $X, Y$ ,后代为 $X', Y'$ ,则:

$$\begin{cases} X' = aX + (1-a)Y \\ Y' = aY + (1-a)X \end{cases} \quad (3)$$

其中 $a$ 称为交叉算子,且 $a \in [0, 1]$ 。

#### 2.4 变异操作

变异就是子个体变量以很小的概率或步长发生转变,变异概率一般都很小,对于实数编码简单而有效的方法就是直接将子个体的某个变量用一个随机数替代。为了减缓局部收敛,本文采用自适应变异操作,根据迭代次数的不同设置不同的变异概率,当迭代次数 $< 0.25 \maxgen$ 时, $P_m = 0.01$ ;当 $0.25 \maxgen < \text{迭代次数} < 0.75 \maxgen$ 时, $P_m = 0.2$ ;当迭代次数 $> 0.75 \maxgen$ 时, $P_m = 0.4$ 。

## 技术与方法 Technique and Method

### 3 应用实例及仿真

本文以 USPS 手写数字样本集中 1 100 个样本数据作为实验数据,每个样本数据存储着  $16 \times 16$  手写数字图像样本,所以神经网络的输入层数为 256;0~9 总共 10 种类别,所以输出层数设为 10;根据经验隐含层一般设置为  $\sqrt{I+Q}+n$  (其中  $I$  表示输入层神经元的个数, $Q$  表示输出层神经元的个数, $n$  取 0~10),本文隐含层的个数设为 16;训练目标  $epochs=0.01$ 。BP 网络采用 L-M 训练方法。改进遗传算法的参数设置如下:种群规模  $sizepop=20$ ;交叉概率  $P_c=0.6$ ;迭代次数  $maxgen=60$ ;权值和阈值的取值范围为  $[-2, 2]$ ;水平数  $Q=9$ 。

下面分别利用 BP 网络和改进遗传-BP 网络分别对 USPS 手写数字样本集中 1 100 个手写数字进行仿真实验,实验结果如图 2 所示。

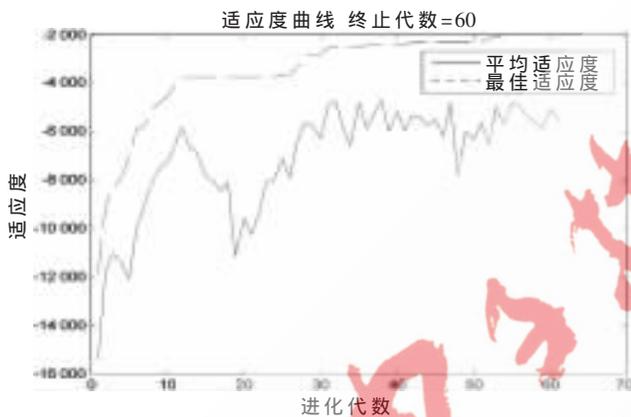


图 2 遗传算法迭代过程的曲线

表 1 所示为两种算法的性能比较,从中可以明显地看出改进的遗传-BP 算法比单纯的 BP 算法具有更快的

表 1 两种算法的性能比较

	迭代次数	训练时间/min	目标
BP 算法	15	8.10	0.009 92
改进遗传-BP 算法	8	4.42	0.008 92

训练速度。而手写数字的识别精度很大程度上取决于训练样本的数量,因此,提高大量样本的训练速度对手写数字识别具有重要的意义。

本文针对 BP 网络训练大量数据时,训练时间长、易陷入局部最优等问题,提出将 BP 网络与遗传算法相结合,并用改进的遗传算法来克服传统遗传算法收敛速度慢的缺点,通过计算正交设计矩阵来提高初始种群的质量,有效地增强了算法的稳定性和全局搜索能力,也说明了此算法具有广泛的应用价值。

#### 参考文献

- [1] 丛爽.神经网络、模糊系统及其在运动控制中的应用[M].合肥:中国科学技术大学出版社,2001.
- [2] LEUNG Y W, WANG Y P. An orthogonal genetic algorithm with quantization for global numerical optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2001, 5(1): 41-53.
- [3] 王宇平.进化计算的理论和方法[M].北京:科学出版社,2011.
- [4] 王小平,曹立明.遗传算法——理论、应用与软件实现[M].西安:西安交通大学出版社,2004.

(收稿日期:2012-04-27)

#### 作者简介:

彭飞,男,1988年生,在读硕士,主要研究方向:控制理论与控制工程。

魏衡华,男,1955年生,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:智能控制,伺服系统,运动控制。