

基于 GA-BP 神经网络在手写数字识别中的应用研究

程焕新 刘军亮

(青岛科技大学 自动化与电子工程学院 青岛 266042)

摘 要: 手写数字识别在当今社会有着重要的应用价值,在金融、社交、教育、通信等领域有着广泛的应用前景。手写数字识别是光学字符识别技术的一个分支,目前大多采用 BP 神经网络进行识别,但 BP 神经网络存在局部极小值、学习速度慢、结构选取上无确定准则三方面缺陷,影响其识别效果。通过遗传算法寻优 BP 神经网络最佳的初始阈值、初始权值、结构来克服其缺陷。通过 MATLAB 仿真,结果表明,用遗传算法优化后的 BP 神经网络具有辨识正确率更高、泛化能力更强、收敛速度更快、实用性更强的优点,达到了预期的目的,为手写数字识别提供了良好的理论研究价值。

关键词: BP 神经网络;遗传算法;函数拟合;手写数字识别;优化

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Application of BP neural network optimized by genetic algorithm in handwritten numeral recognition

Cheng Huanxin Liu Junliang

(College of Automation and Electrical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China)

Abstract: Handwritten digit recognition has important application value in today's society, and has broad application prospects in finance, social networking, education, communication and other fields. Handwritten digit recognition is a branch of optical character recognition technology. The common methods are identified by BP neural network, but there are three defects in BP neural network, such as local minimum, slow learning speed, and structure selection, and the optimization algorithm is used to optimize its structure. In this paper, genetic algorithm is used to optimize the initial threshold, initial weight and structure of BP neural network to overcome its shortcomings. The study of handwritten digital recognition as an object is carried out. The results of Matlab simulation show that the BP neural network optimized by genetic algorithm has the advantages of higher recognition accuracy, stronger generalization ability, faster convergence speed and stronger practicability, which provides a good theoretical basis for handwritten digital recognition.

Keywords: BP neural network; genetic algorithm; function fitting; handwritten digit recognition; optimization

0 引 言

手写数字识别技术是目前研究较为成熟的技术之一,但作为理论研究,手写数字识别技术相对于其他文字识别技术仍具有积极意义。由于数字的类别只有 10 种,笔画简单,其识别问题看似并不复杂,但事实上,手写数字的正确识别率并不比印刷汉字识别率高,甚至不如联机手写汉字识别率高^[1]。其主要原因如下:1)数字笔画简单,笔画差距相对较小,字形相差不大,增加了某些数字间的区分难度;2)由于受地域的影响,同一数字的写法千差万别,很难做到兼容世界各地写法数字识别系统。再加上数字间缺乏上下

文关系,也给识别带来一定的难度^[2]。因此,研究高速度、高正确率的手写数字识别算法仍是一项相当有挑战性的工作^[2]。

BP 神经网络算法因其非线性映射能力和较强的自我学习能力等优点,目前已经广泛应用于模式识别、分类以及图像处理等方面。但实际应用过程中由于 BP 神经网络在识别方面存在一些缺陷,如网络权系数的设置存在局限性、容易陷入局部极小值、学习速度慢、结构选取上无确定性准则等。遗传算法(GA)是一种全局寻优的算法,本文通过 GA 寻优 BP 神经网络的初始阈值、初始权值、结构来克服其缺陷。通过 MATLAB 仿真,验证表明,用遗传算法优化

后的 BP 神经网络具有辨识正确率更高,泛化能力更强等优点,达到预期目的,同时为手写数字识别提供了良好的理论研究价值。

1 遗传算法优化 BP 神经网络

BP 神经网络使用基于梯度下降法的 BP 算法,不具有全局搜索能力,在计算时随机选定初始权值和阈值,但是,初始的权值和阈值与 BP 神经网络性能密切相关,随机选

定初始权值和阈值会造成 BP 神经网络陷入局部极小值。而 GA 运用全局寻优方式,寻优 BP 神经网络最佳的初始权值和初始阈值^[3-5],使 BP 神经网络的计算误差在最大程度上逼近全局最小值,而不陷入到局部极小值中,并且提高其收敛速度,同时运用 GA 寻优其结构来改善其泛化水平。

用 GA 寻优其最佳结构、初始阈值及初始权值,GA 优化 BP 神经网络的设计流程如图 1 所示。

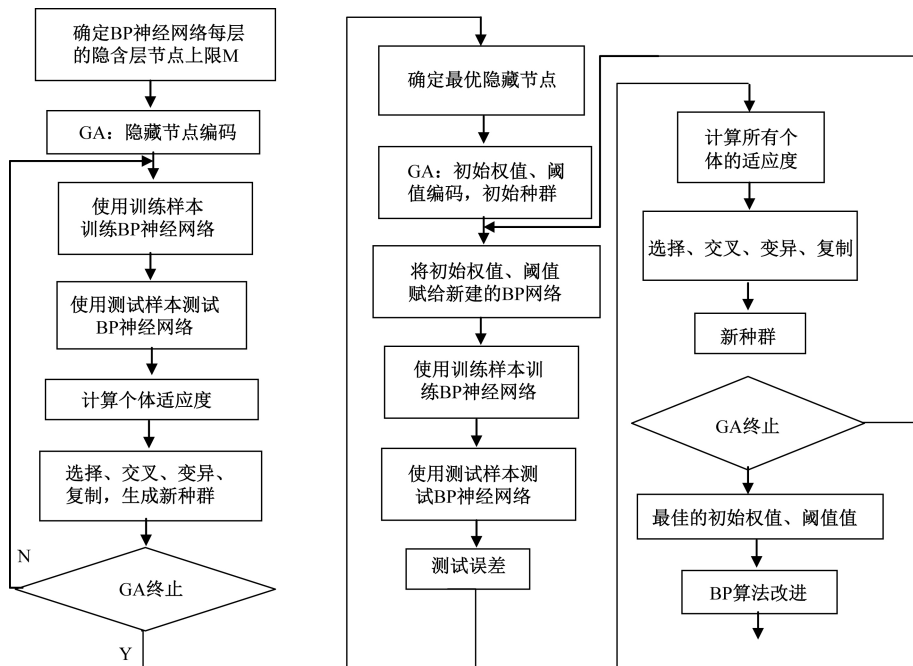


图 1 GA 优化 BP 神经网络的流程

如图 1 所示,GA 优化 BP 神经网络分成寻优结构(隐含层数目及每个隐含层含有的神经元数目)、寻优初始权值,初始阈值和常见的改进方法对 BP 算法的改进。1)GA 寻优 BP 神经网络最佳结构。首先,在选定隐含层的数量、每个隐含层的神经元上限的情况下,初始化群体,对每个隐含层的神经元数量实施二进制编码操作,个体由所有隐含层的二进制编码组成并且代表了其编码结构^[6];其次,在个体结构的基础上初始化权值、阈值;然后,使用训练集训练 BP 神经网络,使用测试集测试 BP 神经网络,运算出测试集的测试偏差,对测试偏差的绝对值进行取倒数并且把其结果当作染色体的适应度;最后,依据染色体的适应度对染色体即编码的结构实施选择、交叉、变异操作,直至进化到最好的 BP 神经网络结构。2)应用 GA 寻优 BP 神经网络最佳初始阈值和初始权值^[7]。首先,在确定的最佳结构下对初始权值和阈值在 $-3 \sim 3$ 范围内进行实数编码操作;然后,利用训练集训练 BP 神经网络,用训练后的模型对测试集测试,并计算出测试误差,对测试误差的绝对值进行取倒数处理,其结果当作染色体的适应度;最后,依据个体的适应度对个体即编码的初始阈值、初始权值实施

遗传操作,直至进化到最佳的初始权值和阈值。3)经过 GA 对结构、初始权值、初始阈值寻优后,在此基础上再利用常见的改进方式对 BP 算法改善,例如学习率自适应调节方式等,从而获得最佳的 BP 神经网络。

2 手写数字识别

2.1 本次设计的手写数字识别的实现流程

在图 2 可以看出,手写数字辨识流程分为 3 部分。1)对手写数字图片实施预处理;2)对手写数字图片提取特征;3)利用训练集训练 BP 神经网络,并且用 GA 对 BP 神经网络初始权值、初始阈值寻优,然后对测试集测试,即识别手写数字^[7]。手写数字图片的以上处理过程以及识别均在 MATLAB R2014a 平台上实现。训练集中手写数字字体 0~9 各含有 21 个,共 210 个,同时测试集中手写数字 0~9 各含有 1 个,共 10 个。

2.2 手写数字识别的基础工作

手写数字图片的原大小为 $50 \text{ pixel} \times 50 \text{ pixel}$,数字图片的预处理过程以手写数字 0 为例来介绍其操作。首先,对手写数字 0 反色处理(255 减去现在的像素)。在 MATLAB 平

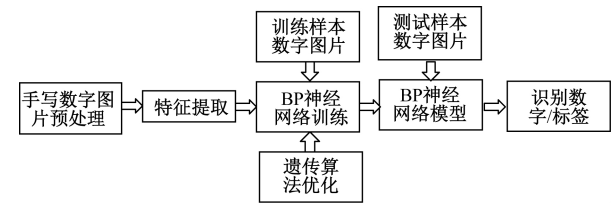


图 2 手写数字识别流程

台上使用二值化函数 im2bw 对手写数字图片二值化^[8]。然后,寻找数字在原图片中的最小区域,把数字分割出来。二值化后的数字轮廓为 1 pixel,通过寻找上下左右最靠近边缘的 1 就可以把数字分割出来。在数字图片预处理的工作基础上提取其特征。把图片分为 9 块并且对每一块内的像素求和,这样得到了手写数字 0 的 9 个特征^[9]。

2.3 标签方式

手写数字标签如表 1 所示。

表 1 手写数字的标签

手写数字	标签			
数字 0	0	0	0	1
数字 1	0	0	1	0
数字 2	0	0	1	1
数字 3	0	1	0	0
数字 4	0	1	0	1
数字 5	0	1	1	0
数字 6	0	1	1	1
数字 7	1	0	0	0
数字 8	1	0	0	1
数字 9	1	0	1	0

3 实验分析

本文首先在单个隐含层不同节点下分别进行了尝试,发现当神经元数量为 5 个时,数字识别效果已经比较好,所以先明确了 BP 神经网络采用单个隐含层结构并且含有 5 个神经元^[10],只运用 GA 寻优了反向传播神经网络的最佳初始阈值与初始权值。

3.1 优化的 BP 神经网络

在寻优反向传播神经网络初始阈值和初始权值的过程中,学习次数取 100 次,偏差目标取 0.000 1。首先,初始化群体,群体大小为 30,对初始阈值及初始权值实施实数编码,其编码范围为-3~3;其次,利用训练集训练 BP 神经网络,用训练后得到的模型对测试集测试,把测试偏差绝对值的倒数当作染色体的适应度^[11];然后,实施选择操作其中该步采用了对染色体适应度排序函数 ranking 和选取染色体函数 select,依据个体的适应度选取,其方式取为赌轮盘选取法 rws^[12-14];再实施交叉操作其交叉函数取

recombin 并且交叉方式取为离散重组,交叉率取为 0.6^[15];最后实施变异操作,采用了实值变异函数并且变异率取为 0.005。进化代数设为 15 代,反复进行以上遗传操作,直至完成迭代^[16]。

图 3 所示为 BP 神经网络的训练过程,误差的均方根(训练性能评价函数)在第 20 次训练时达到了最小值 0.051 534。

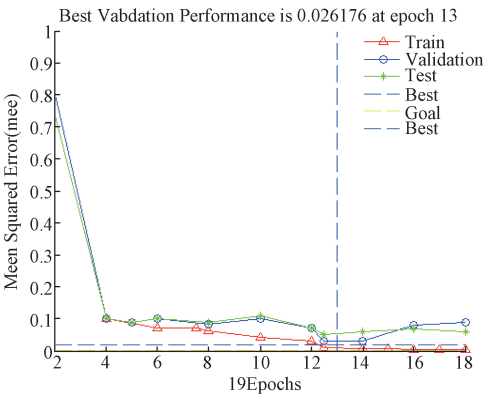


图 3 优化后 BP 神经网络的训练

此次优化后的 BP 神经网络在手写数字训练集上的训练正确率是 95.714 3%,在测试集上的测试正确率是 90%。

3.2 未优化的 BP 神经网络

此次没有优化的 BP 神经网络在手写数字训练样本上的训练正确率是 82.857 1%,在测试样本上的测试正确率是 70.000 0%。未优化的 BP 神经网络训练过程如图 4 所示。

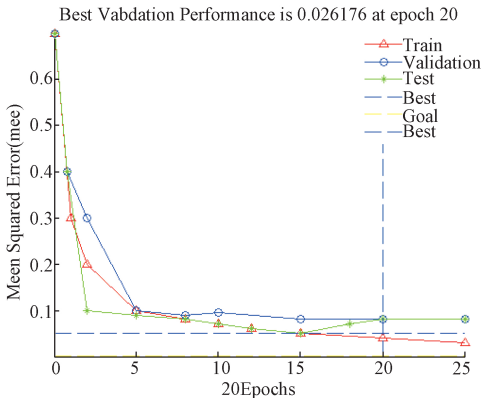


图 4 未优化 BP 神经网络的训练

本文用优化的 BP 神经网络又做了 3 次识别手写数字的重复实验,没有优化的 BP 神经网络又做了 6 次识别手写数字的重复实验。实验结果如表 2 所示。

表 2 体现了在辨识手写数字上 GA 优化后的 BP 神经网络在辨识正确率上明显高于没有优化的 BP 神经网络。

表 2 实验结果

次数	训练集训练	测试集识别	方法
	正确率/%	正确率/%	
第 1 次	85.238 1	70	BP 神经网络
第 2 次	89.047 6	80	BP 神经网络
第 3 次	91.428 6	70	BP 神经网络
第 4 次	70.476 2	60	BP 神经网络
第 5 次	89.047 6	80	BP 神经网络
第 6 次	97.142 9	90	BP 神经网络
第 7 次	95.714 3	90	优化的 BP 神经网络
第 8 次	95.238 1	90	优化的 BP 神经网络
第 9 次	96.666 7	90	优化的 BP 神经网络

同时,进一步比较图 3 和 4 可知,在 BP 神经网络的训练过程中,GA 优化后的 BP 神经网络在第 13 次训练时误差的均方根(训练性能评价函数)达到了最小值 0.502 617 6,而没有优化的 BP 神经网络在第 20 次训练时误差的均方根(训练性能评价函数)达到了最小值 0.051 534,体现出遗传算法优化后的 BP 神经网络比没有优化的 BP 神经网络以更快的速度收敛且更接近于目标值。

4 结 论

本文实现了用 GA 寻优反向传播神经网络的最佳初始阈值、初始权值及结构,并完成了拟合函数式实验,验证了运用 GA 对 BP 神经网络的初始阈值、初始权值及结构优化,可以在一定程度上克服 BP 神经网络的缺点,将其应用到了手写数字辨识领域。通过 MATLAB 仿真,结果表明,用 GA 优化后的 BP 神经网络具有辨识正确率更高、泛化能力更强、收敛速度更快、实用性更强的优点,达到了预期的目的,为手写数字识别提供了良好的理论研究价值。

参考文献

[1] 刘浩然,赵翠香,李轩,等.一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J].仪器仪表学报,2016,37(7):1573-1580.

[2] 吴永明.遗传算法在 BP 神经网络结构优化中的应用研究[D].昆明:昆明理工大学,2011.

[3] 李松,刘力军,解永乐.遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测[J].控制与决策,2011,26(10):1581-1585.

[4] 王德明,王莉,张广明.基于遗传 BP 神经网络的短期风速预测模型[J].浙江大学学报(工学版),2012,

46(5):837-841,904.

[5] 赵寿玲. BP 神经网络结构优化方法的研究及应用[D].苏州:苏州大学,2010.

[6] 张莉.几类神经网络的分析与优化及其应用研究[D].西安:西安电子科技大学,2012.

[7] 王磊.基于遗传算法的前馈神经网络结构优化[D].大庆:东北石油大学,2013.

[8] 于莹莹,陈燕,李桃迎.改进的遗传算法求解旅行商问题[J].控制与决策,2014,29(8):1483-1488.

[9] 高鹏毅. BP 神经网络分类器优化技术研究[D].武汉:华中科技大学,2012.

[10] 吕琼帅. BP 神经网络的优化与研究[D].郑州:郑州大学,2011.

[11] 许国根,贾瑛,韩启龙.模式识别与智能计算的 MATLAB 实现[J].第 2 版.北京:北京航空航天大学出版社,2017:170-177.

[12] JADDI N S, ABDULLAH S, HAMDAN A R. A solution representation of genetic algorithm for neural network weights and structure [J]. Information Processing Letters, 2016, 116(1):22-25.

[13] IDRISSE M A J, RAMCHOUN H, GHANON Y, et al. Genetic algorithm for neural network architecture optimization[C].International Conference on Logistics Operations Management, IEEE, 2016:1-4.

[14] HAN X. Handwritten digital recognition based on GA-BP neural network [C]. International Conference on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce, IEEE, 2011:5050-5052.

[15] ARABASADI Z, ALIZADEHSANI R, ROSHANZAMIR M, et al. Computer aided decision making for heart disease detection using hybrid neural network-Genetic algorithm[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2017, 141(C):19-26.

[16] SCHAFFER J D, WHITLEY D, ESHELMAN L J. Combinations of genetic algorithms and neural networks: a survey of the state of the art [C]. International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, IEEE, 1992:1-37.

作者简介

程焕新,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为控制理论与应用。

刘军亮,硕士研究生,主要研究方向为智能仪表与检测装置。

E-mail:1812389726@qq.com