

文章编号:1004-1478(2011)04-0079-03

基于 BFGS 拟牛顿算法的含噪数字字符识别

杨超¹, 聂仙娥¹, 赵河明^{1,2}

(1. 中北大学 机电工程学院, 山西 太原 030051;
2. 山西北方惠丰机电有限公司, 山西 长治 046012)

摘要:针对传统数字字符识别算法收敛速度慢且有可能陷入局部极小值等问题,提出了将 BFGS 拟牛顿算法应用于含噪数字字符识别:构造前馈型神经网络,调用 Matlab 神经网络工具箱中的训练函数 trainbfg 对网络进行训练.该算法收敛速度快、识别精度高,能够对含有一定噪声的数字字符进行识别,具有广阔的应用前景.

关键词:数字字符识别;神经网络;BFGS 拟牛顿算法;Matlab

中图分类号:TP393 **文献标志码:**A

Recognition of numeric characters with noise based on BFGS quasi-Newton algorithm

YANG Chao¹, NIE Xian-e¹, ZHAO He-ming^{1,2}

(1. College of Mech. Eng., North Univ. of China, Taiyuan 030051, China;
2. Shanxi Hui Feng Electr. Mech Co., Ltd., Changzhi 046012, China)

Abstract: The traditional numeric character recognition algorithm which has slow convergence speed and might fall into the local minimum. To solve such problems, the BFGS quasi-Newton algorithm was presented that was applied to the recognition of numeric characters. First, a feed-forward neural network was set up, then network was trained by calling trainbfg on Matlab. The algorithm has high accuracy, fast convergence, can recognize the numeric characters with noise efficiently, so it has broad application prospects.

Key words: numeric character recognition; neural network; BFGS quasi-Newton algorithm; Matlab

0 引言

近年来,随着计算机模式识别技术的发展,数字字符识别广泛地应用于身份证号码识别、汽车牌照识别、银行票据识别等多种领域.人工神经网络模式识别速度快、分类能力强,具有良好的容错能力、并行处理能力和自学习能力,是进行数字字符识别的理想选择. Matlab 神经网络工具箱提供了神经网络的建立、训练和仿真等函数,以及各种改进

训练算法函数,可以很方便地进行神经网络的设计和仿真.

由于传统 BP (back propagation) 算法收敛速度慢,且有可能陷入局部极小值,在实际应用中效果不太理想,因此出现了许多改进算法^[1]. BP 算法的改进主要有 2 种途径:一种是采用启发式学习算法,另一种是采用基于数值优化方法的网络训练算法.启发式学习算法用于简单问题时往往可以很快地收敛到期望值,然而当用于较复杂的实际问题时,

收稿日期:2011-05-28

作者简介:杨超(1985—),男,侗族,湖南省怀化市人,中北大学硕士研究生,主要研究方向为目标探测与识别.

算法在收敛速度上存在一定的问题,因此本文采用基于数值优化方法的网络训练算法——BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno)拟牛顿算法。

BFGS 拟牛顿算法是一种快速优化算法,因其稳定的数值效果和快速收敛性,被公认为无约束的最优化方法,尤其对较高维数的问题有明显的优越性. 1990年代中后期,人们对 BFGS 拟牛顿算法的研究更多地侧重于提高运算效率和理论上的改进,在工程实践中尚未被广泛应用. 本文将 BFGS 拟牛顿算法用于数字字符识别,以期使算法收敛速度快、识别效果好。

1 BFGS 拟牛顿算法

1.1 牛顿算法的基本思想

牛顿算法是一种常见的快速优化方法,它利用了目标函数的一阶和二阶导数信息. 其基本形式是:第1次迭代的搜索方向确定为负梯度方向,即搜索方向 $S(X^{(0)}) = -\nabla f(X^{(0)})$,以后各次迭代的搜索方向由

$$S(X^{(k)}) = - (H^{(k)})^{-1} \nabla f(X^{(k)}) \tag{1}$$

确定,即

$$\begin{aligned} X^{(k+1)} &= X^{(k)} - \eta^{(k)} S(X^{(k)}) = \\ X^{(k)} - \eta^{(k)} (H^{(k)})^{-1} \nabla f(X^{(k)}) \end{aligned} \tag{2}$$

其中, $H^{(k)}$ 为 Hessian 矩阵(二阶导数矩阵). 牛顿算法的收敛速度快,但在每次迭代中,牛顿算法都需要计算出 Hessian 矩阵,计算量很大. 拟牛顿算法就是利用梯度信息或一个近似矩阵代替 $H^{(k)}$,既不需要计算二阶导数,又能很好地逼近,不同的构造 $H^{(k)}$ 的方法就产生了不同的拟牛顿算法^[2].

1.2 BFGS 拟牛顿算法原理

拟牛顿算法中,替代的 Hessian 矩阵需要不断地进行修正. 由 Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno 提出的修正方法,经验证非常成功,这种算法就称为 BFGS 拟牛顿算法^[3]. 除了第1次迭代外,对应式①②, BFGS 拟牛顿算法在每一次迭代中采用下式来逼近 Hessian 矩阵:

$$\begin{aligned} H^{(k)} &= H^{(k-1)} + \frac{\nabla f(X^{(k-1)}) \times \nabla f(X^{(k-1)})^T}{\nabla f(X^{(k-1)})^T \times S(X^{(k-1)})} + \\ &\quad \frac{dgX \times dgX^T}{dgX^T \times \eta^{(k-1)} S(X^{(k-1)})} \end{aligned} \tag{3}$$

其中, $dgX = \nabla f(X^{(k)}) - \nabla f(X^{(k-1)})$.

2 网络设计

要设计一个网络完成 0—9 阿拉伯数字的识别,首先要将 10 个数字转化成网络能够认识的数组,最常用的方法就是用 5×7 矩阵的布尔值表示每个数字. 如数字 0 可以表示为: $number0 = [0;1;1;1;0;1;0;0;0;1;1;0;0;0;1;1;0;0;0;1;1;0;0;0;1;1;0;0;0;1;1;0;0;0;1;1;1;0;0]$,即

$$number0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

依此类推,每个数字都可以用此 $5 \times 7 = 35$ 个元素组成一个数字的字形矩阵. 那么 10 个数字则可表示为:由表示 10 个数字的输入的列矩阵组成的 35×10 的输入矩阵,这样就组成一个输入向量矩阵 $Number = [number0, number1, \dots, number8, number9]$;期望输出向量含有 10 个元素,当数字 0—9 输入神经网络后,在输出神经元对应的位置上为 1,其他的位置为 0. 为此,取目标矩阵为 10×10 的单位阵,用 Matlab 命令实现为: $targets = eye(10)$.

2.1 网络结构

人工神经网络作为分类器,网络的输入是字符的特征向量,输出是字符的分类结果,即识别结果,因此输入向量具有 35 个元素,输出为 10 个神经元. 采用输入在 $(0,1)$ 范围内的对数 S 型激活函数 2 层 $logsig/logsig$ 网络,这种网络对 0—1 型布尔值是相当完美的^[4]. 网络训练采用 BFGS 拟牛顿算法的训练函数 $trainbfg$. 为了使网络具有抗干扰能力,在网络训练后,再将其输出经过一层竞争网络函数 $compet.m$ 的处理,保证网络的输出只在最接近输入值的位置输出为 1,其他位置输出都为 $0^{[5-6]}$.

隐含层神经元个数参考公式 $n_1 = \sqrt{n+m} + a^{[7]}$,其中 n 为输入层节点个数, m 为输出神经元个数, a 为 $[1,10]$ 间的常数. 通过在试验中的反复比较,取神经元个数为 10.

2.2 网络初始化

首先生成代表 10 个数字布尔值的样本数据,然后应用函数 $newff()$ 构建具有一个隐含层的 3 层神经网络,如图 1 所示。

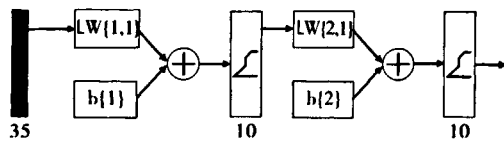


图1 神经网络结构

2.3 网络训练

对网络进行训练时,首先要提供一组训练样本,每个样本都由输入样本和输出对组成.当网络的所有实际输出与理想输出一致时,表明训练结束;否则,通过修正权值,使网络的实际输出与理想输出一致^[8].本文的训练结束条件为:误差平方和为0.000 001;最大训练次数为300.训练代码如下:

```
net.performFcn = 'sse';
net.trainParam.goal = 0.000 001;
net.trainParam.show = 20;
net.trainParam.epochs = 300;
net.trainParam.lr = 0.01;
net.trainParam.min_grad = 1e - 10;
[net,tr] = train(net,P,T)
```

训练结果为

```
trainbfg-srchbac, Epoch 75/300, SSE 4.521 42e -007/1e -006, Gradient 7.847 24e -006/1e -010
trainbfg, Performance goal met.
```

经过75次训练后,网络的误差达到要求,收敛速度较快,训练过程的最佳识别精度为4.521 42e -007,目标精度为1e -006,如图2所示.

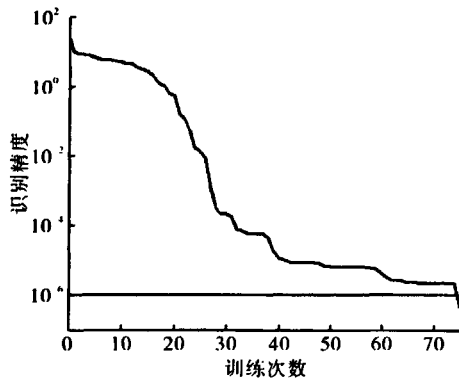


图2 网络训练过程

3 仿真测试

为了测试网络的性能,采用 Matlab 工具箱里的噪声信号,即在标准输入信号中加上一定水平的噪声信号进行测试.本文以数字8的识别为例,先绘出含噪声的数字8(见图3).输出语句为

```
Noisy8 = Number(:,9) + randn(35,1) * 0.2;
plotchar(Noisy8).
```

然后再用训练后的网络进行识别,识别语句为

```
A2 = sim(net, noisy8);
A2 = compet(A2);
answer = find(compet(A2) == 1);
plotchar(Number(:, answer)).
```

识别结果如图4所示.

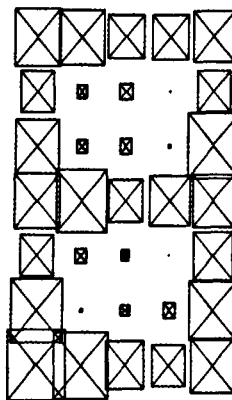


图3 带噪声字符8

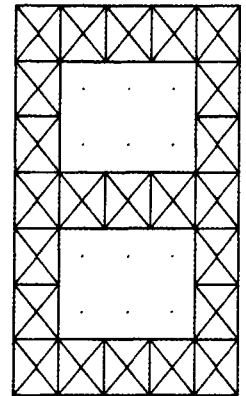


图4 识别结果

4 结语

为了提高含噪数字字符的识别率和可靠性,本文在 Matlab 平台上,利用 BFGS 拟牛顿算法进行识别和仿真.从测试结果来看,识别效果较好,对数字字符具有一定的辨识能力.与其他识别算法相比,BFGS 拟牛顿算法具有收敛速度快、识别精度高等特点,是一种含噪数字字符识别的有效方法.

参考文献:

- [1] 马锐. 神经网络原理[M]. 北京:机械工业出版社,2010.
- [2] 丛爽. 面向 Matlab 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,2009.
- [3] 张德丰. Matlab 神经网络设计与应用[M]. 北京:机械工业出版社,2009.
- [4] 叶喜民,廖文军. 基于BP人工神经网络的数字字符识别[J]. 郑州轻工业学院学报:自然科学版,2009,24(2):60.
- [5] 唐莹梅. 神经网络在数字字符识别中的应用[J]. 科技创新导报,2009(23):233.
- [6] 石云. BP神经网络的 Matlab 实现[J]. 湘南学院学报,2010,31(5):86.
- [7] 牛慧娟,汪森霖. 基于神经网络的带噪声英文字母和数字识别[J]. 现代计算机:专业版,2008(10):59.
- [8] 曾志军,孙国强. 基于改进的BP网络数字字符识别[J]. 上海理工大学学报,2008,30(2):201.

基于BFGS拟牛顿算法的含噪数字字符识别

作者: [杨超](#), [聂仙娥](#), [赵河明](#), [YANG Chao](#), [NIE Xian-e](#), [ZHAO He-ming](#)
作者单位: [杨超, 聂仙娥, YANG Chao, NIE Xian-e \(中北大学机电工程学院, 山西太原, 030051\)](#), [赵河明, ZHAO He-ming \(中北大学机电工程学院, 山西太原030051; 山西北方惠丰机电有限公司, 山西长治046012\)](#)
刊名: [郑州轻工业学院学报 \(自然科学版\)](#) 
英文刊名: [Journal of Zhengzhou University of Light Industry \(Natural Science Edition\)](#)
年, 卷(期): 2011, 26(4)
被引用次数: 1次

参考文献(8条)

1. [马锐](#) [神经网络原理](#) 2010
2. [丛爽](#) [面向Matlab工具箱的神经网络理论与应用](#) 2009
3. [张德丰](#) [Matlab神经网络设计与应用](#) 2009
4. [叶喜民](#), [廖文军](#) [基于BP人工神经网络的数字字符识别\[期刊论文\]-郑州轻工业学院学报 \(自然科学版\)](#) 2009(2)
5. [唐莹梅](#) [神经网络在数字字符识别中的应用\[期刊论文\]-科技创新导报](#) 2009(23)
6. [石云](#) [Bp神经网络的Matlab实现\[期刊论文\]-湘南学院学报](#) 2010(5)
7. [牛慧娟](#), [汪森霖](#) [基于神经网络的带噪声英文字母和数字识别\[期刊论文\]-现代计算机\(专业版\)](#) 2008(10)
8. [曾志军](#), [孙国强](#) [基于改进的BP网络数字字符识别\[期刊论文\]-上海理工大学学报](#) 2008(2)

引用本文格式: [杨超](#), [聂仙娥](#), [赵河明](#), [YANG Chao](#), [NIE Xian-e](#), [ZHAO He-ming](#) [基于BFGS拟牛顿算法的含噪数字字符识别\[期刊论文\]-郑州轻工业学院学报 \(自然科学版\)](#) 2011(4)