

人工神经网络在数字识别中的应用

The Application of Identifying Numbers on Artificial Neural Network

杜 选 (嘉兴学院信息工程学院 浙江嘉兴 314001)

高明峰 (乌兰察布市教研室 内蒙古乌兰察布 012000)

摘要:采用了 BP 神经网络的原理用于数字识别,通过分析,给出了人工神经网络的数字识别模型结构,并用 MATLAB 得以实现。结果表明,人工神经网络用于数字识别中,既可以对数字进行准确、快速地识别,又解决了人工识别数字耗时又费力的问题,具有广泛的适用性。

关键词:人工神经网络 数字识别 应用 模型

1 引言

人工神经网络是信息科学与技术研究领域中的一门令人瞩目的新兴学科,它的理论是近年来得到迅速发展,的一个国际前沿研究领域。人工神经网络借鉴了神经科学的基本成果,它是基于模仿人类大脑的结构和功能而构成的一种信息处理系统,具有广泛的应用前景。人工神经网络的基本特征为非线性映射、学习分类和实时优化,因此它为模式识别、非线性分类等研究开辟了新的途径。

文字识别技术在生产和生活中具有普遍广泛的应用。把人工神经网络应用到脱机文字识别中,会取得很好的效果,特别是被识别字符集较小,易于获得大量训练样本的场合。根据这一特点,我们设计了识别数字的神经网络模型,通过对网络训练以后,可以对数字进行准确、快速地识别。

2 BP 神经网络的数字识别模型

2.1 人工神经网络原理

人工神经网络是由大量模拟生物神经元的人工神经元广泛互连而成的网络,是一种模仿和延伸人类脑功能的新型信息处理系统,由大量的简单处理单元连接而成的自适应非线性系统。通过输入信号在神经元之间的传递而获得输出,可以模拟人类大脑神经网络结构和行为,具有高度的非线性特性,并且系统可以从大量存在的知识样本中,通过学习提取出有效的知识和规则,对自身不断完善、发展和创新。

目前应用最广泛的反向传播 BP (back propagation) 神经网络是一种单向传播的多层前向网络,可以看成是一个从输入到输出的高度非线性映射,即对于样本集合,通过 BP 神经网络可获得近似复杂的非线性函数关系。人工神经网络近似复杂函数、处理信息的能力完全取决于网络中各种神经元之间的耦合权值,由于网络规模较大,各权值不可能被一一确定,因此,网络本身需要学习能力,即能够从示范模式的学习中逐步调整各权值。已经证明用一个三层的 BP 网络可完成任意的 n 维到 m 维的映射。

BP 算法即误差反向传播算法是神经网络学习中最常用的学习方法之一, BP 算法中通过神经网络计算得到的输出和样本值进行误差分析,不断反复修正神经网络中各权值,从而使网络的输出接近所希望的输出,最终误差满足要求,即确定学习结束,获得学习成功后的权值。由于在 BP 算法中误差计算是由输出层向输入层的方向进行,因此称为误差反向传播算法。

2.2 数字识别模型的建立

利用人工神经网络解决识别问题时,应首先将待识别的样本数据进行预处理,然后再用神经网络进行识别,并将识别结果显示出来。其模型如图 1 所示。其中最关键的部分是进行数字识别的神经网络,本文采用的是三层 BP 网络。

2.3 BP 神经网络结构的确立

网络模型结构的选择是一项十分重要的工作,选

择得好可以减少网络训练次数,提高网络学习精度。

BP 神经网络结构有三层:输入层、网络隐含层、输出层,如图 2 所示。

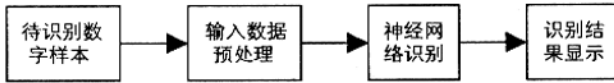


图 1 基于神经网络的数字识别模型

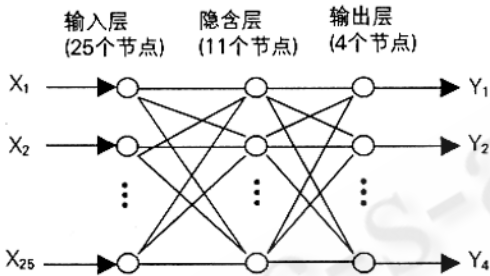


图 2 BP 神经网络模型结构

(1) 输入层神经元个数的确定。为简单起见,把要识别的数字样本图像经预处理后用 $5 * 5 = 25$ 点阵的数组表示,输入数据为分别由表示 10 个数字的输入的列矩阵组成的 $10 * 25$ 的输入矩阵。所以神经网络需要有 25 个输入节点,因此取输入层个数 $n = 25$ 。

(2) 输出层神经元个数的确定。输出层取 4 个节点,这 4 个输出为四位二进制数,每四位二进制数表示一个 0-9 之间的数字,因此取输出层个数 $m = 4$ 。

(3) 网络隐含层数的确定。隐含层数越多,神经网络学习速度就越慢,根据 Kosmogorov 定理,在合理的结构和恰当的权值条件下,3 层 BP 网络可以逼近任意的连续函数,因此,我们选取结构相对简单的 3 层 BP 网络。

(4) 隐含层神经元个数的确定。一般情况下,隐含层神经元个数是根据网络收敛性能的好坏来确定的,在总结大量网络结构的基础上,得出经验公式:

$$s = \sqrt{0.43nm + 0.12m^2} + 2.54n + 0.77m + 0.35 + 0.51$$

根据以上公式,可以得出隐含层神经元个数 $s = 11$

(5) 神经元转换函数的确定。BP 神经网络神经元转换函数,一般均采用 S 型,函数形式为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

(6) 模型结构的确定。由上述结果可以确定 BP 神经网络模型结构如图 2 所示。

3 数字识别模型的实现

根据程序设计语言的特点和模型的需求,可得到程序的设计流程:初始化→网络训练→系统性能测试→测试结果显示。设计训练一个神经网络能够识别 10 个阿拉伯数字,就是每当给训练过的网络一个表示某一数字的输入时,在输出端网络能够正确地识别出该数字,这样,该网络记忆住了所有的 10 个数字。神经网络的训练应当是有监督地训练出输入端的 10 组分别表示数字 0 到 9 的数组,能够使输出端得到分别为 0 到 9 的目标输出。

模型的实现,我们选用高性能的数值计算可视化软件 MATLAB,建立三层 BP 神经网络,输入层神经元 25 个,输出层神经元 4 个,隐含层神经元 11 个,学习次数为 1000 次,迭代次数为 600 次,初始步长选取 0.9, M 取值 400,动量系数为 0.9,允许误差 0.001,选取 10 对样本数据及 10 对测试数据,采用 MATLAB 神经网络工具箱学习训练网络,得到神经网络评价模型。通过对测试数据的验证,结果比较满意,BP 网络测试结果与期望值比较见表 1。

表 1 期望值与 BP 网络输出值结果比较表

期望值	BP 网络输出值	期望值	BP 网络输出值
0	0.091257	5	4.990912
1	1.007865	6	5.992345
2	2.007987	7	6.993456
3	2.996712	8	8.002381
4	4.002678	9	9.003817

4 结束语

本文提出用 BP 神经网络的方法对阿拉伯数字进行识别。仿真研究结果表明,人工神经网络用于数字识别中,既可以对数字进行准确、快速地识别,又解决了人工识别数字耗时又费力的问题,具有广泛的应用前景。
(下转第 27 页)

(上接第 22 页)

参考文献

- 1 杨淑莹, 图像模式识别 - VC++ 技术实现 [M], 北京: 清华大学出版社, 2005: 115 - 134.
- 2 王旭、王宏, 人工神经网络原理与应用 [M], 沈阳: 东北大学出版社, 2000: 29 - 45.
- 3 闻新、周露, MATLAB 神经网络应用设计 [M], 北京: 科学出版社, 2001: 97 - 109.
- 4 王国红、陈长兴, 基于人工神经网络的数字识别模型的设计 [J], 西安石油大学学报 (自然科学版), 2006 (21). 2.