

反向传播网络与径向基网络函数逼近的仿真比较*

魏国辉 孔 英 李庆玲

(济宁医学院信息工程学院, 山东 日照 276826)

摘要 目的 对反向传播网络与径向基网络的函数逼近进行仿真比较。**方法** 依据反向传播算法与径向基算法,对某一特定函数进行仿真逼近。**结果** 仿真实验表明:两者都有很好的逼近能力,径向基网络的逼近性更好。**结论** 反向传播网络在函数逼近方面差的原因是激励函数的全局性、隐层结点数目的不确定性。

关键词 反向传播网络;径向基网络;函数逼近;仿真

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-9760(2011)03-203-03

A comparative study on BPNN and RBFNN in function approximation

WEI Guo-Hui, KONG Ying, LI Qing-Ling

(College of Information Engineering, Jining Medical University, Rizhao 276826, China)

Abstract: Objective To compare the BPNN with RBFNN in function approximation. **Methods** According to the BPNN and RBFNN algorithms a specific function was simulated. **Results** The simulation showed that RBFNN was done better than BPNN in function approximation. **Conclusion** Because of the inspirit function's globaling and the number of the Hidden Layer node uncertainty the BPNN was not done well.

Key words: BPNN; RBFNN; Function approximation; Simulation

近几十年来,对于函数的逼近一直是数学研究和工程研究人员所关注的基本问题之一,而且相关的理论也比较成熟。函数逼近的数学工具随着计算机技术的发展也发展起来。在本文中我们主要是对反向传播网络(BPNN)和径向基网络(RBFNN)^[1]从函数逼近的角度进行比较。研究两者之间的差别。

1 函数逼近

所谓函数逼近是求一个简单的函数 $p(x)$ 近似的代替 $f(x)$,例如 $p(x)$ 是一个低次多项式,不求通过已知的 $n+1$ 个点,而是要求在整体上“尽量好”的逼近原函数 $f(x)$ 。这时,在每个已知点上就会有误差 $R(x) = f(x) - p(x), k=0,1,2, \dots, n$, 函数逼近就是从整体上使误差 $R(x), k=0,1,2, \dots, n$ 尽量的小一些。

2 反向传播网络和径向基网络

反向传播网络(即 BPNN)是一种多层前馈神

经网络,包括输入层,隐层和输出层,其中隐层可以是一层也可以是多层,一般而言,三层就可以解决大部分问题。BPNN 前后层之间实现全连接,每层神经元之间无连接。如图 1 所示。

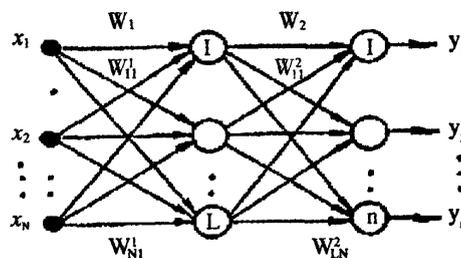


图 1 BP 神经网络

径向基网络(即 RBFNN)是一种性能良好的前向网络,已经证明它具有全局逼近的性质,且不存在局部最小问题。RBFNN 不仅具有良好的泛化能力,而且计算量小,学习速度也比其它一般算法快得多,已经广泛应用于系统辨识和参数估计。RBFNN 典型的结构如图 2。

* 济宁医学院 2010 年科研立项项目

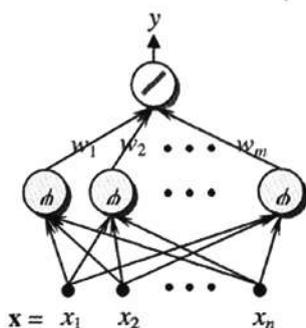


图2 RBF神经网络

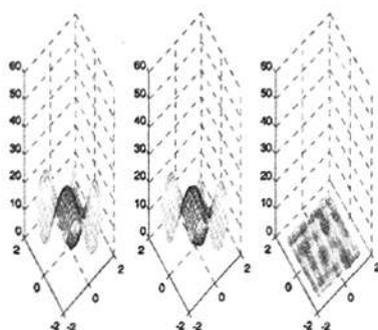


图3 BPNN 仿真结果图

3 仿真实例

3.1 仿真问题描述

本文使用上述两种网络对下面的函数进行仿真逼近:

$y = 20 + x_1^2 - 10\sin(2x_1) + x_2^2 - 10\sin(2x_2)$, $x_1, x_2 \in [-1.5, 1.5]$, 函数绘图见图3和图4的第一个图。

3.2 仿真工具选择

本文采用 matlab 的神经网络工具箱进行仿真,这是一款著名的非线性系统分析和仿真工具,它具有强大的数值计算能力和数据可视化能力。为支持不同专业领域的用户,matlab 还提供了大量的面向专业领域的工具箱,大大缩短了各个专业领域研究人员的编程时间,使他们可以专注于本专业问题的解决,而不必在编程上浪费大量时间。

3.3 仿真步骤

1) 采样

采样点为 $-1.5, 0.1, 1.5$, 即从 -1.5 开始每隔 0.1 采样一直至 1.5 , 将其作为输入样本。然后计算其对应的函数值,将其作为目标样本。

2) 网络建立^[2]

分别建立 BPNN 和 RBFNN,并用上一步骤所生成的训练样本进行反复地训练并调整网络机构,直到满足要求。BPNN 我们采用三层网络,其中隐层使用 16 个神经元。隐层使用的激活函数是 'tansig',输出层使用的是 'purelin'。进行 600 次训练仿真后的输出结果如图 3。

图 3 中第一个是我们画出的函数的图形,第二个是使用 BPNN 仿真的图形。第三个图是误差图。可以看出经过 BPNN 仿真的图形误差还是比较大的。采用 RBFNN 仿真后的结果见图 4。

两种网络的训练收敛图见图 5 和图 6,分别对应 BPNN 和 RBFNN 的误差收敛情况。

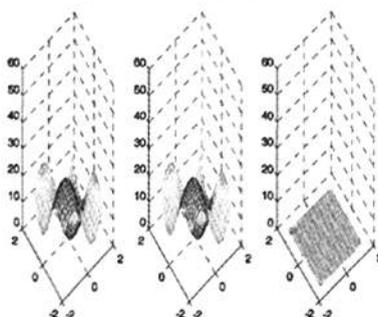


图4 RBFNN 仿真结果图

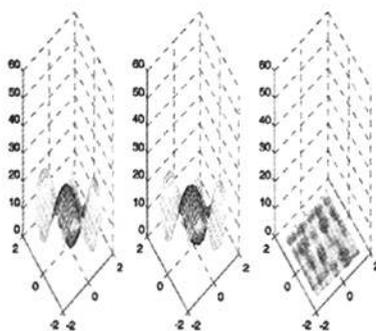


图5 BPNN 收敛性能图

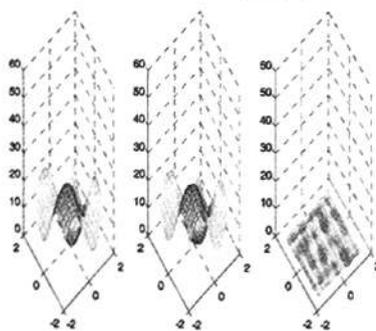


图6 RBFNN 收敛性能图

(下转第 207 页)

CN 号后 4 位为 6193,而按《中国标准连续出版物号》的规定,6193 应该是网络连续出版物的序号而不是印刷版连续出版物序号,因此可判断该刊物为非法期刊。

《教育教学研究》的 CN 号为 CN 11-1038/F,根据《中国图书馆分类法》,分类号 F 对应的学科应为经济类,而据其刊名判断其学科范畴应属教育类,分类号应为 G,因此可判断该刊物为非法期刊。

3.3 警惕 CN 号带有不同后缀的期刊

某些期刊既有 ISSN 号,也有 CN 号,但 CN 号后边往往缀有别的字母(如 HK、NR、H),这说明该期刊的注册地是港澳台等地,这类报刊如果在内地设立编辑部、记者站或办事处进行收稿、出版、印刷的期刊也都是非法的^[4]。

3.4 注意刊号和版本

正规期刊的刊名和相对应的 ISSN 号和 CN 号应是唯一的,若刊物更名,其 ISSN 号和 CN 号也应更改,如《中国行为医学科学》ISSN 号 1005-8559,CN 号 37-1242/R,在 2009 年更名为《中华行为医学与脑科学杂志》,其 ISSN 号相应改为 1674-6554,CN 号相应改为 37-1468/R。

某些期刊存在一个刊号多个版本的现象^[5],比如《XX 大学学报》,它的 ISSN 号和 CN 号都没有问题,但每个月都出版自然科学版和社会科学版两个不同版本,其中只有一个版本是合法的,其它版本则是非法的,这种情况下,如果只单纯看 ISSN 号和 CN 号,很难发现问题,只有对比其他的不同版本才能发现问题。

参考文献:

[1] 中华人民共和国新闻出版署. 期刊出版管理规定[EB/OL]. [http:// press.gapp.gov.cn/news/wen.php? val = news&aid=9196](http://press.gapp.gov.cn/news/wen.php?val=news&aid=9196),2005-12-30.
 [2] 新闻出版总署. 期刊出版管理规定[N]. 中国新闻出版报[N],2005-10-17(3).
 [3] 邢春怡,高艳艳,邢伟娜. 中国标准刊号的识别与应用[J]. 医学情报工作,2005,26(1):68-69.
 [4] 易彦伶. 如何识别非法期刊[J]. 医学信息,2009,12(22):2698-2699.
 [5] 高明. 如何识别合法学术期刊与非法期刊[J]. 科技情报开发与经济,2009,19(28):71-72.

(收稿日期 2011-03-25)

(上接第 204 页)

3.4 结论

从图 3 和图 4 的比较可以看出,两种网络都能够达到非常好的函数逼近。但是 BPNN 的函数逼近能力可能要稍微弱一些,因为 BPNN 函数逼近仿真的误差非常大。所以 RBFNN 的函数逼近要优于 BPNN。

从图 5 和图 6 的比较可以看出,两者的误差收敛不在一个数量级上,BPNN 只有 10^{-1} 的数量级而 RBFNN 的数量级则可以达到 10^{-10} ,RBFNN 收敛速度要明显快于 BPNN,稳定性也更好,BPNN 的误差非常大。

4 结果分析

BPNN 使用的 Sigmoid 函数具有全局特性,它在输入值的很大范围内每个节点都对输出值产生影响,并且激励函数在输入值的很大范围内相互重叠,因而相互影响,因此 BP 网络训练过程很长。

此外,由于 BP 算法的固有特性,BP 网络容易陷入局部极小的问题不可能从根本上避免,并且 BP 网络隐层节点数目的确定依赖于经验和试凑,很难得到最优网络。采用局部激励函数的 RBFNN 网络在很大程度上克服了上述缺点,RBFNN 不仅有良好的泛化能力,而且对于每个输入值,只有很少几个节点具有非零激励值,因此只需很少部分节点及权值改变。学习速度可以比通常的 BP 算法提高上千倍,容易适应新数据,其隐层节点的数目也在训练过程中确定,并且其收敛性也较 BP 网络易于保证,因此可以得到最优解。

参考文献:

[1] Simon H. 神经网络与机器学习[M]. 3 版. 北京:机械工业出版社,2011:10-30.
 [2] 桂现才. BP 神经网络在 MATLAB 上的实现与应用[J]. 湛江师范学院学报,2004,25(3):79-83.

(收稿日期 2011-05-23)