文章编号:1674-7070(2010)05-0451-04

基于 BP 神经网络的厦门集美大桥高程传递的设计与实现

王新志[1]　杨志强[2]　王兴国[3]　陈涛[1]

摘要

针对厦门集美大桥建设过程中的高程传递问题,提出了基于 BP 神经网络的方法,并构建了沿桥梁径向布设的 GPS 水准网,通过 BP 神经网络的设计与解算,得到了较好的结果.

关键词

集美大桥;高程传递;BP 神经网络

中图分类号 P207.2

文献标志码 A

收稿日期 2010-05-20

作者简介

王新志,男,硕士,助教,主要从事 GPS 数据处理及 GPS 应用研究. wangxinzhi@126.com.

1 南京信息工程大学 遥感学院,南京,210044

2 长安大学 测绘与空间信息研究所,西安,710054

3 福建省地质测绘院,福州,350011

0 引言

Introduction

现在我国正在进行大规模的基础设施建设,随着建设的不断发展,在过去被视为天堑的江河湖海上建设的大跨径桥梁越来越多. 在桥梁的建设过程中,墩台的高程数据对于桥梁建设,特别是对于桥梁的顺利连接具有重要意义. 由于天气、通视等自然条件的限制,桥梁墩台高精度的高程数据获取往往费时费力,特别是位于宽阔水域中的墩台的高精度高程数据获取更加困难. 如何利用现有技术,快速获取大跨径桥梁墩台的高精度高程数据,实现高精度高程传递是测量工作中急需解决的问题. 精密水准测量与高精度 GPS 定位技术相结合,充分利用 GPS 高程转换技术,为解决此类问题提供了强有力的技术支持[1].

本文运用 BP 神经网络方法,针对集美大桥高精度高程传递问题进行了详细的讨论并得出了一些有益的结论.

1 BP 神经网络模型

BP neural network

人工神经网络是 20 世纪末发展起来的前沿科学,具有大规模并行处理信息能力,分布式的信息贮存,自组织、自学习和自适应能力,还具有泛化功能,非线性映射能力,联想功能和容错性与壮实性等,因此它在解决非线性、不确定性和不确知系统的问题中开辟出了一条崭新的途径[2]. BP 神经网络模型如图 1 所示.

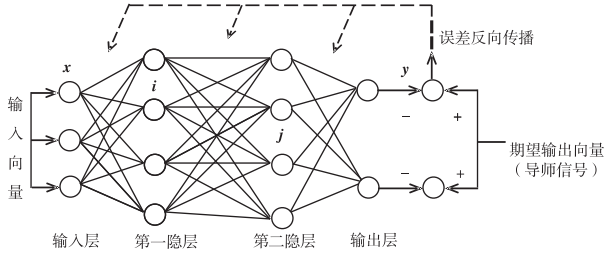


图 1　BP 神经网络模型结构

Fig. 1　Structure of the BP neural network

BP 神经网络不仅有输入层节点,输出层节点,而且有隐含层节点

(隐层可以是一层或多层). 对于输入信号,要先向前传播到隐节点,经过激活函数后,再把隐节点的输出信息传播到输出节点,最后给出输出结果. 节点的激活函数通常选取标准 Sigmoid 型函数:

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

其中,x 为输入量.

BP 算法的主要思想是把学习过程分为两个阶段:

第一阶段(正向传播过程). 给出输入信息通过输入层经隐含层逐层处理并计算每个单元的实际输出值.

第二阶段(反向传播过程). 若在输出层未能得到期望的输出值,则逐层递归地计算实际输出与期望输出之差值(即误差),以便根据此差调节权值. 具体地说,就是可对每一个权重计算出接收单元的误差值与发送单元的激活值的积. 因为这个积和误差对权重的(负)微商成正比(又称梯度下降算法),把它称作权重误差微商. 权重的实际改变可由权重误差微商按各个模式分别计算出来.

这两个过程的反复运用,使得误差信号最小. 实际上,误差达到人们所希望的要求时,网络的学习过程就结束[3].

GPS 高程拟合的实质是求一个从 R^n($n=2$,表示 GPS 点的平面坐标或者大地坐标)到 R^m($m=1$,表示 GPS 点的高程异常或者正常高)的映射,即

$$F: R^n \to R^m, \quad y = F(x). \tag{2}$$

对于样本集合 X 和输出 Y,可认为存在某一映射 G 使:

$$y_k = F(x_k), \quad k = 1, 2, \cdots, n. \tag{3}$$

即高程拟合是求出一映射 F,使得在某种意义下,F 是 G 的最佳逼近.

在数学中一般是首先给出 F 的一种含有参数的表达式,然后求出参数,从而得到 G 的一种逼近. 对于低维或者较简单的 G 函数,这种方法还能解决一些问题. 对于复杂映射,则面临着如何选取基函数以及求解系数等困难,因此这种映射表示方法有其局限性. BP 神经网络是一种自组织映射表示方法,它是通过对简单的非线性函数的多次复合,实现复杂的函数. 其算法的实质是通过迭代,求出一映射 F 使 F 是映射 G 的最佳逼近[4]. 人工神经网络模型是把一组样本的输入输出问题变为一个非线性优化问题,并使用了优化中最普通的梯度下降法,用迭代运算求解权相应于学习记忆问题,加入隐含层节点使优化问题的可调参数增加,从而可得到更精确的解.

2 集美大桥 GPS 水准网的建立

Layout of the GPS-leveling network of the Jimei bridge

集美大桥位于厦门岛北部,是连接厦门本岛与岛外集美区的跨海通道,也是继厦门大桥、海沧大桥之后又一座进出厦门本岛的跨海大桥. 集美大桥主线全长 8.438 km,其中实际跨越海面长度约 6 km[5].

集美大桥 GPS 水准网由两部分组成:

1) 集美大桥首级 GPS 控制网. 该控制网又分为平面控制网和高程控制网,其中平面控制网为 B 级 GPS 控制网,由 8 个点组成(点号为 JD01 ~ JD07, JD09);控制点分布于大桥南北两岸,南北两岸各有 4 个点,并保证至少有一个点与另一点通视. 在高程控制测量中,用二等水准测量方法,利用桥位附近厦门大桥作为通道,把两岸水准点联系起来,取得两岸统一高程,以测区附近两个国家一等水准点作为起始依据.

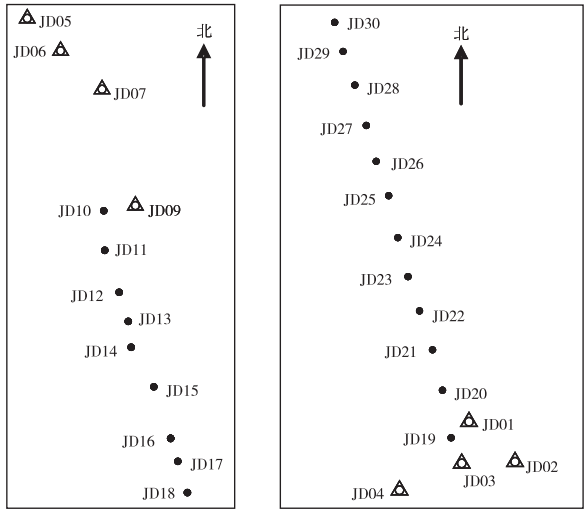


图 2 GPS 水准网布设情况(左图为南岸,右图为北岸)

Fig. 2 Layout of the GPS-leveling network on south (left) and north (right) bank

2) 沿大桥轴线方向布设的线状 GPS 水准网. 该网由 21 个呈直线分布的 GPS 点组成(点号为 JD10 ~ JD30),其中北岸布设 12 个,延伸长度为 5.2 km;南岸布设 9 个,延伸长度为 3.5 km. 用 5 台 Ashtech 双频接收机对这些点进行了 5 h 的连续观测,用 GAMIT/GLOBK 将该 21 个 GPS 点与首级

控制网 8 个 GPS 点的观测数据进行联合基线解算及平差,求得这些点的高精度三维坐标,用二等水准测量方法将这些点与已知水准点联测,得出这些点的正常高.

3 BP 神经网络的设计与实现

Design and solution of the BP neural network

3.1 输入及输出数据的归一化处理

由于控制点数据相差悬殊,为了使网络训练一开始就给各输入分量以同等重要的地位,需要将输入数据变换到同一范围中. 为此,选用 Puremnx 函数将输入数据和与之对应的输出数据进行归一化处理,使处理后数据全部落在[-1,1]的范围内,这样有利于提高神经网络的训练速度. 归一化的过程中,还应该注意将学习集、工作集及其对应的结果集中统一处理[6].

Puremnx 函数模型为

$$\boldsymbol{pn} = \frac{2 \times (\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}_{\min})}{\boldsymbol{p}_{\max} - \boldsymbol{p}_{\min}} - 1 . \qquad (4)$$

式(4)中:$\boldsymbol{p}$ 为输入向量矩阵; $\boldsymbol{p}_{\min}$为输入向量$\boldsymbol{p}$ 各列向量的最小值; $\boldsymbol{p}_{\max}$为输入向量 $\boldsymbol{p}$ 各列向量的最大值;$\boldsymbol{pn}$ 为归一化处理后的输出向量矩阵.

3.2 样本的分配与选择

为了取得较为理想的转换结果,要尽量使学习集和工作集样本数据分布均匀[7]. 经比较分析,学习集为 { JD02, JD03, JD04, JD05, JD07, JD09, JD12, JD14, JD16, JD18, JD20, JD22, JD26, JD28, JD30 } 和工作集为 { JD01, JD06, JD11, JD13, JD15, JD17, JD19, JD23, JD25, JD27, JD29 } 时,可以取得较好的结果.

3.3 网络的设计实现

根据比较分析,选取 BP 神经网络模型中隐层节点数为 5,然后利用 Matlab 提供的神经网络工具箱,依据选取的学习集和工作集,对数据进行解算、分析,结果如表 1 所示. 从表 1 可以看出,转换后的误差最大为 8.6 mm,最小为 0.1 mm,中误差为 4.85 mm,具有较好的精度,可以很好地满足桥梁建设过程中对高程的精度的要求.

3.4 与其他转换方法比较、分析

为了对转换结果进行对比、分析,选择了二次多项式拟合法、平面拟合法进行比较,比较结果见表 2、表 3.

表 1 BP 神经网络转换结果

Table 1 Fitting results of BP neural network

点号	高程异常/m	误差/m	转换结果/m
JD01	9.393	-0.008 0	9.401 0
JD06	9.64	0.008 6	9.631 4
JD11	9.773	-0.000 1	9.773 1
JD13	9.812	-0.002 5	9.814 5
JD15	9.857	0.004 1	9.852 9
JD17	9.906	0.005 0	9.901 0
JD19	9.398	0.005 8	9.392 2
JD23	9.284	0.001 9	9.282 1
JD25	9.227	-0.002 0	9.229 0
JD27	9.188	0.003 3	9.184 7
JD29	9.159	0.004 6	9.154 4

表 2 不同拟合模型拟合结果比较

Table 2 Error comparison of the fitting results of different fitting models

拟合模型	中误差/mm	误差最小值/mm	误差最大值/mm
BP 神经网络	4.9	0.1	8.6
二次多项式拟合	7.2	0.7	8.7
平面拟合	9.9	0.3	20.0

表 3 不同转换模型转换误差比较

Table 3 Fitting error comparison of different models

点号	BP 神经网络/m	二次多项式拟合/m	平面拟合法/m
JD01	-0.008 0	-0.006 8	-0.003 5
JD06	0.008 6	0.000 7	0.000 3
JD11	-0.000 1	-0.009 9	-0.009 6
JD13	-0.002 5	-0.001 7	-0.002 2
JD15	0.004 1	-0.001 5	0.005 1
JD17	0.005 0	0.001 8	0.004 6
JD19	0.005 8	-0.005 5	-0.003 8
JD23	0.001 9	0.001 3	-0.020 0
JD25	-0.002 0	0.008 5	0.020 0
JD27	0.003 3	0.004 7	0.000 8
JD29	0.004 6	-0.008 7	0.004 1

从比较结果可以看出:BP 神经网络拟合结果的中误差为 4.9 mm,最大误差值为 8.6 mm,最小误差值为 0.1 mm;二次多项式拟合结果的中误差为 7.2 mm,最小误差值为 0.7 mm,最大误差值为 8.7 mm;平面拟合结果的中误差为 9.9 mm,最小误差值为 0.3 mm,最大误差值为 20.0 mm. 从数据结果分析来看,3 种方法的拟合精度相当,BP 神经网络

模型和二次多项式拟合法拟合后的误差取值趋势更加相近. 从这个意义上讲,它们的可靠性应该相对较好,且采用 BP 神经网络模型拟合出的结果精度要优于采用二次多项式的精度.

4 结论
Conclusion

1) 经实践证明,采用 BP 神经网络模型可以实现大跨度桥梁高程的高精度传递,精度较高,能够很好地满足施工测量的要求.

2) 进行 BP 神经网络设计时,数据的归一化对数据解算的精度有较大的影响,需要选择合适的归一化模型.

3) 高程转换过程中,GPS 水准网的布设很关键,本文采用的沿大桥轴线方向布设线状 GPS 水准网的方法对于解决此类问题起到了较好的保障作用.

4) 高程转换的精度与神经网络工作集的选取有较大的关系,要合理选取.

参考文献
References

[1] 王兴国,石震. 厦门集美大桥首级 GPS 控制网建立若干技术问题探讨[J]. 测绘技术装备,2009,11(2):19-22
WANG Xingguo, SHI Zhen. Research on some technical problems in primary GPS control network of Xiamen Jimei Bridge[J]. Geomatics Technology and Equipment, 2009, 11(2): 19-22

[2] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005
Research & Development Center of Fecit. Matlab application [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005

[3] 杨天宇. 基于 BP 神经网络的 GPS 高程拟合及其在杭州湾跨海大桥中的应用[D]. 成都:西南交通大学土木工程学院,2006
YANG Tianyu. The GPS height fitting based on BP neural network and its application in Hangzhou Gulf Bridge[D]. Chengdu: School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, 2006

[4] 曹先革. 基于人工神经网络的 GPS 高程异常拟合方法研究[D]. 武汉:中国地质大学信息工程学院,2008
CAO Xiange. Research on the method of GPS elevation abnormal fitting based on artificial neural netwrok[D]. Wuhan: Faculty of Information Engineering, China University of Geosciences, 2008

[5] 王新志. BP 神经网络及其在跨海大桥高程传递中的应用[D]. 西安:长安大学地质工程与测绘学院,2008
WANG Xinzhi. BP neural network and it's using in elevation transmission of the cross-ocean bridge[D]. Xi'an: College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an university, 2008

[6] Wang X Z. Application of the RBF neural network for GPS height fitting in linear project[C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Application of Mathematics and Physics. London: World Academic Union, 2010

[7] 高西峰. GPS 水准在带状区域似大地水准面精化中的应用研究[D]. 西安:长安大学地质工程与测绘学院,2007.
GAO Xifeng. Applied research of GPS leveling in refinement of belt district quasi-geoid[D]. Xi'an: College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, 2007

Design and implementation of elevation transmission in Xiamen Jimei Bridge based on BP neural network

WANG Xinzhi[1] YANG Zhiqiang[2] WANG Xingguo[3] CHEN Tao[1]

1 School of Remote Sensing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 Institute of Surveying and Spatial Information, Chang'an University, Xi'an 710054

3 Fujian geologic surveying and mapping institute, Fuzhou 310011

Abstract Aim at the problem of the elevation transmission in the construction process of the Xiamen Jimei bridge, this paper proposed the method based on BP neural network and constructed the GPS leveling network along the radial of the bridge. Satisfactory results are obtained through the design and solution of the BP neural network. The method has a good reference value for solving similar problems.

Key words Jimei Bridge; elevation transmission; BP neural network