

神经网络在 GPS 高程拟合中的应用

孙传胜 杨国东 吴 琼

(吉林大学 地球探测科学与技术学院, 吉林 长春 130026)

The Application of Artificial Neural Network to GPS Height Conversion

SUN Chuansheng, YANG Guodong, WU Qiong

摘要: 由于神经网络具有较好的自组织、自适应的特点, 从而被广泛应用于 GPS 高程拟合等领域中。采用前馈型神经网络 `newff()` 和反馈型神经网络 `newelm()` 两种模型, 在 Matlab 语言环境下实现 GPS 高程拟合, 并与二次曲面拟合的结果进行比较。

关键词: Elman; 高程拟合; 神经网络

一、引言

GPS 高程转换是 GPS 领域的一个重点问题, 国内外学者提出了很多的拟合方法和拟合模型^[1-2]。目前常用的转换方法有几何插值法、抗差估计法以及人工智能法等。研究表明, 采用 BP 神经网络法能获得较高精度的 GPS 拟合高程^[3], 可满足工程上对 GPS 高程转换的需要。

二、神经网络的基本原理

1. 神经网络的基本机构

神经网络是将大量功能简单的神经元通过一定的拓扑结构组织起来, 构成群体并行式处理问题的计算结构。前馈型神经网络利用误差反向传播算法对网络进行训练, 是一种常用的神经网络结构, 其网络结构有 3 个层: 输入层、隐含层、输出层, 采用 $A \cdot M \cdot N$ 的结构, 1 个输出层 (高程异常), 3 个输入层 (X, Y, H)^[4]。由于输入层到隐含层属于非线性映射, 因此输入层常选用非线性传递函数 `tansig()`、`logsing()`; 输出层属于线性输出, 采用 `purelin()` 函数。网络学习函数主要有基于梯度下降法的学习函数 `learnf()` 和梯度下降动量的学习函数 `learnfmdm()`, 性能函数可采用均方误差函数 `mse()`。

Elman 神经网络是一种典型的采用延时算子的反馈型神经网络, 该模型在前馈网络的隐含层中增加一个承接层, 作为一步延时算子, 承接层是用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值并返回给输入层。这种内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力, 从而达到动态建模的目的。

2. 神经网络的学习过程

神经网络训练之前需要有输入向量和相应的期望输出向量, 通过在训练过程中不断调整权值和阈值使表现函数达到最小值。前馈型神经网络的学习规则在于对网络权值和阈值的修正沿着表现函数下降最快的方向, 即负梯度方向进行。在 Matlab 环境下实现 BP 神经网络学习过程的基本思路如下^[5-6]:

- 1) 用小的随机数对每一层的权值 W 、平移量 B 初始化。
- 2) 配置网络参数, 包括期望误差最小值 `err_goal`、最大训练次数 `max_epochs`、修正权值的学习速率。
- 3) 开始训练 `for epoch = 1: max_epochs`, 计算网络各层输出 A_1, A_2 、网络误差 E 。
- 4) 计算各层反传的误差变化和各层权值的修正值, 求得修正后权值并计算均方误差 mse , 若 $mse \leq err_goal$ 停止训练; 反之, 返回第 3 步, 根据修正后的权值接着训练。

在 Matlab 神经网络工具箱中, 整个学习过程可以用 `trainbp()` 函数完成, 创建向前神经网络可以用函数 `newff(PR, [S1, S2, ..., SN], {TF1, TF2, TFN}, BTE, BLF, PF)`。其中 PR 表示输入元素的最大值和最小值组成的 $R \times 2$ 维矩阵; S_i 为各层的神经元数; BTF 为网络训练函数; BLF 为网络权值和阈值的修正算法; PF 为网络性能函数。创建 Elman 反馈型神经网络可用函数 `newelm()` 实现, 其函数基本结构与函数 `newff()` 一致。

三、神经网络在 GPS 高程拟合中的应用

哈大客运专线沈阳至大连段精密控制测量由

收稿日期: 2010-12-28; 修回日期: 2011-05-05

作者简介: 孙传胜(1987—), 男, 贵州遵义人, 硕士生, 研究方向为 GPS 与 3S 技术。

其设计院完成,设计路段正线长度 425.493 km,全线坐标和高程测量工作按《客运专线无碴轨道铁路工程测量暂行规定》(铁建设[2006]189号)技术要求进行。精密控制测量平面控制网按照分级布网的原则,分三级布设,第一级为GPS坐标框架基准网(CP0);第二级为基础平面控制网(CPI);第三级为线路控制网(CPII)。CPI、CPII测量均采用GPS接收机,测量等级分别为B、C级,高程采用1985国家高程基准,通过二等水准测量联测。本文以其中近50 km的CPI点27个、CPII点12个为试验数据,用CPI进行网络训练学习,CPII点用来检验网络训练成果。

1. 数据预处理

采用标准激活函数的神经网络,其输入、输出数据范围应限定在[0,1],否则网络将很难收敛。而实际工程应用中的坐标(X,Y,H)其数值都非常大,应将其转换到[0,1]区间的值。本文采用的数据归一化函数为

$$y_i = \frac{p_i - \min(p)}{\max(p) - \min(p)}$$

式中 p 为输入向量(X,Y,H); $\min(p)$ 、 $\max(p)$ 分别为(X,Y,H)的最小值和最大值。网络计算完成后再进行反归一化处理,以获得真实的拟合值,此后的数据都需要用相同的归一化和反归一化处理。在Matlab环境下实现输入、输出数据归一化,结果如图1所示。

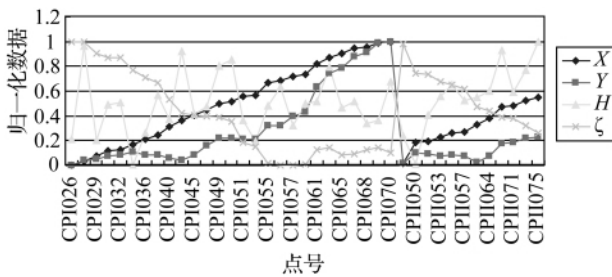


图1 数据归一化处理

根据图1可知,要对高程异常进行函数拟合,但很难确定高程异常与点坐标之间的函数关系,而神经网络就很好地解决了这一问题。鉴于高程异常值并不大,可以不作高程异常值的归一化处理。

2. Elman神经网络训练

基于建好的网络进行训练,设定最大训练次数10000次,训练目标0.0001,用Matlab工具箱实现

```
>> threshold = [0 1; 0 1; 0 1]; % 输入向量中的最大值和最小值
```

```
net = newelm(threshold, [10 1], {'tansig'; 'purelin'});
```

```
% 创建网络
```

```
net.trainParam.epochs = 10000;
```

```
net.trainParam.goal = 0.0001;
```

```
net.trainParam.show = 500;
```

```
net = train(net, p, t); % 训练网络,求仿真值
```

显示的数据与所设计的网络模型相符,当训练到9634次时,就达到了预设的学习精度,收敛速度较快(如图2所示)。

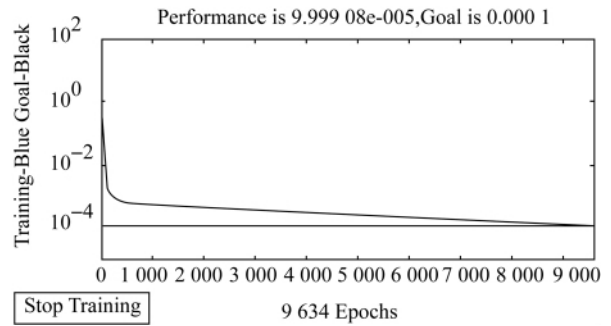


图2 Elman神经网络训练

3. 网络检验

当网络训练精度达到预设精度或者完成最大训练次数后,网络训练结束,然后将检验集数据输入,得到仿真值,反归一化后与实际数据对比,检验网络精度。若没达到精度,重新训练网络,可修改训练速度,调整隐含层神经元数。试验表明,隐含层神经元数越大,网络收敛越快,但精度越不稳定。直至达到精度,保存网络(采用Elman神经网络拟合效果见表1)。

表1 拟合高程异常结果

点号	已知 ζ/m	拟合 ζ/m	残差 $\Delta\zeta/cm$
CPII 038	9.267 2	9.256 2	1.1
CPII 050	9.119 7	9.128 3	-0.86
CPII 051	9.113 7	9.135 5	-2.18
CPII 053	9.079 8	9.107 7	-2.79
CPII 056	9.061 8	9.076 6	-1.48
CPII 057	9.042 7	9.058 0	-1.53
CPII 060	8.950 5	8.969 0	-1.85
CPII 064	8.930 9	8.939	-0.81
CPII 070	8.901 6	8.896 1	0.55
CPII 071	8.893 3	8.877 7	1.56
CPII 073	8.859 1	8.846 9	1.22
CPII 075	8.821	8.815 0	0.6

四、二次曲面GPS高程拟合

为了与传统的二次曲面拟合作比较,本文用二

次曲面拟合的方法进行了高程异常的拟合。二次曲面拟合是将高程异常近似的看作一定区域内各点坐标的曲面函数,用部分已知点拟合这一函数,进而确定其他点的高程异常和正常高。设区域内任一点高程异常为 $\zeta(x, y)$, 二次曲面表达为

$$\zeta(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3x^2 + a_4y^2 + a_5xy$$

矩阵形式表达式为

$$V = Aa - L$$

当测区内已知点个数大于 6 时,使用最小二乘原理求系数

$$a = (A^T A)^{-1} A^T \zeta$$

在求得系数后就可根据曲面方程求未知点的高程异常。接下来就应用二次曲面拟合和向前 BP 神经网络对哈大客运专线数据进行了拟合,并与 Elman 神经网络进行了对比,3 种拟合方法残差结果如图 3 所示。

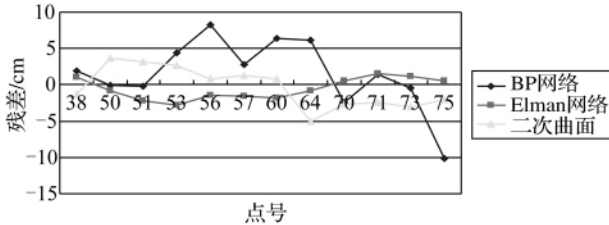


图 3 3 种拟合方法效果比较

由图 3 可知,采用 Elman 神经网络进行拟合的效果在一定程度上改进了 BP 神经网络拟合,且残差的分布也较为均匀。根据上述的拟合结果,比较了 3 种方法的拟合效果,如表 2 所示。

表 2 3 种模型对高程异常拟合效果比较 cm

模型	最大残差	最小残差	拟合中误差
二次曲面拟合	-5.05	0.76	2.67
BP 网络	-10.14	-0.11	4.67
Elman 神经网络	2.79	0.55	1.42

五、结束语

本文采用了 BP 与 Elman 两种神经网络模型在 Matlab 环境下实现了 GPS 高程转换,并与二次曲面拟合效果进行了比较。试验表明,用 Elman 神经网络可以实现 GPS 高程转换,并能在一定程度上提高 BP 网络训练的速度和精度,比二次曲面拟合具有更高的拟合精度。但 GPS 高程的逼近精度还受已知点的数量和分布状况的影响,所以在面积更大,地形条件更复杂的地区,神经网络拟合 GPS 高程的效果有待进一步的应用分析。

参考文献:

- [1] 鲁铁定,周世健,臧德彦.关于 BP 神经网络转换 GPS 高程的若干问题[J].测绘通报,2003(8):7-9.
- [2] 杨明清,靳蕃,朱达成,陈现春.用神经网络方法转换 GPS 高程[J].测绘学报,1999,28(4):301-307.
- [3] 潘国荣,谷川.改进的遗传算法用于工业测量数据处理[J].大地测量与地球动力学,2008(1):55-58.
- [4] 高宁,高彩云,吴良才.关于 BP 神经网络转换 GPS 高程的若干问题[J].测绘工程,2006,15(3):67-69.
- [5] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:机械工业出版社,2009:191-196.
- [6] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010.

(上接第 47 页)

- [2] 张瑞,骆岩林,周明全,等.文物数字化的关键技术[J].北京师范大学学报:自然科学版,2007,43(2):150-153.
- [3] 胡少兴,查红彬,张爱武.大型古文物真三维数字化方法[J].系统仿真学报,2006,18(4):951-954,963.
- [4] 刘文龙,赵小平.基于三维激光扫描技术在滑坡监测中的应用研究[J].金属矿山,2009(2):131-133.
- [5] 赵小平,闫丽丽,刘文龙.三维激光扫描技术边坡监测研究[J].测绘科学,2010,35(4):25-27.

- [6] 魏学礼,肖伯祥,郭新宇,等.三维激光扫描技术在植物扫描中的应用分析[J].中国农学通报,2010,26(20):373-377.
- [7] 叶英,穆千祥,张成平.隧道施工多元信息预警与安全管理系统研究[J].岩石力学与工程学报,2009,28(5):900-907.
- [8] 杨新林,冯冠辉,钱建国.三维激光扫描仪点云数据在 AutoCAD 中的处理方法研究[J].陕西煤炭,2008(3):37-38.