



径向基神经网络 GPS 高程转换方法

杨金玲^{1,2}, 曹先革^{1,2}, 曹先密³

(1. 黑龙江工程学院 测绘工程系, 黑龙江 哈尔滨 150050; 2. 东北林业大学 林学院, 黑龙江 哈尔滨 150040; 3. 武汉大学 测绘学院, 湖北 武汉 430079)

摘要: 针对 GPS 高程转换问题, 给出了基于径向基神经网络转换 GPS 高程的模型。用实际观测数据对该模型进行了试验, 结果表明, 用径向基神经网络转换 GPS 高程精度高于二次拟合法和 BP 神经网络法。径向基神经网络能够有效克服 BP 神经网络局部极小值的缺点, 并且具有较高的收敛速度, 在 GPS 高程转换方面具有广阔应用前景。

关键词: 径向基神经网络; GPS 高程; BP 神经网络

中图分类号: P228.42

文献标志码: B

文章编号: 1672-4623 (2010) 06-0065-02

GPS Height Conversion Methods Based on RBF Neural Network

YANG Jinling^{1,2}, CAO Xiange^{1,2}, CAO Xianmi³

(1. Heilongjiang Institute of Technology, Harbin 150050, China 2. North-East Forestry University, Harbin 150040, China 3. Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: This paper introduced a Radial Basis Function (RBF) Neural Network mode, which was applied to convert GPS height to normal height. The model was tested with observed data. The results showed that RBF Neural Network conversion accuracy than Quadratic fitting and BP Neural Network. RBF Neural Network can effectively overcome the local minimum shortcomings of BP Neural Network and has a high convergence rate; it has broad application prospects in the GPS height conversion.

Key words: radial basis function neural network; GPS height; Back propagation Neural Network

GPS 测量得到的大地高程虽然精确, 但与工程中利用水准测量得到的正常高程不属于一个系统, 因此需进行 GPS 高程转换。目前, 转换 GPS 高程主要有 3 种方法: 几何解析方法、物理大地测量方法和神经网络法^[1]。有关文献将反向传播 (Back Propagation, BP) 算法的神经网络应用于 GPS 高程的转换, 取得了成功。但是 BP 算法且存在局部极小值和学习过程收敛速度慢, 隐含层层数及节点数难以确定等缺点。与 BP 神经网络相比径向基神经网络具有很好的局部逼近能力, 可以根据训练样本的容量、类别和分布来确定网络层数。不同的任务之间的影响比较小, 网络的资源可以充分利用。因此本文尝试采用径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络对 GPS 高程进行转换。

1 径向基神经网络

1.1 径向基神经元模型

径向基神经元的结构如图 1 所示^[2]。

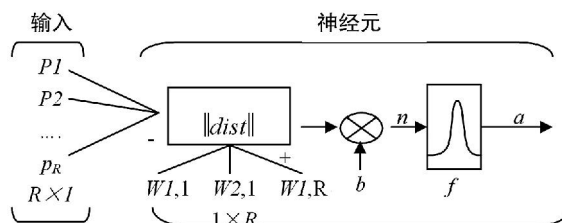


图 1 径向基神经元结构图

其输出表达为:

$$a = f(\|W - p\| \bullet b) = \text{radbas}(\|W - p\| \bullet b) \quad (1)$$

式中: radbas 为径向基函数, 一般为高斯函数:

$$a(n = \text{radbas}(n)) = e^{-n^2} \quad (2)$$

其光滑性号, 径向对称, 形式简单, 有

$$\|W - p\| = \sqrt{\sum_{i=1}^R (w_{1,i} - p_i)^2} = [(W - p^T)(W - p^T)]^{1/2} \quad (3)$$

称之为欧几里德距离。其图形和符号如图 2 所示。

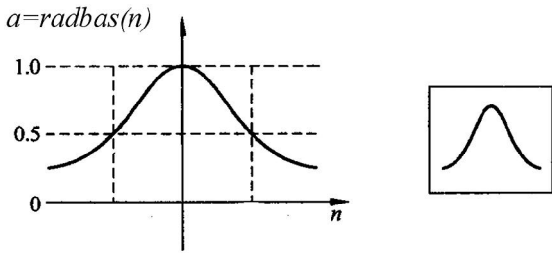


图 2 径向基函数传输特性和符号

1.2 径向基神经网络模型

本文根据 GPS 高程转换原理给出了径向基神经网络拓扑结构,如图 3 所示。径向基神经网络为前馈反向传播神经网络,它有 3 个网络层:第一层为输入层,第二层为隐层,第三层为输出层。

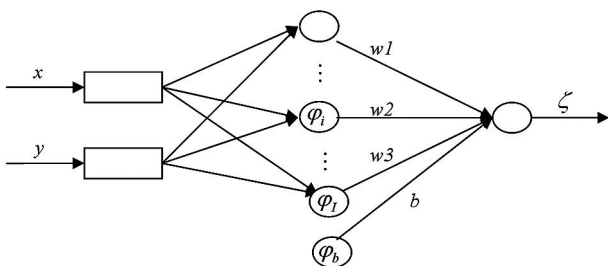


图 3 径向基神经网络结构

1.3 算法原理

该网络是单隐层的前向网络,由输入层、隐含层、输出层 3 层构成^[3]。输入层有 2 个神经元,由 x 坐标和 y 坐标组成;隐含层有 I 个神经元 I=N, (N 为训练样本集的个数),任一神经元用 i 表示;输出层只有 1 个神经元,即高程异常。从输出层获得高程异常后,再利用式 $\zeta = H_{GPS} - H_N$ 即, (H_{GPS} 是大地高, H_N 是正常高) 可得到该点正常高程。隐含层与输出层突触权值用 W_i ($i=1, 2, 3, \dots, I$) 表示。设训练样本集 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)^T$, 任一训练样本 $X_k = (x_{k1}, x_{k2})$, $k=1, 2, \dots, N$, 对应的实际输出为 $Y_k = (y_k)$, 期望输出为 $D_k = (d_k)$ 。当网络输入训练样本 X_k 时, 网络的实际输出为:

$$y_k(X_k) = \sum_{i=1}^I w_i \varphi(X_k, t_i) + b \quad (4)$$

式中, b 为偏置 (φ_0 时对应的权值, 为常数); $\varphi(X_k, t_i)$ 为基函数, 一般选用 Gauss 函数 (一种特殊的 Green 函数) 作为基函数, 其表达式为公式 (2)。

1.4 学习算法

径向基神经网络学习算法有许多种^[4], 一般选用的是自组织选取中心法, 由两个阶段构成: 自组织学习阶段, 即学习隐层基函数的中心与方差; 采用 K-均值聚类算法学习中心 t_i 和方差 σ_i 。有监督学习阶段, 即学习输出层权值阶段; 利用最小二乘法确定初始权值和和监督学习法确定最终的权值。学习算法的具体

步骤见文献 [5]。

2 工程应用分析

本文用第二节中构造的径向基神经网络对某市 D 级 GPS 网^[1] 实测资料进行了解算。为了较好的进行 GPS 高程转换, 根据测区特点本文选取了 10 个均匀分布于测区周围的点组成了训练集用于建立 GPS 大地高与高程异常之间的映射关系, 然后利用剩余的 30 个点构成工作集, 用于检验转换 GPS 高程径向基神经网络算法的拟合效果。

经过径向基神经网络学习训练后对工作集数据进行了仿真, 并从理论值与仿真值之差、学习集与工作集均方误差与平均绝对值误差方面进行了对比。仿真结果如图 4 和表 1 所示。

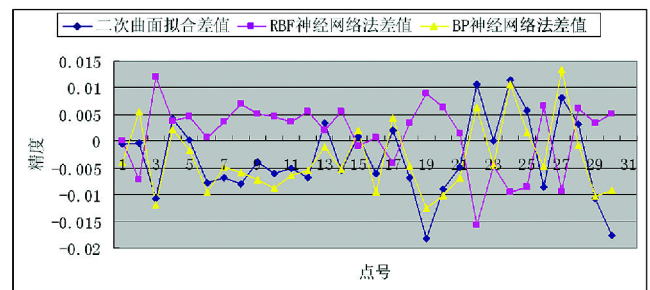


图 4 RBF 神经网络法与 BP 神经网络法和二次拟合法精度比较

表 1 学习集与工作集精度比较

算法	学习集/m		工作集/m	
	mse	mae	mse	mae
二次曲面拟合	2.8098e-5	0.0044	6.1406e-5	0.0064
BP 神经网络法	1.0619e-005	0.0026	5.2997e-005	0.0064
RBF 神经网络法	1.7920e-16	1.7920e-16	4.0275e-5	0.0053

从图 4 和表 1 可以看出:

1) 基于径向基神经网络法进行 GPS 高程异常拟合其转换结果精度较高; 并且从实际的运行来看网络的运算速度比 BP 网络法快, 无训练不收敛情况发生, 网络实时性高。

2) 仔细比较表图 4 和表 1 可以看出, 基于径向基神经网络的转换法精度比二次曲面法和 BP 神经网络法有明显改善, 如高程异常偏差大于 0.01 m 的点, 二次曲面拟合法和 BP 神经网络转换法各有 6 个, 而基于径向基神经网络的转换法只有 2 个。但对于面积更大、地形更复杂的地区该组合方法的应用效果还有待检验。

(下转第 70 页)

选择：首要基础是 GIS 产品是否能满足我们的项目需要；其次是平台产品本身的价格；除了上述两个方面外其实还有三个隐性价格指标，其一是开发商需要投入的开发人员数量；其二是项目预计开发周期；其三是平台的投资保护即产品升级扩展等后继投资。MapInfo 可以让开发商投入最少的人力资源，在最短的时间之内完成系统的开发，加上产品本身极具竞争力的市场价格，综合上述五个方面成本参考因素，Mapinfo 产品具有极高的性价比。但对于 Mapinfo 产品本身，其主要定位为桌面 GIS，空间分析能力较弱，对多用户并发访问的支持较差。

3 小结及展望

城市暴雨内涝造成的巨大灾害及其对社会经济的重大影响使其成为备受关注的社会问题，特别是本世纪以来大城市遭受暴雨袭击之后惨重的经济损失，迫使人们开始重新评价城市水灾的风险与防灾能力。探讨调整治水方略的方向：洪水防治必须实行工程措施和非工程措施并举的思路，在针对于此形势，本文主要分析当前洪水灾害模拟系统研究的思路与方法，着重分析了基于 GIS 技术的洪水灾害评估系统的实现方法，并对当今的主要几种系统实现方法进行横向对比分析。笔者认为，模拟城市暴雨内涝形成及淹没动态过程，并通过计算机图形技术对模拟结果进行动态的可视化表达，直观、形象地反映内涝淹没的时空分布，已经成为洪水灾害模拟、评估的主要方式。并在确认

各类承灾体对于洪水流场的不同时空特征（重现期、淹没范围和深度、淹没历时和水流方向等）的基础上，叠加栅格数据所表示的每个街区（居民用地、商业用地、厂矿用地、基础设施等）的固定资产和洪灾损失率信息，分析暴雨内涝淹没可能损失与历时之间的函数关系，计算城市内涝淹没动态和可能损失，建立城市防洪工程保护下的强降水引发的城市洪水淹没和可能损失评估的模式。结合计算机语言对模型结果进行二三维的可视化表达，直观、形象地反映内涝流场的时空分布和物理规律。鉴于完全面向对象的计算机语言 Java 语言的广泛使用，结合 ArcGIS 开发组件 ArcObject 进行暴雨灾害模拟、评估必将成为该领域的主流实现方式。这些问题将在今后的研究中作进一步探讨。

参考文献

- [1] Amell N W. Climate Change and Global Water Resource. Global Environment Change[J]. Hydrological Sciences Journal, 1999, 9:531-549
- [2] 刘仁义, 刘南. 基于 GIS 的复杂地形洪水淹没区计算方法[J]. 地理学报, 2001, 56(1): 1-6
- [3] 袁红梅, 邓彩琼. 应用 GIS 技术制作洪水风险图[J]. 江西水利科技, 2004, 30(4):198-200
- [4] 丁志雄, 李纪人, 李琳. 基于 GIS 网格模型的洪水淹没分析方法[J]. 水利学报, 2004(6):56-60
- [5] 赵思健, 熊利亚. 基于 GIS 的汕头市洪涝灾害分析、评估和决策综合系统[J]. 计算机工程与运用, 2005(8): 230-231
- [6] 陈凯. 基于 GIS 的洪水淹没评估系统的研究与实现[J]. 灾害学, 2009(24): 38-40

第一作者简介：卢德宝，硕士，研究方向为资源环境信息系统。

（上接第 66 页）

3 结 语

用径向基神经网络方法转换 GPS 高程能提高转换精度，同时既避免了 BP 神经网络繁琐、冗长的计算，能够克服数学模型误差，又可以克服 BP 神经网络计算时容易陷入局部极小的问题，并且径向基神经网络的收敛速度也是 BP 神经网络所无法比拟的。因此 RBF 神经网络在 GPS 高程转换中具有重要意义。RBF 神经网络结构简单，泛化能力强，可以预见，RBF 神经网络在 GPS 数据处理中将发挥越来越大的作用。

参考文献

- [1] 胡伍生. 神经网络理论及其工程应用[M]. 北京: 测绘出版社, 2006
- [2] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005
- [3] 张刚刚, 王春生, 徐岳. 基于径向基函数神经网络的斜拉桥损伤识别[J]. 长安大学学报: 自然科学版, 2006, 26(1): 49-53
- [4] 李红连, 黄丁发, 李春华. 基于径向基函数神经网络的 GPS 高程转换方法[J]. 中国公路学报, 2006, 19(4): 7-10
- [5] 高隽. 神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003

第一作者简介：杨金玲，博士，研究方向为 3S 技术及应用。