

文章编号:1671-8860(2012)05-0594-04

文献标志码:A

# 碾压施工质量监控的径向神经网络拟合高程研究

何海清<sup>1</sup> 黄声享<sup>1</sup> 伍根<sup>1</sup>

(1 武汉大学测绘学院,武汉市珞喻路129号,430079)

**摘要:**针对面板堆石坝摊铺层表面及测量机器人采集摊铺层离散数据密且精度高等特征,利用径向神经网络方法,采用复二次函数作为径向基,根据数理统计理论和逐步趋近法自适应优选平滑因子拟合摊铺层高程,以达到与实际高程的最佳吻合。以某面板堆石坝的测量机器人采集的数据为例,对该方法进行了验证。结果表明,其拟合精度明显优于常规拟合方法,更加适合面板堆石坝摊铺层表面的高程拟合。

**关键词:**径向基函数;复二次函数;平滑因子;高程拟合;面板堆石坝

**中图法分类号:**P258

利用现代先进的GNSS、测量机器人等定位技术可实现对摊铺层碾压机械的实时、高精度自动监控<sup>[1]</sup>,以获取摊铺层表面的三维数据,通过这些数据来实现碾压施工重要参数的计算。然而,大坝的摊铺层数极多,各摊铺层的微小误差累积可能达到很大,进而对整个大坝的质量产生较大的影响,而测量仪器获取摊铺层表面的测量点是离散的数据,可见精确地拟合整个摊铺层表面高程对于质量的分析至关重要。如不考虑面板堆石坝摊铺层表面的实际特征,机械地套用常见的拟合算法拟合整个摊铺层高程,得到的结果难以与实际高程达到最佳吻合,致使拟合精度降低<sup>[2]</sup>。因此,本文针对面板堆石坝碾压摊铺层表面的特征,利用径向神经网络方法(radial basis function neural network, RBF)<sup>[3-5]</sup>,并根据各数据自适应优选其平滑因子拟合整个摊铺层高程曲面,取得了比常用方法更优的拟合效果,提高了面板堆石坝摊铺层表面高程的拟合精度。

## 1 径向神经网络拟合法

人工神经网络具有学习、计算能力和模糊系统的高层次的推理、决策能力,成为了信息处理和知识挖掘的新工具<sup>[6]</sup>。其中,径向神经网络也称为径向基函数法,RBF网络的结构是一种具有输

入层、隐含层和输出层的三层前向网络,径向基函数 $\varphi(\|x - x_0\|)$ 是局部分布的对称中心点径向对称衰减的非负非线性函数。

如图1所示, $\Omega_x$ 表示节点 $x$ 在相邻区域半径为 $\|x - x_k\|_{\max}$ 的范围, $\|x - x_k\|$ 表示节点 $x$ 与第 $k$ 个节点 $x_k$ 的距离,通过输入的节点数据 $\{x_k\}_{k=1}^n (x_k \in R^n)$ 构造基函数系 $\{\varphi(\|x - x_k\|)\}_{k=1}^n$ ,其拟合函数 $F(x)$ 的表达式为<sup>[7]</sup>:

$$F(x) = \sum w_k \varphi(\|x - x_k\|) \quad (1)$$

满足:

$$\begin{bmatrix} \varphi(\|x_1 - x_1\|) & \cdots & \varphi(\|x_1 - x_n\|) \\ \varphi(\|x_2 - x_1\|) & \cdots & \varphi(\|x_2 - x_n\|) \\ \vdots & & \vdots \\ \varphi(\|x_n - x_1\|) & \cdots & \varphi(\|x_n - x_n\|) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & \cdots & f_n \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

RBF拟合曲面经过所有的训练样本点为严格拟合或精确拟合,可拟合比控制点高程极值更大或更小的值,适用于测量点数目较多且变化平缓的数据<sup>[4]</sup>。而面板堆石坝碾压表面是连续平滑的曲面,表面最高处与最低处的高差较小,高程变化平缓。测量机器人采集的摊铺层离散数据密且精度高,其高程值不一定是整个曲面的极值,可见,RBF方法适合拟合面板堆石坝碾压表面的

收稿日期:2012-03-15。

项目来源:国家863计划资助项目(2009AA12Z311);精密工程与工业测量国家测绘地理信息局地理信息重点实验室开放研究基金资助项目(PF2011-11)。

高程。

RBF 拟合法是多个数据拟合方法的组合,根据生成一个平滑曲面适应数据的能力,许多人认为其中的复二次函数(multiquadratic, MQ)是最好的方法<sup>[8]</sup>。本次研究采用复二次函数作为径向基函数,其表达式为:

$$\varphi(r) = r \sqrt{1 + \varepsilon^2}, r = \|x - x_k\|_2 \quad (3)$$

式中,  $r$  表示由点到第  $k$  数据点的距离;  $\varepsilon$  参数是用户指定的平滑因子( $0 \leq \varepsilon \leq 1$ ),其值控制曲面形状,直接关系到拟合精度<sup>[9,10]</sup>。采用权值学习简单、整体性较强<sup>[4]</sup>的梯度下降算法来求解权值。定义指标函数  $E = \sum_{i=1}^n e_i^2 / 2$ ,  $e_i$  为输入第  $i$  个样本时的误差,设  $y_i$  为第  $i$  个样本的期望输出值,定义  $e_i = y_i - F(x_i) = y_i - \sum w_k \varphi(\|x_i - x_k\|)$ ,权值的调整公式为:

$$w_{k+1} = w_k + \Delta w_k \quad (4)$$

式中,

$$\Delta w_k = -\eta \partial E / \partial w_k = -\eta \sum_{k=1}^n e_i \varphi(\|x_i - x_k\|) \quad (5)$$

$\eta$  为学习速率( $0 < \eta < 1$ ),通过迭代运算直至  $E$  收敛,求出权值。

由图 1 可知,平滑因子与节点  $x$  的最大影响半径乘积为内圆到外圆的距离,平滑因子的取值影响着节点  $x$  到相邻范围不同距离内的 RBF 权重的求解,而在实际应用中,平滑因子值的选取常常较为盲目,该值没有明确地界定,可能造成拟合不足或过拟合,难以达到最佳的拟合效果。显然,训练样本越多,同等条件下拟合的曲面精度越高。本次研究为了检验 RBF 模型的拟合精度,用对检核点的外符合精度来评价结果。而它与平滑因子之间的函数关系未知,可用隐函数表示为:

$$\|\mathbf{V}\| = \varphi(n, \varepsilon) \quad (6)$$

其中,

$$\mathbf{V} = [v_1 \ v_2 \ \cdots \ v_n]^T =$$

$$[Z_1 - Z_{1_0} \ Z_2 - Z_{2_0} \ \cdots \ Z_n - Z_{n_0}]^T \quad (7)$$

上两式中,  $(Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$ 、 $(Z_{1_0}, Z_{2_0}, \dots, Z_{n_0})$  分别表示 RBF 模型得到的点和检核点的高程值;  $\mathbf{V}$ 、 $n$ 、 $\varepsilon$  分别表示高程残差、检核点个数、平滑因子值;  $\|\mathbf{V}\|$  表示  $\mathbf{V}$  的欧几里德范数。通常情况下,训练样本数是既定数,式(7)间接地描述了外符合精度与平滑因子  $\varepsilon$  之间的关系。在具体情况中,根据数理统计理论,通过  $\varepsilon$  等步长取值得到残差的欧几里德范数进行非线性拟合,可把式(7)显式化,并利用一次泰勒展开线性化,表达式为:

$$\|\mathbf{V}\| = \frac{\partial \varphi}{\partial \varepsilon} \Big|_{n=n_0, \varepsilon=\varepsilon_0} (\varepsilon - \varepsilon_0) + \varphi(n_0, \varepsilon_0) \quad (8)$$

上式必须满足  $\|\mathbf{V}\| = \min$ ,以  $\|\mathbf{V}\|$  数理统计取最小值时的平滑因子值  $\varepsilon_0$  为初值输入,采用逐步趋近的方法,在计算过程中,如遇到更小的  $\|\mathbf{V}\|$ ,则用它作为  $\|\mathbf{V}\|_{\min}$ ,直到  $d\varepsilon$  收敛接近 0,最后得到  $\varepsilon$  的解为:

$$\varepsilon = \varepsilon_0 + d\varepsilon_1 + d\varepsilon_2 + d\varepsilon_3 + \dots \quad (9)$$

根据不同摊铺层的测量点数据及数理统计理论,把 RBF 模型对检核点的残差与平滑因子  $\varepsilon$  取值的隐函数关系显式化,利用逐步趋近法求得不同的平滑因子  $\varepsilon$ ,可使摊铺层表面的拟合更加灵活,且可减小拟合和计算方法带来的误差,对于不同摊铺层的适应性较好,拟合的摊铺层表面高程与实际高程更为吻合。

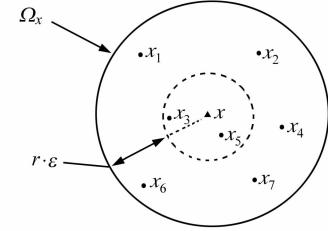


图 1 节点  $x$  包含 7 个节点的影响范围  $\Omega_x$

Fig. 1 Influence of Domain  $\Omega_x$  of a Node  $x$

Embracing 7 Neighboring Nodes

## 2 算例及精度分析

选用某面板堆石坝碾压施工监控数据对本文方法进行检验,该坝位于峡谷地带, GPS 信号易被干扰,测量机器人在本次应用中的适应性较好,优势明显。利用 Leica TCA2003 测量机器人采集的该坝摊铺层碾压后的表面数据进行实验。碾车以约 0.5 m/s 的速度行进,测量机器人以 1 s 的时间间隔采集摊铺层表面的三维坐标,共 3 400 组坐标数据,对该组数据以秒数为奇数的测量点数据为拟合数据,秒数为偶数的测量点数据为检核数据,则拟合所用的数据为 2 s 间隔。

采用网格法<sup>[1]</sup>,每个网格点的高程以 2 s 间隔获取的不规则数据点为依据,网格大小为 1 m × 1 m。以 0.1 步长取值的平滑因子作为参考,在网格 8 邻域范围内进行搜索,对数据进行拟合。平滑因子  $\varepsilon$  分别取 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9、1 时, RBF 模型高程残差的欧几里德范数  $\|\mathbf{V}\|$  (mm) 分别为 326.6、325.7、323.7、315.4、311.3、307.9、297.7、292.7、287.8、289.1、294.8。

通过多种方法的比对,选择拟合误差最小的

Fourier方法对RBF模型高程残差的欧几里德范数和平滑因子的取值关系进一步拟合,见图2,得到高程残差的欧几里德范数 $\|\mathbf{V}\|$ 与平滑因子 $\epsilon$ 的关系式为:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{V}\| = & \\ & [307.9, 16.16, 9.482, 2.412, -2.386]^T \cdot \\ & [1, \cos(4.667\epsilon), \sin(4.667\epsilon), \cos(9.334\epsilon), \\ & \sin(9.334\epsilon)]^T \end{aligned} \quad (10)$$

对上式按泰勒展开线性化,以 $\epsilon=0.8$ 作为初值输入和287.8作为 $\|\mathbf{V}\|_{\min}$ ,采用逐步趋近法,当 $\|\mathbf{V}\| < \|\mathbf{V}\|_{\min}$ ,又以 $\|\mathbf{V}\|_{\min} = \|\mathbf{V}\|$ 作为标准,逐步迭代运算,得到当平滑因子 $\epsilon=0.84$ 时,RBF模型高程残差的中误差最小,为6.95 mm,拟合曲面的像元采样大小为5 cm×5 cm,拟合结果见图3。

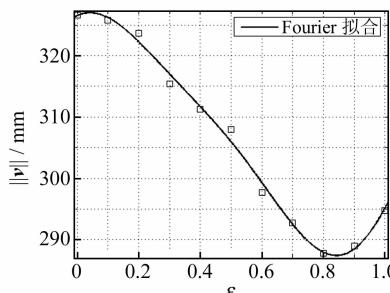


图2 RBF模型高程残差的欧几里德范数和平滑因子拟合曲线

Fig. 2 Fitting Curve of Smooth Factor & Euclidean Norm of Height Residual Error of Fitted and Checked Points

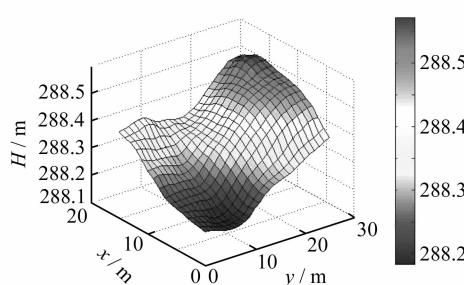


图3 平滑因子优选的RBF拟合高程曲面

Fig. 3 Rolled Height Surface of Face Rockfill Dam Fitted by RBF of Optimal Smooth Factor

为了验证研究结果的有效性及其精度,采用IDW(反距离加权)、Kriging(克里金)、Trend(趋势面)这几种常用的拟合方法对同样的数据进行拟合计算,并进行比较分析,拟合的高程表面见图4。由图4可见, IDW拟合的表面凌乱且破碎,Kriging拟合的表面有许多突起,曲面不平滑,而Trend拟合的表面过于规则和理想化,RBF拟合的表面平滑

且连续,高程变化平缓,与摊铺层的表面特征较为吻合。4种方法的高程残差见图5,可见, IDW、Kriging、Trend得到的高程残差大部分振幅较大,而RBF模型相对小很多。IDW、Kriging、Trend、RBF 4种方法的外符合精度计算结果分别为±29.31 mm、±24.45 mm、±41.08 mm、±6.95 mm。显然,本次实验中,RBF拟合的结果精度远高于IDW、Kriging、Trend拟合的结果精度。

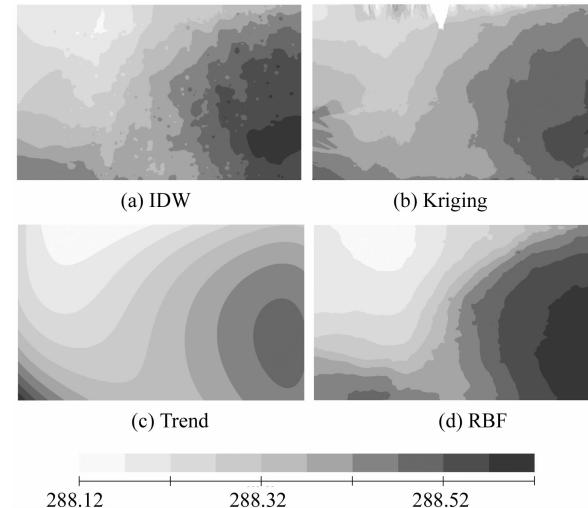


图4 4种方法拟合的高程曲面

Fig. 4 Height Curved Surfaces Fitted by IDW, Kriging, Trend and RBF Respectively

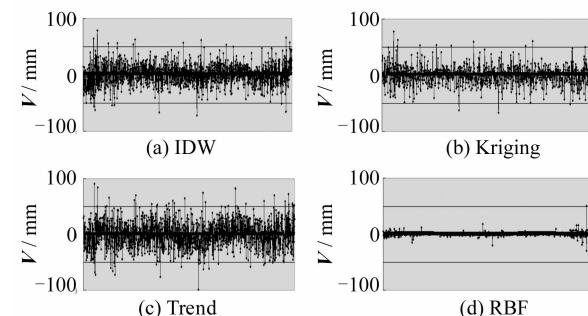


图5 4种方法得到的高程残差

Fig. 5 Fitted Height Residual Error of IDW, Kriging, Trend, RBF

从本次实验结果及相关方法对比分析可知,根据数理统计理论,通过Fourier方法与逐步趋近法优选平滑因子的RBF方法拟合的堆石坝碾压高程的外符合精度为±6.95 mm,优于IDW、Kriging、Trend等一些常用方法,在堆石坝碾压高程拟合中更为适用,能够满足摊铺层厚度、平整度及压实度等碾压施工质量控制的需要。

### 3 结语

本文采用不同数据自适应优选平滑因子的

RBF模型来拟合碾压高程曲面,通过测量机器人采集的三维坐标数据对该方法进行了实验。实例验证,本文提出的利用平滑因子优选的RBF模型拟合堆石坝高程能够取得较好的效果,具有一定的优势,更加适合堆石坝碾压高程拟合,能更精确地反映坝体的变形,可为堆石坝碾压厚度的监测及施工质量的控制提供可靠的数据参考。对于碾压厚度不达标的部位及时采用推土机推薄,有利于监控压实度不足的部位,指导施工单位补充摊铺或碾压至合格,从而确保面板堆石坝碾压施工满足设计要求,保证施工质量。

## 参 考 文 献

- [1] 黄声亭,刘经南,吴晓铭. GPS实时监控系统及其在堆石坝施工中的初步应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2005, 30(9): 813-816
- [2] 曹文波,李民,龙焱. 面板堆石坝施工期坝体沉降变形预测模型研究[J]. 水利与建筑工程学报, 2008, 6(2): 93-96
- [3] Flyer N, Fornberg B. Radial Basis Functions: Developments and Applications to Planetary Scale Flows[J]. Computers & Fluids, 2010, 8(5): 1-9
- [4] 郑明文. 径向基神经网络训练算法及其性能研究[D]. 北京: 中国石油大学, 2009
- [5] 张靖. GIS空间内插方法与应用研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古师范大学, 2008
- [6] 王新洲, 邓兴升. 大坝变形预报的模糊神经网络模型[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2005, 30(7): 588-591
- [7] Marcek M, Marcek D. Granular RBF Neural Network Implementation of Fuzzy Systems: Application to Time Series Modeling[J]. Multiple-Valued Logic and Soft Computing, 2008, 14(3/5): 401-414
- [8] 唐泽圣. 三维数据场可视化[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999
- [9] 邱斌, 朱建军. 基于模糊集合理论的GPS高程多面函数拟合模型平滑因子优选[J]. 测绘工程, 2004, 13(3): 35-38
- [10] 王振杰, 欧吉坤, 曲国庆, 等. 用L-曲线法确定半参数模型中的平滑因子[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(7): 651-653

**第一作者简介:** 何海清, 博士生, 现从事卫星定位导航技术、变形监测与灾害预报及无人机应用等研究。

E-mail: hyhqing@163.com

## Height Fitting by Radial Neural Network for the Construction Quality Control of Face Rockfill Dam

HE Haiqing<sup>1</sup> HUANG Shengxiang<sup>1</sup> WU Gen<sup>1</sup>

(1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** According to the characteristics of face rockfill dam surface and the points collected by the surveying robot are much and their height difference is small, to achieve optimal fitting effect compared with real height, a method was proposed for fitting height by radial basis function (RBF) neural network based on multiquadric (MQ) function and optimal smooth factor by means of mathematical statistics and progressive approach method. To verify its feasibility, we carried out the surface height fitting of face rockfill dam with the data from surveying robot. The results show that the method can get better fitting effect and has higher precision than many common fitting methods. So the method maybe more suitable for surface height fitting of face rockfill dam and can provide the reliable data base to monitor the rolled thickness and construction quality for face rockfill dam.

**Key words:** RBF; multiquadric; smooth factor; height fitting; face rockfill dam

**About the first author:** HE Haiqing, Ph.D candidate, majors in the satellite positioning and navigation technology, deformation monitoring analysis and disaster forecast and UAV application.

E-mail: hyhqing@163.com