

基于径向基函数神经网络的机载 LiDAR 点云空洞填补方法

蔡香玉^{1,2,3,4}, 杨 林^{1,2,3,4}, 吕海洋^{1,2,3,4}

(1. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023)

(2. 江苏省地理环境演化国家重点实验室培育建设点, 江苏 南京 210023)

(3. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 江苏 南京 210023)

(4. 南京师范大学地理科学学院, 江苏 南京 210023)

[摘要] 机载 LiDAR 技术为地表三维数据的获取和 DEM、DSM 的构建提供了有利的条件。由于建筑物和植被遮挡等原因, 造成了点云的缺失, 形成区域的空洞, 给地表建模带来不便, 需要对 LiDAR 点云数据进行插值处理以修复缺失的数据。对径向基函数(RBF)神经网络构建插值模型进行了研究, 利用该模型对点云中缺失的空洞区域进行修复。通过利用一部分采样点对 RBF 神经网络进行学习训练, 得到模型中参数的具体值, 然后利用这些参数值对空洞区进行插值。实验验证了 RBF 神经网络模型的有效性及其插值精度。

[关键词] 空间插值, LiDAR 点云, 空洞填补, RBF, 神经网络

[中图分类号] P208 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2017)03-0057-06

Filling Method of Airborne LiDAR Point Cloud Hole Based on the Radial Basis Function Neural Network

Cai Xiangyu^{1,2,3,4}, Yang Lin^{1,2,3,4}, Lü Haiyang^{1,2,3,4}

(1. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment of Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. State Key Laboratory Cultivation Base of Geographical Environment Evolution of Jiangsu Province, Nanjing 210023, China)

(3. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

(4. School of Geography Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Airborne LiDAR technology provides favorable conditions for the acquisition of 3D data and the construction of DEM, DSM. Such reasons as buildings and vegetation shelter result in the lack of point cloud and the formation of regional holes, which make the surface modeling inconvenient. LiDAR point cloud data Interpolation is needed to repair the missing data. The RBF neural network interpolation model is studied by using the model to repair empty area in the point cloud. A part of the sampling points is used to train RBF neural network to get the specific values of parameters in model, then these parameters are used to interpolate the empty area. Through experiments, the effectiveness and the interpolation precision of the RBF neural network model are verified.

Key words: spatial interpolation, LiDAR point cloud, filling hole, RBF, neural network

近年来, 由于 LiDAR 技术的出现, 三维空间信息的获取手段取得了重大的突破。根据搭载平台的不同, 该技术目前主要分为: 机载 LiDAR、车载 LiDAR 和地面 LiDAR^[1]。机载 LiDAR 技术^[2]因主动遥感测量、极坐标几何定位、逐点采样、易实现数据处理自动化等特点, 在环境与资源监测、城市建模、文物建筑修复等方面具有广泛的应用和较好的优势。

目前与机载 LiDAR 硬件技术的发展相比, 其数据的后处理等软件的发展存在不足, 产品生产的自动化程度不高。机载 LiDAR 获取的点云经常会因为建筑物或植被的遮挡以及水体反射率低等原因, 造成点

收稿日期: 2017-01-10.

基金项目: 国家自然科学基金(41631175, 41471102).

通讯联系人: 杨林, 博士, 副教授, 研究方向: 数字摄影测量和考古 GIS. E-mail: yangcius@126.com

云缺失,形成空洞,从而给地表建模带来不便. 针对上述问题,前人采用克里金法^[3-4]、反距离权重法^[5-6]、径向基函数^[7-8]及其改进方法等对缺失部分进行插值处理. 1982 年, Frank^[9]通过大量的实验比较,得出了基于径向基函数(radial basis function, RBF)所得的插值结果最使人满意的结论.

然而,上述的插值模型属于局部最优插值方法,在搜索半径内有足够的点才能对未知点进行插值^[10]. 当有较大的空洞,或在搜索半径中没有足够的参考点时,上述的插值模型将不能准确插值. 且上述的插值模型在插值过程中要采用矩阵求逆计算权值,当插值数据量较大时,矩阵求逆会不稳定而导致插值错误^[11]. 为避免上述问题,本文提出基于径向基函数神经网络(RBFNN)模型对点云空洞进行填补. 该模型是典型的前向神经网络,相较于 BP 网络的繁琐计算, RBFNN 具有学习速度更快、能收敛到全局最优、可最佳逼近等优点^[12]. 从原理上说,该模型能逼近任意复杂的非线性函数^[13],且不需要进行矩阵求逆来确定权值.

1 径向基函数神经网络插值的原理与方法

1.1 径向基函数

任意一个满足形如 $\phi(\mathbf{X}) = \phi(\|\mathbf{X}\|)$ 的函数 ϕ 都叫做径向基函数. 径向基函数的插值模型可表示为: 对于一个数据点集 $\{\mathbf{X}_j\}$, $(j=1, 2, \dots, n)$, 有函数 f 满足

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^n w_j \phi(\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_j\|), \quad (1)$$

式中, \mathbf{X} 为输入矢量, $f(\mathbf{X})$ 为输出分量, w_j 为待求权值系数, $\|\cdot\|$ 表示欧式距离, $\phi(\cdot)$ 为径向基函数. 常用的径向基函数主要有以下 3 种^[14]: 高斯分布函数、Hardy 的多二次(multi-quadric, MQ)函数和 Duchon 的薄板样条(thin plate splines, TPS)函数.

1.2 径向基函数神经网络插值

形如 $\phi(r) = e^{-r^2/\sigma^2}$ 的函数称为高斯型径向基函数^[15]. 高斯型径向基函数计算比较简便,可以获得较高的精度. 因此,本文采用高斯分布函数作为 RBF 神经网络的基. 多个径向基函数构成一个空间就会形成径向基函数神经网络. RBF 神经网络由输入层、隐含层、输出层 3 个层次组成,如图 1 所示. 输入层连接外界环境,可从此输入平面坐标;在输入层到隐含层之间对输入的矢量进行非线性变换从而扩展到高维空间;输出层是线性的,为输出层的输入模式提供响应,空间插值时可以输出高程估计值.

根据式(1),可得 RBF 神经网络的插值式(2):

$$Z(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k w_{j,i} \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|), \quad j=1, 2, \dots, k, \quad (2)$$

式中, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为输入矢量,表示多维的坐标; $Z(\mathbf{x})$ 为输出分量; $w_{j,i}$ 为隐含层与输出层的连接权值; \mathbf{c}_j 为径向基函数神经网络中心矢量; k 为隐含层单元数. 将高斯径向基函数代入式(2)中可得完整的插值函数式(3):

$$Z(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k w_{j,i} \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2 / 2\sigma^2), \quad j=1, 2, \dots, k, \quad (3)$$

式中, σ 为宽度参数. \mathbf{c}_j 、 σ 、 k 和连接权值 $w_{j,i}$ 是未知的,因此需要用已知三维坐标的样本数据来训练该模型,从而得到 4 组参数,将 4 组参数和未知点的 \mathbf{x}_n 代入式(3)中,即可得到任意位置处的 $Z(\mathbf{x}_n)$.

1.3 机载 LiDAR 点云的 RBF 神经网络插值

RBF 神经网络对机载 LiDAR 点云插值需要确定网络的结构参数(包括各单元的中心点 \mathbf{c}_j 、宽度参数 σ 和隐单元数 k),并求解隐含层和输出层的连接权值 $w_{j,i}$. 本文采用 K-均值法确定网络结构参数,采用梯度下降法^[16-17]确定连接权值.

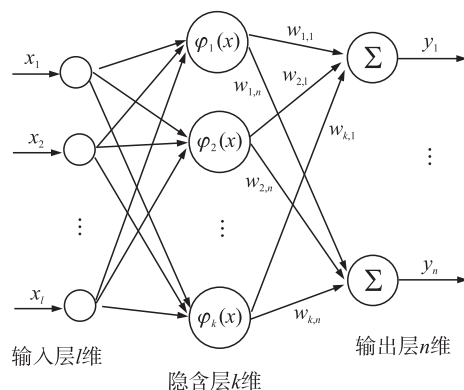


图 1 RBF 神经网络结构图

Fig. 1 RBF neural network structure

1.3.1 基函数参数的确定

如图 2 所示,模拟对样本点进行聚类. 设有一个由 P 个样本点组成的点集 $\{X_p\} (p=1,2,\dots,P)$, 将其分成 k 类 $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$, 在 $C_k (k=1,2,\dots,K)$ 中有 P_k 个

样本点,且每个样本点只属于一个类,可得 $p = \sum_{k=1}^K P_k$, 则 C_k 类的聚类中心可表示为式(4); 在类 C_k 中, 每一个样本点与类中心 c_k 的欧氏距离的平方和可表示为式(5); 所有类 $C_k (k=1,2,\dots,K)$ 的欧氏距离平方和可表示为式(6):

$$c_k = \frac{1}{P_k} \sum_{X \in C_k} X, \quad (4)$$

$$e_k^2 = \sum_{X \in C_k} \|X - c_k\|^2, \quad (5)$$

$$E_K^2 = \sum_{k=1}^K e_k^2 = \sum_{k=1}^K \sum_{X \in C_k} \|X - c_k\|^2. \quad (6)$$

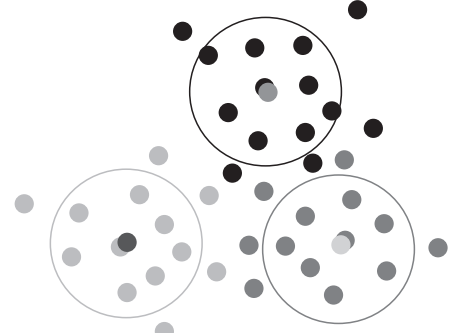


图 2 对样本点聚类

Fig. 2 The sample points clustering

当 K 确定, 则 K -均值法聚类法的聚类准则就是求出最小的 E_K^2 . 当每个类的中心 c_k 求出后, 可求解宽度参数 σ , 如式(7)所示, β 为重叠系数, 根据多次实验经验, 本文取 $\beta=3$:

$$\sigma = \beta d_{\min}, \quad (7)$$

$$d_{\min} = \min(\|c_i - c_j\|), \quad (i, j=1, 2, \dots, K; i \neq j).$$

K -均值法聚类确定参数的步骤为:

- (1) 给定一个包含多个数据对象的样本库, 以及聚类的数目 K ;
- (2) 初始化聚类中心, 并将其他样本点根据距离归类, 距离最近的归为一类;
- (3) 重新计算聚类中心的坐标;

(4) 判别聚类中心是否正确, 若相邻两次聚类中心不变, 则样本调整结束, 聚类平均误差准则函数收敛, 并得到聚类中心 c_j ; 若相邻两次聚类中心变化, 则回到步骤(2)继续.

1.3.2 网络连接权值的确定

本文采用梯度下降法解算隐含层与输出层之间的连接权值 $w_{j,i}$, 确定网络连接权值的过程为:

假设有一个由 P 个样本点组成的点集 $\{X_p\} (p=1,2,\dots,P)$, 其所对应的真实的高程值为 $H_p, (p=1, 2, \dots, P)$. 令 $\varphi_j(r) = \varphi(X - c_j)$ 并将连接权值初始化为 $w_{j,i}^{\text{old}}$, 则样本点的输出偏差平方和 $E(w)$ 的计算公式可表示为式(8). 权重调整可表示为式(9), 式中, η 为学习率(根据多次试验, 本文取 $\eta=0.2$), $\frac{\partial E}{\partial w_{j,i}}$ 为梯度. 由式(8)和式(9)可得到权重调整如式(10):

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P [H_p - Z(X_p)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \{H_p - f[\sum_{j=1}^K w_{j,i} \varphi_j(r)]\}^2, \quad (8)$$

$$\Delta w_{j,i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{j,i}}, \quad (9)$$

$$\Delta w_{j,i} = \eta \sum_{p=1}^P \delta_j \varphi_j(r). \quad (10)$$

确定连接权值的步骤为:

- (1) 给定一个包含多个数据对象的样本库, 初始化隐含层与输出层之间的连接权值 $w_{j,i}^{\text{old}}$;
- (2) 迭代计算, 求出权重调整 $\Delta w_{j,i}$. 计算所有样本偏差平方和 $E(w)$, 并对 $w_{j,i}$ 求偏导, 得到一个中心的权重调整 $\Delta w_{j,i}$;
- (3) 用初始化的权值 $w_{j,i}^{\text{old}}$ 加上对应的权重调整 $\Delta w_{j,i}$, 得到更新后的权值 $w_{j,i}^{\text{new}}$;
- (4) 当 $E(w)$ 小于一个阈值 ε (根据实验经验, 本文取 0.1) 时, 则停止迭代; 否则跳到步骤(2).

1.3.3 点云插值的实现

对一片有空洞的点云进行插值处理, 从而修复该区域的空洞. 实现修复的步骤为:

- (1) 读取文本文件 A 中用于训练模型的样本点, 分别将样本点的 X, Y 和 Z 坐标存入指针数组;
- (2) 用样本数据对 RBF 神经网络模型进行训练, 用 K -均值法确定神经网络中心 c_j , 用梯度下降法确定模型中隐含层与输出层之间的连接权值 $w_{j,i}$, 将训练后得到的模型参数写入文件 B 中;
- (3) 生成待插点平面坐标, 并结合步骤(2)得到的模型参数进行计算, 估算出待插点的 Z 值;
- (4) 将算出的 Z 值连同对应的平面坐标, 输出到文本文件, 插值结束.

2 实验结果与讨论

本文采用两组数据进行了实验, 实验数据是点云的三维空间坐标, 两组数据的基本信息如表 1 所示. 采用 C++ 语言在 VS2010 平台上编写程序实现 RBF 神经网络填补修复点云区域空洞, 并用 ArcGIS 软件将点云数据可视. 为验证空洞修复的准确性, 本文选择没有空洞且相邻点平均水平距离约为 2.5 m 的点云数据, 然后挖去一部分数据形成空洞, 并用 RBF 神经网络填补空洞, 用插值出来的结果与已知值求中误差, 来验证准确性.

2.1 实验 A

实验 A 中, 点云数据表现的地形特征是一块平地, 相邻两点之间的水平距离约为 2.5 m. 如图 3(a) 挖出一部分数据, 将剩下的数据作为训练 RBF 神经网络模型的点集, 用训练好的模型参数代入模型对空白区域插值. 修复后的点云图加入 Z 坐标渲染如图 3(b) 所示, 与原数据图(图 3(c))作对比并将其叠加在一起如图 3(d) 所示, 可以直观显示修复的效果.

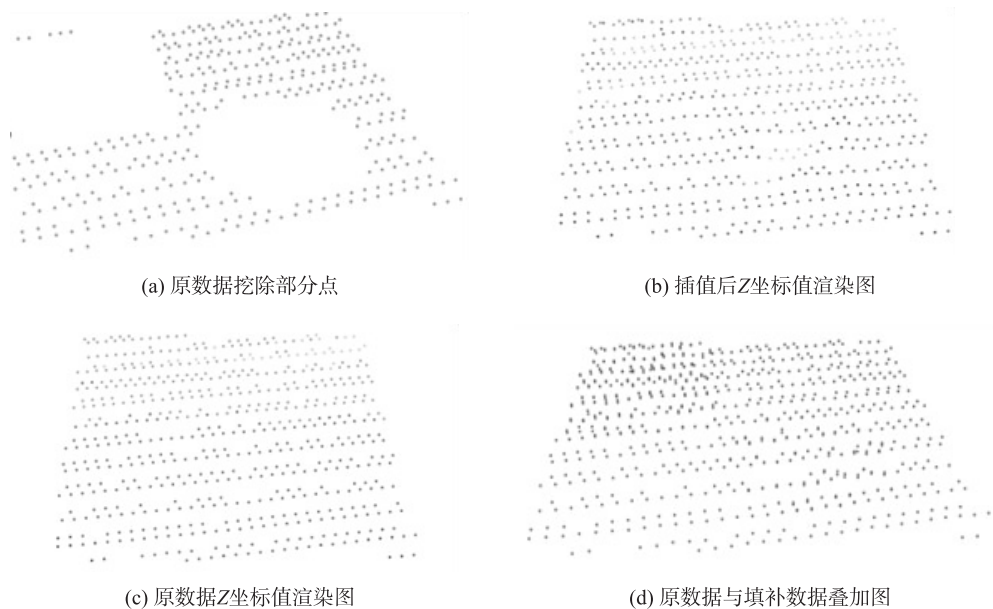


图 3 实验 A 插值结果

Fig. 3 The interpolation results of experiment A

2.2 实验 B

实验 B 中, 点云数据表现为一个起伏缓和的坡顶, 相邻两点之间的水平距离约为 2.5 m. 如图 4(a) 挖出一部分数据, 挖出的点云高程先升后降, 将剩下的作为训练 RBF 神经网络模型的点集, 用训练好的模型参数代入模型对空白区域插值. 修复后的点云图加入 Z 坐标渲染如图 4(b) 所示, 与原数据图(图 4(c))作对比并将其叠加在一起如图 4(d) 所示, 同样可以直观显示修复的效果.

2.3 实验结果分析

本文对两组数据进行了多次试验, 经比较确定设置阈值 $\varepsilon=0.1$ 、学习率 $\eta=0.2$ 、重叠系数 $\beta=3$. 对算法运行用时和中误差的统计如表 2 所示.

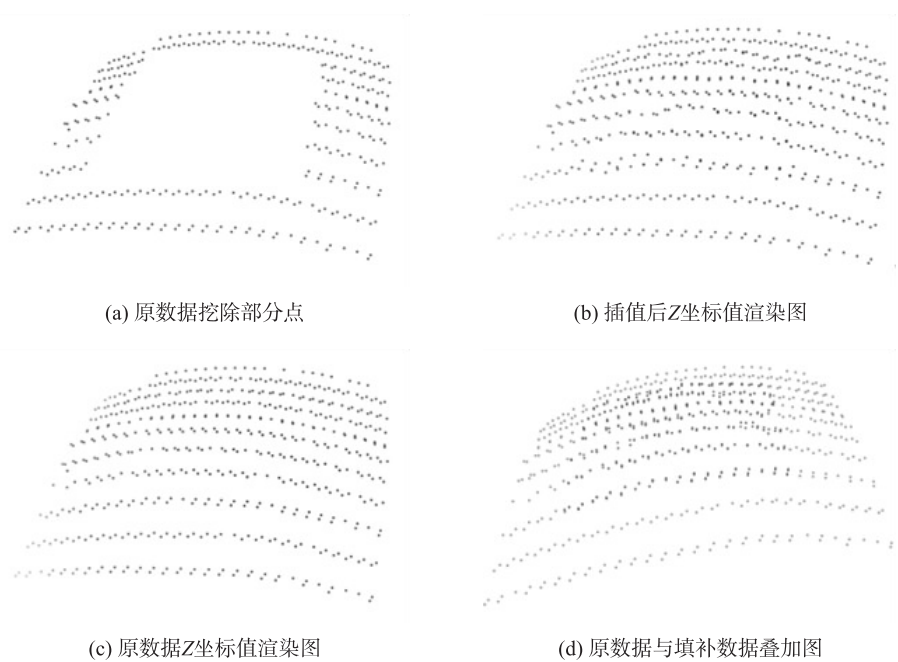


图 4 实验 B 插值结果

Fig. 4 The interpolation results of experiment B

表 2 两组实验结果的统计

Table 2 The statistics of two experiment results

实验序号	算法用时/s	训练集点数/个	插值点数/个	中误差/m
实验 A	1.461	409	176	0.049 169
实验 B	1.252	387	163	0.057 869

从实验结果的图像显示和实验数据统计结果可以看出,通过 RBF 神经网络对点云空洞修复的效果比较理想,从而验证了本文算法的有效性. RBF 神经网络是全局最优模型,随着训练点云数量的继续增多,其模型复杂度会提高,从而增加运行时间. 中误差是将插值的点与原来的点的高程值作差求取的,从统计数据可见,修复精度比较理想.

3 结语

径向基函数近年来得到了许多研究者的关注,运用 RBF 神经网络对缺失的点云数据进行修复,可构建完整的 DEM、DSM 等. RBF 神经网络与其他神经网络相比,运算速度相对较快,精度更高,因此得到了更广泛的应用,是一个较好的空间插值模型. 本文运用 RBF 神经网络实现了对点云空洞的修复. RBF 神经网络是全局最优模型,当点云数据量增大时,会增加算法的复杂度,增加计算机运行的开销,因此依据点云数据的特征将参数调整到合适值十分重要. 将参数进行自适应调整而减少人为的参与,且自适应调节隐含层核的支撑半径等还需要继续研究,以提高算法模型的运行效率,从而使点云区域空洞填补修复的自动化程度更高.

[参考文献] (References)

[1] 童礼华,程亮,李满春,等. 建筑轮廓的车载和航空 LiDAR 数据配准[J]. 测绘学报,2013,42(5):699-706,714.
TONG L H,CHENG L,LI M C,et al. Registration of vehicle and airborne LiDAR with building contours[J]. Acta geodaetica et cartographica sinica,2013,42(5):699-706,714.(in Chinese)

[2] 张靖,江万寿,姜三. 基于虚拟点模型的机载 LiDAR 系统自动检校方法[J]. 测绘学报,2013,42(3):389-396.
ZHANG J,JIANG W S,JIANG S. Automated airborne LiDAR system calibration using virtual tie point model[J]. Acta geodaetica et cartographica sinica,2013,42(3):389-396.(in Chinese)

- [3] 徐武平,邱峰,徐爱萍. 空间数据插值的自动化方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2016,41(4):498-502.
XU W P, QIU F, XU A P. Automatic method of Kriging interpolation of spatial data[J]. Geomatics and information science of Wuhan university, 2016, 41(4):498-502. (in Chinese)
- [4] TU S S, DONG L L, YANG H Q, et al. Complex variable moving Kriging interpolation for boundary meshless method[J]. Engineering analysis with boundary elements, 2016(65):72-78.
- [5] 刘光孟,汪云甲,张海荣,等. 空间分析中几种插值方法的比较研究[J]. 地理信息世界,2011,6(3):41-45.
LIU G M, WANG Y J, ZHANG H R, et al. Comparative study of several interpolation methods on spatial analysis[J]. Geomatics world, 2011, 6(3):41-45. (in Chinese)
- [6] HU S G, CHENG Q M, WANG L, et al. Modeling land price distribution using multifractal IDW interpolation and fractal filtering method[J]. Landscape and urban planning, 2013(110):25-35.
- [7] 段平,盛业华,张思阳,等. 顾及异向性的局部径向基函数三维空间插值[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2015,40(5):632-637.
DUAN P, SHENG Y H, ZHANG S Y, et al. A 3D local RBF spatial interpolation considering anisotropy[J]. Geomatics and information science of Wuhan university, 2015, 40(5):632-637. (in Chinese)
- [8] FRANCISCO T S, JULIEN F, ALFREDO P. Radial basis function(RBF)-based interpolation and spreading for the immersed boundary method[J]. Computers and fluids, 2014(105):66-75.
- [9] FRANK R. Scattered data interpolation; test of some methods[J]. Math Comp, 1982(38):181-200.
- [10] 张立国,王静,金梅,等. 基于径向基函数的点云岛屿孔洞自动修复[J]. 高技术通讯,2016,26(2):166-172.
ZHANG L G, WANG J, JIN M, et al. Automatic repair of point cloud holes with isolated surfaces based on radial basis function[J]. High technology letters, 2016, 26(2):166-172. (in Chinese)
- [11] 韩舒然. 散乱数据曲面插值算法研究[D]. 西安:西安理工大学,2011.
HAN S R. Study on surface interpolation algorithms for scattered data[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2011. (in Chinese)
- [12] 谭琨,杜培军. 基于径向基函数神经网络的高光谱遥感图像分类[J]. 光谱学与光谱分析,2008,28(9):2 009-2 013.
TAN K, DU P J. Hyperspectral remote sensing image classification based on radial basis function neural network[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2008, 28(9):2 009-2 013. (in Chinese)
- [13] 肖汶谦,陆百川,郭桂林,等. RBF 神经网络在公交行程时间预测中的应用[J]. 交通科技与经济,2015,17(2):69-73.
XIAO W Q, LU B C, GUO G L, et al. Bus travel time prediction with radial basis function neural network[J]. Technology and economy in areas of communications, 2015, 17(2):69-73. (in Chinese)
- [14] 张锦明,游雄,万刚. 径向基函数算法中插值参数对 DEM 精度的影响[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2013,38(5):608-612.
ZHANG J M, YOU X, WANG G. Effects of interpolation parameters in multi-log radial basis function on DEM accuracy[J]. Geomatics and information science of Wuhan university, 2013, 38(5):608-612. (in Chinese)
- [15] ZOU Y L, HU F L, ZHOU C C. Analysis of radial basis function interpolation approach[J]. Applied geophysics, 2013, 10(4):397-410.
- [16] 苏小红,侯秋香,马培军,等. RBF 神经网络的混合学习算法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2006,38(9):1 446-1 449.
SU X H, HOU Q X, MA P J, et al. Hybrid learning algorithm for RBF neural network[J]. Journal of Harbin institute of technology, 2006, 38(9):1 446-1 449. (in Chinese)
- [17] WANG J, WEN Y Q, GOU Y D. Fractional-order gradient descent learning of BP neural networks with Caputo derivative[J]. Neural networks, 2017(89):19-30.

[责任编辑:严海琳]