



基于深度置信网络的多源DEM点面融合模型

岳林蔚^{1,2} 沈焕锋³ 袁强强⁴ 刘修国²

1 华东师范大学地理信息科学教育部重点实验室,上海,200241

2 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430074

3 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

4 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

摘要:融合多源数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据能有效利用数据间的互补优势,提升单一源数据的质量。提出一种基于深度置信网络(deep belief networks, DBN)的点面融合模型,在DBN的框架下考虑地形坡度、地表覆盖和空间位置信息等因素对DEM高程误差空间分布的影响,建立DEM高程值与高精度激光雷达测高数据之间的回归关系,从而实现多源栅格DEM与激光雷达测高点数据的空间融合,提升栅格DEM的垂直精度。对于空洞数据,根据空洞和非空洞区域的范围建立相应的输入数据集,分别进行融合,再利用不规则三角网差分曲面方法实现融合结果的无缝拼接。实验结果表明,相比原始DEM数据和两两融合的结果,所提出的多源DEM点面融合模型能够大幅度提升数据精度,有效解决原始数据中存在的空洞、噪声和异常值等问题。

关键词:数字高程模型;点面融合;深度置信网络;回归模型

中图分类号:P237

文献标志码:A

数字高程模型(digital elevation model, DEM)是重要的地理空间基础数据,广泛应用于地形分析、地质、水文等领域^[1]。目前,已有多个版本的公开DEM数据,如雷达数据SRTM(shuttle radar topography mission)DEM^[2]、光学数据ASTER GDEM(advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer global digital elevation model)^[3]、ALOS AW3D30(advanced land observing satellite world 3D-30 m)^[4]等,覆盖全球大部分陆地,为地学研究提供了重要的地形参考信息。然而,DEM在采集和生产过程中不可避免地会受到观测技术(如光学、雷达、激光雷达等)和地形环境等因素的影响^[5-6]。例如,光学成像波长较短,难以穿透云雾,因此光学数据易受到噪声、异常值的影响;雷达成像能够在一定程度上克服天气影响,全天候作业,但其侧视成像的观测模式更易受到地形倾角的影响,在坡度较大的地形起伏区域容易形成数据空洞。此外,星载激光雷达技术能够获取大范围、高精度的测高信息,但存在数据获取成本高、空间覆盖不连

续的问题。综合来看,现有的DEM数据在精度、空间尺度和连续性等方面仍存在制约,影响数据的可用性^[7]。

近年来,虽然欧洲的TanDEM-X任务^[8]、日本的陆地观测卫星ALOS^[9]以及中国的资源三号卫星^[10]等能够陆续提供新的观测数据源,但新的数据制作成本高、周期长,同时数据质量仍不可避免地会受到观测原理和地表观测条件的限制和影响。与单一数据相比,多源数据的融合可以综合不同观测源的分辨率、覆盖范围和垂直精度等方面的互补优势,因而能够产生比单一信息源更加精确、完整和可靠的估计,以满足应用的更高需求,是近年来学者们研究的热点。

面向多源高程数据融合的问题,国内外学者已经持续开展了系列工作^[11-16]。最为常见的一类是针对不同栅格DEM的融合,根据数据中存在的尺度、噪声、异常值、空洞缺失等问题发展相应的融合方法,常用的模型框架包括地统计加权^[11-12]、频率域变换^[13]和正则化模型^[14]等,近年来也有学者尝试引入深度学习的理论模型^[15]。然

收稿日期:2019-08-15

项目资助:华东师范大学地理信息科学教育部重点实验室开放基金(KLGIS2017A03);国家自然科学基金(41801263);中央高校基本科研业务费专项资金(CUG170663)。

第一作者:岳林蔚,博士,副教授,主要研究方向为遥感影像处理与地理空间数据融合等。yuelw@cug.edu.cn

而,这类方法受限于栅格数据的处理框架,缺乏对矢量测高数据的有效利用。

多源观测数据的融合同时支持融入等高线、测高点等异构数据。然而,相比栅格的融合框架,目前关于多源异构测高数据融合的方法研究还相对较少,主要的研究有:Li等^[16]结合克里金无偏估计的思想和稀疏表示理论,利用等高线地形图和低分辨率DEM数据重建生成高分辨率栅格DEM;Arefi等^[17]尝试用ICESat激光雷达测高数据为控制点,利用普通移动平均插值算法得到差值面来提高ASTER GDEM的垂直精度;Yue等^[18]利用曲面基本量的几何特性,构建了高精度的曲面建模方法,能够融合多源异构辅助数据对DEM空缺进行填补;Yue等^[19]构建基于反向传播(back propagation, BP)神经网络的点面融合模型,尝试利用光学ASTER GDEM和高精度激光雷达测高数据ICESat GLAS对雷达SRTM1的空洞进行修复,重建空间无缝DEM;Pham等^[20]利用LiDAR(light detection and ranging)测高值作为参考数据,结合坡度信息学习ASTER GDEM和SRTM1的线性加权关系,并应用到无参考数据覆盖的区域。总的来说,现有的融合方法仅考虑了影响高程数据质量的单一或有限因素,通常考虑两两数据的融合,从而难以顾及多源数据之间的地理空间差异特性,限制了融合结果的提升。

综上,本文考虑高程数据误差的空间异质性,构建基于深度置信网络(deep belief networks, DBN)的多源DEM点面融合模型,以高精度激光雷达测高点为参考,引入地形因子、地物覆盖分类信息,学习栅格DEM误差的空间分布统计特征,利用学习得到的统计特征模式进行空间预测,得到融合后的无缝DEM。

1 数据和方法

1.1 输入数据及预处理

本文基于DBN实现激光雷达测高信息与栅格DEM的多源点面融合,实验数据主要包括分辨率均为1"(约30 m)的雷达DEM产品SRTM1、光学数据ASTER GDEM v2和ALOS AW3D30 v1.1以及星载激光雷达测高数据ICESat GLAS。对于SRTM1的空洞缺失以及ASTER GDEM、AW3D30数据中的噪声和异常值,本文融合的目的是结合不同数据在空间覆盖和精度上的互补优势,解决单一数据集中存在的空洞、噪声和异

常值等质量问题。考虑到影响高程误差空间分布的关键因素,引入地形坡度、空间位置信息(经纬度)以及地表覆盖分类信息,将其作为模型输入的辅助数据。

本文提出的点面融合方法在提取点对的过程中,需要输入的点、面数据之间具有空间对应关系。因此,若输入数据之间存在格网空间分辨率或参考坐标系不同的情况,则需要先对数据进行重采样和配准^[21]。栅格SRTM1、ASTER GDEM和AW3D30的空间分辨率相同,因此无需进行重采样,其水平坐标基准和高程基准分别对应WGS84和EGM96,而ICESat GLAS数据的参考坐标为Topex/Poseidon。对于水平坐标,这两个基于不同参考椭球体的坐标系在经度和纬度方向上造成的水平偏差不超过1 m,因此本文主要考虑垂直向上的转换。

基于Topex椭球体的椭球高 h_{Topex} ,需要转化为基于WGS84椭球体的椭球高 h_{WGS84} ,两个椭球体的高程差异可以近似表示为:

$$h_{\text{WGS84}} = h_{\text{Topex}} - 0.707 \quad (1)$$

再由椭球高转换为相对于大地水准面EGM96的大地水准高 $H = h_{\text{WGS84}} - N$,从而与DEM数据集保持一致,其中 N 表示大地水准面间隔。在经过坐标转换之后,将数据划分为 $1^\circ \times 1^\circ$ 的块,构成模型的输入数据。利用对GLAS的回波参数进行阈值判断,滤除低质量的异常点。本文主要剔除在数据获取过程中受到植被、云以及大气噪声影响的精度异常值。具体的滤波标准包括波形峰值数($i_{\text{peak}} \leq 5$)、信号带宽($\text{sig_width} \leq 25 \text{ m}$)、能量值($\text{energy} \leq 10 \text{ fJ}$)以及GLAS与对应DEM高程值的绝对差值($\text{dif} \leq 100 \text{ m}$)等,剔除可能受到严重影响的异常数据点^[22]。

此外,本文引入全球地表覆盖分类数据GlobeLand 30提取相应的地物覆盖类别信息^[23]。GlobeLand30数据采用WGS84坐标系,UTM(universal transverse mercator)投影,6°分带,分辨率为30 m。本文先将高程数据对应的地理坐标系转换为GlobeLand30对应的投影坐标系,然后提取相应位置的GlobeLand30类别值,共包括耕地、森林、草地、灌丛地、水体、湿地、苔原、人造覆盖、裸地、冰川及永久积雪10个类别^[23]。

1.2 基于DBN的多源点面融合模型

星载激光雷达测高数据在轨道间的空间间隔较大(数公里到数十公里),由于GLAS点在轨

道间的分布稀疏,传统基于插值方法和统计回归方法的点面融合模型往往会引入较大的空间预测误差。本文利用深度学习强大的数据统计特征挖掘能力和空间预测能力,在DBN模型中^[24-25]考虑地学要素对空间误差分布的影响。DBN由多个限制波兹曼机(restricted boltzman machines, RBM)层组成,每个RBM又由一个可视层(v)和一个隐含层(h)组成,如图1(a)所示。以图1中DBN的第1个RBM结构为例,隐含层与可视层的关系可表示为:

$$h_{1,i} = \begin{cases} 1, & f(W_{0,i}v + b_i) \geq \mu \\ 0, & f(W_{0,i}v + b_i) < \mu \end{cases}, \mu \sim U(0,1) \quad (2)$$

式中, v 为网络可视层输入; i 表示该层的第 i 个神经元; $W_{0,i}$ 和 b_i 分别表示对应第 i 个神经元的权值和偏置; μ 为 $[0,1]$ 之间的随机数。设定 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 为从可视层到隐含层的传输函数。随着网络训练过程的推进,权值得到不断更新。可以利用对比散度算法训练RBM,因此第 n 次迭代的权值可以表示为:

$$W_0^{n+1} = W_0^n + \epsilon \cdot ((h_1^T v - (h_1^T x_1)) \quad (3)$$

式中, ϵ 为学习率; x_1 为从隐含层 h_1 基于式(2)得到的结果,而 h_1 和 h_1^2 分别为利用 v 和 x_1 通过式(2)得到^[24]。网络中的RBM依次通过这种非监督的方式进行预训练,预训练得到的权值用来初始化多层神经网络。DBN模型通过前馈方式传递误差,再通过后向传递的方式将误差回传,从而对权值进行微调,优化网络性能。

在DBN的框架下,将栅格DEM高程、地表覆盖类型、地形坡度参数以及经纬度作为输入数据,将GLAS的高程值作为输出样本,构建网络的训练数据集,利用深度网络学习数据之间的误差统计关系;同时考虑高程误差的空间自相关性,避免数据配准误差对结果的影响,采取邻域窗口的方式构建训练样本对,最终的模型结构如图1(b)所示。通过深度回归网络对训练数据的学习,利用得到的映射关系,可以得到没有控制点分布的像素的预测值。

顾及多源高程数据误差的空间异质性,对于分块输入的高程数据,本文根据DEM是否缺失采用不同的融合策略。对于栅格DEM覆盖完整的区域,利用本文提出的地理深度回归网络实现GLAS数据与栅格数据SRTM1、ASTER GDEM和AW3D30的融合;对于存在缺失的数据,根据空洞的范围建立相应的输入数据集分别进行融

合,再利用不规则三角网(triangulated irregular network, TIN)差分曲面的方法将空洞和非空洞区域的融合结果进行无缝拼接。

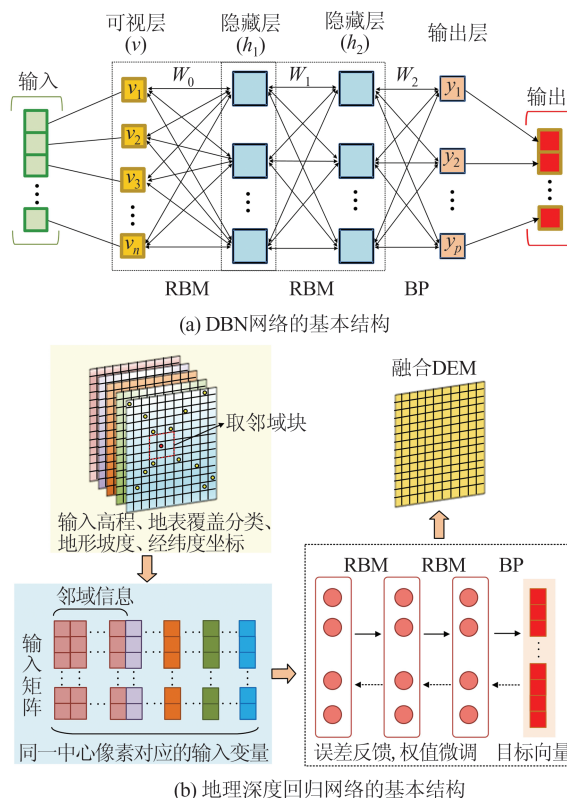


图1 DBN网络及点面融合模型的基本结构

Fig.1 Basic Structures of DBN and the Point-Surface Fusion Model

1.3 基于TIN差分曲面算法的空洞填充

对于DEM的空洞和非空洞范围,利用不同融合方式得到处理后的高程信息还需要进行进一步的融合。由于多源数据之间存在垂直偏差,直接进行填充会使接缝线边缘形成断裂。为了得到空间无缝数据,本文利用基于TIN差分曲面的经典空洞填充算法^[26]来处理数据集之间的偏差,其基本原理主要是计算辅助数据与待填充数据之间的垂直校正值。首先,分别利用两个输入数据在空洞区域周围的邻域像素点构建TIN,作为空洞区域的基面。邻域像素点通过在空洞数据A的空洞周边建立缓冲区来提取。然后,可以利用完整数据B的真实表面得到与相应基面的差分曲面。假设两个数据的地表起伏形态在空洞区域相一致,这个差分曲面同样可以适用于数据A,得到填充后的完整数据(即空间无缝数据 A_c)表示为:

$$A_c = A_b + B_c - B_b \quad (4)$$

式中, A_b 和 B_b 分别对应于数据A和B的基面; B_c

是空洞区域内数据 B 的有效高程值。考虑 DEM 数据可能受到噪声和异常值的污染,在填充之前对差分曲面进行平滑滤波,在填充之后利用轻微的羽化来平滑连接区域。

2 实验结果与分析

2.1 模型验证

为了验证模型的空间预测能力,本文采用交叉验证的方式进行测试。在实验中,DEM 数据块的大小为 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$,将对应范围的 GLAS 点随机分为 10 等份,在每次实验中,将其中 9 份作为训练数据,1 份作为独立的验证数据对结果进行验证,循环直至每份数据都作为一次验证集参与实验。

本文随机选取 6 幅 DEM 作为实验数据,利用本文提出的深度置信网络方法在交叉验证实验中得到的平均训练精度和验证精度说明模型的空间预测效果。同时,本文将不同栅格的原始

DEM 数据集(表 1)和 BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)融合结果(图 2)的评价精度作为对比。在实验中,BPNN 共 3 层,隐含层神经元个数为 6,隐含层激活函数为 tansig 函数,学习率设为 0.001。DBN 采用两层 RBM 层,隐含层设 15 个神经元。本文的定量评价结果均由 DEM 和训练/验证数据集中 ICESat GLAS 点的高差统计得到,主要评价指标包括平均误差(MEAN)和均方根误差(root mean squared error, RMSE)。

表 1 中的 RMSE 结果表明,DBN 模型无论是训练精度还是在没有参考数据的像素位置得到的验证精度,其相比原始数据的精度都有稳定提升。而从图 2 中可以看出,相对于训练精度,两个模型的差异主要体现在验证精度上。对于不同地形、不同地物类别的实验数据,DBN 模型的输出结果都能获得较为稳定的独立验证精度,表明其相比 BPNN 具有更好的空间预测能力。

表 1 交叉验证实验定量评价结果(RMSE 值)/m
Tab.1 Quantitative Evaluation Results (RMSE) in the Cross-Validation Experiments/m

数据块	训练精度				验证精度			
	ASTER GDEM	AW3D30	SRTM1	本文方法	ASTER GDEM	AW3D30	SRTM1	本文方法
N28E101	39.289	20.836	21.751	17.453	39.223	20.788	21.712	17.696
N31E102	27.844	15.249	15.927	12.536	27.836	15.236	15.915	12.976
S02W079	35.597	13.305	12.732	11.251	32.802	13.275	12.696	11.267
N24E107	21.823	16.178	15.448	13.204	21.789	16.149	15.425	13.422
N29E094	33.319	58.797	20.332	15.778	33.271	55.415	20.300	15.879
N35W102	7.297	5.946	6.259	1.538	7.293	5.945	6.259	1.524

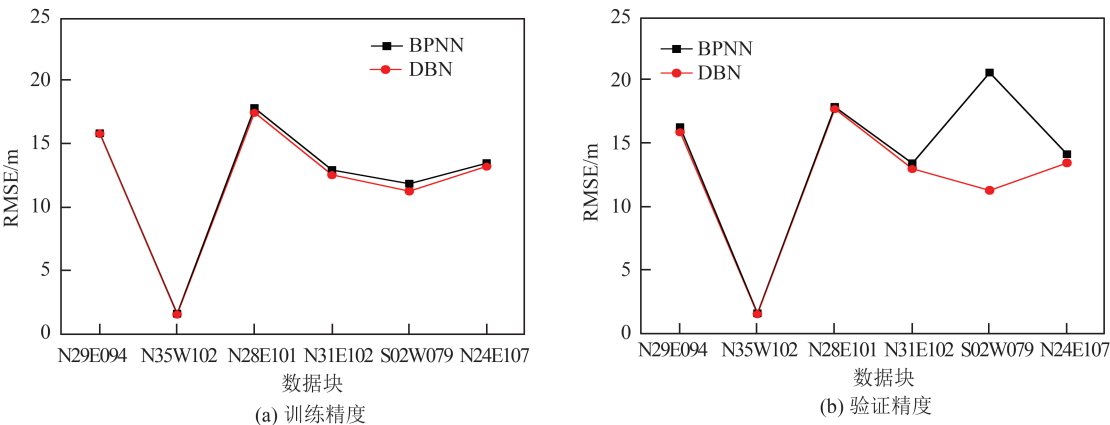


图 2 交叉验证平均精度
Fig.2 Mean Accuracies in the Cross-Validation Experiments

2.2 实验结果分析

交叉验证实验反映了 DBN 模型的空间预测能力以及相对于传统 BPNN 更加优越的性能。本节主要分析基于 DBN 的多源点面融合模型的

效果。根据交叉验证实验中的验证精度可以得到最优的训练网络,再输入测试数据集,得到融合结果。若 DEM 数据中存在空洞,则根据空洞位置选择相应的点面融合方式进行融合,再利用

TIN 差分曲面的方法将两部分拼接起来。

表 2 给出了 N29E094 和 N35W102 两组无空洞数据的定量评价结果。除了本文方法的融合结果外,表 2 中还给出了 3 个原始 DEM 数据集 (ASTER GDEM、AW3D30、SRTM1) 的精度以及仅输入单一 DEM 与 GLAS 数据进行融合的结果 (ASTER_c、AW3D30_c、SRTM1_c)。例如, ASTER_c 是指在点面融合的过程中,训练数据仅输入 ASTER GDEM 的高程值以及相应的坡度和经纬度信息得到的结果。从表 2 可以看出,相对于原始数据集,经过校正后 DEM 数据的精度都能得到相应的提升,而本文方法引入地表覆盖分类、地形坡度等地理空间要素,基于 DBN 模

型融合 3 个数据,在精度表现出不同程度上的优势。这是由于 DEM 数据的误差存在空间异质性,即尽管 ASTER GDEM 数据在整体上表现出误差较大、噪声和异常值较严重的特点,但 DEM 数据的精度在不同的像素位置存在差异,因此通过本文提出的多源点面融合模型可以更加有效地利用数据集之间的互补信息。图 3 是 N29E094 数据块的局部区域放大效果图。可以看出,尽管 ASTER GDEM v2 和 AW3D30 数据中都存在不同程度的噪声和异常值,但融合结果并没有受到影响,其保持了完整的地形纹理和细节,且在精度上相对于这个区域精度较高的 SRTM1 数据也有了显著提升。

表 2 无空洞数据整体定量评价结果/m

Tab.2 Quantitative Evaluation Results for the Non-void Data/m

数据块	精度指标	ASTER GDEM	AW3D30	SRTM1	ASTER_c	AW3D30_c	SRTM1_c	本文方法
N29E094	MEAN	-14.839	-12.266	-9.717	0.404	-0.192	0.120	0.067
	RMSE	33.526	58.839	20.824	26.570	49.951	16.930	15.293
N35W102	MEAN	-0.671	-5.323	-5.138	-0.001	0.017	0.037	-0.001
	RMSE	7.310	5.955	6.269	4.371	1.515	2.196	1.403

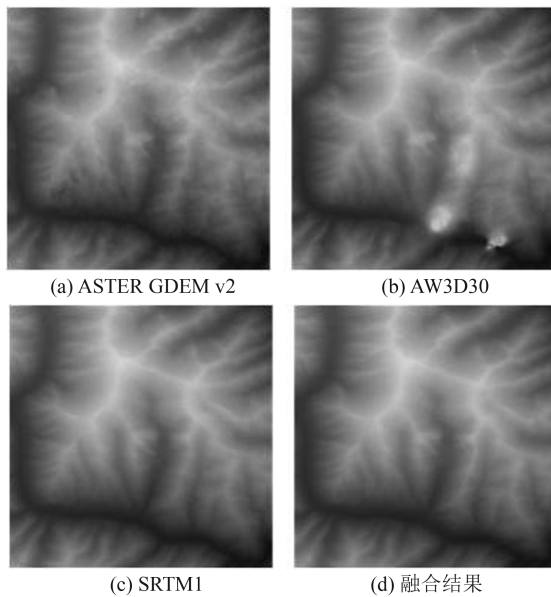


图 3 N29E094 数据块局部区域的视觉比较

Fig.3 Visual Comparison of a Local Region Within the Tile N29E094

在 SRTM1 数据中存在空洞的情况下,融合的过程更为复杂。表 3 中给出了 4 组实验数据分别无空洞区域和空洞区域的定量评价结果。除了 3 个 DEM 数据之外,本文根据文献[19]中的方法,将 ASTER GDEM 和 SRTM1 的融合结果 (简称 BP_TIN) 在空洞区域的精度评价作为对

比。由于 SRTM1 的空洞主要分布在坡度较大的崎岖山地以及地形纹理较弱的沙漠、冰川等区域,因此通常 DEM 在空洞区域的质量要远低于非空洞区域。从表 3 中可以看到,经过融合之后,本文方法无论是在空洞或者非空洞区域,相比原始数据集的精度都有显著提升。对比 BP-TIN 的结果可以得出,通过 DBN 模型学习 DEM 误差与地形、地物覆盖类别等因素的空间分布关系,从而融合多源数据集的互补信息,能够有效提升融合结果的精度。图 4 给出了 N24E107 和 S02W079 数据块局部区域的放大效果 (白色为空洞像素)。从图 4 可以看出,在 ASTER GDEM v2 和 AW3D30 数据中都存在明显的异常值和噪声点,而 SRTM1 数据中存在明显的缺失区域,融合方法能够结合 3 个数据的优势,有效克服数据空洞、异常值和噪声的影响,重建得到更高质量的 DEM 数据。

3 结 语

本文提出了一种基于 DBN 模型的多源点面融合方法,结合多源测高数据集的特点,根据数据中是否存在空洞区域制定不同的融合策略,利用 TIN-差分曲面方法将不同区域的融合结果进

行无缝拼接。实验结果表明,本文方法能够有效融合多源数据集的互补优势,相比两两数据的融合具有更加显著的优势。从视觉效果上看,本文模型的融合结果能够克服原始数据中空洞和异常值的影响,具有更加完整、自然的地形纹理特征。

表 3 无空洞区域和空洞区域的定量评价结果/m
Tab.3 Quantitative Evaluation Results for the Non-void Areas and Void Areas/m

数据块	精度指标	无空洞区域				空洞区域			
		ASTER GDEM	AW3D30	SRTM1	本文方法	ASTER GDEM	AW3D30	BP_TIN	本文方法
N28E101	MEAN	−12.499	−5.285	−4.358	−0.359	−27.495	−10.231	−8.347	0.069
	RMSE	29.002	14.358	14.182	11.497	55.009	30.263	46.570	25.942
N31E102	MEAN	−14.582	−3.682	−3.230	−0.206	−21.367	−14.094	−6.205	−4.139
	RMSE	27.083	14.619	13.445	12.006	48.979	31.070	36.276	28.151
S02W079	MEAN	3.509	−2.147	−1.737	0.286	−51.750	−3.121	−15.648	−1.822
	RMSE	23.694	12.767	10.557	10.319	206.618	31.581	66.973	30.112
N24E107	MEAN	−0.940	−5.905	−3.439	0.306	−8.773	−7.888	−4.708	0.734
	RMSE	18.397	13.921	12.808	11.262	30.901	22.319	28.320	18.544

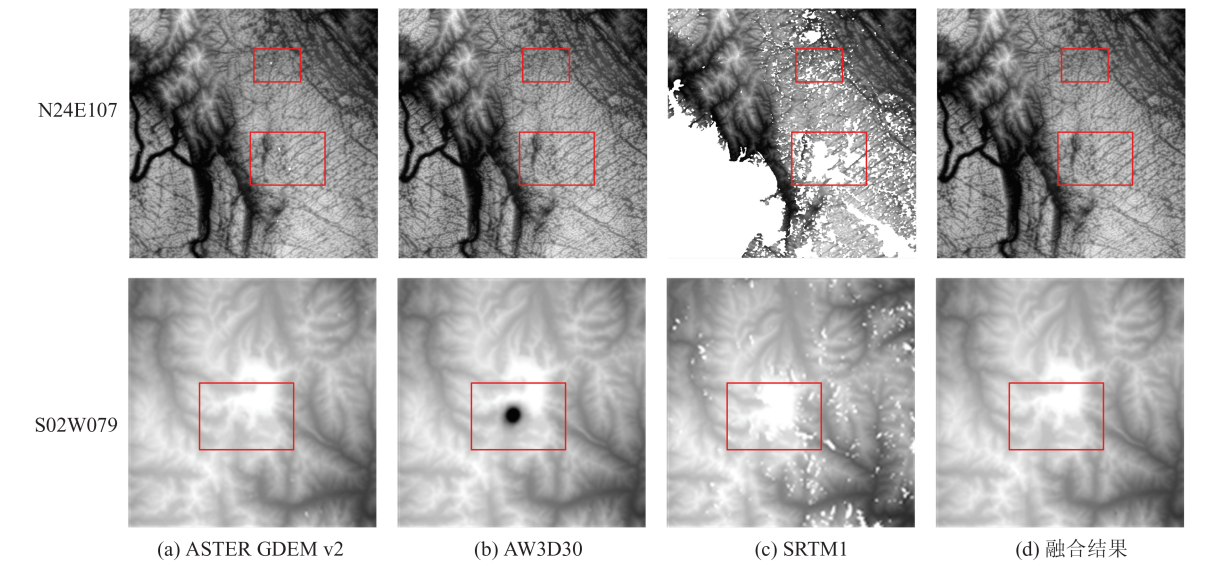


图 4 N24E107 和 S02W079 数据块局部区域的视觉比较
Fig.4 Visual Comparison of Two Local Areas Within Tiles N24E107 and S02W079, Respectively

参 考 文 献

[1]

Tang Guoan. Progress of DEM and Digital Terrain Analysis in China [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(9): 1 305-1 325 (汤国安. 我国数字高程模型与数字地形分析研究进展[J]. 地理学报, 2014, 69(9): 1 305-1 325)

[2]

Yang Liping, Meng Xingmin, Zhang Xiaoqiang. SRTM DEM and Its Application Advances [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32 (14): 3 875-3 896

[3]

Tachikawa T, Hato M, Kaku M, et al. Characteristics of ASTER GDEM Version 2 [C]. 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Sym-

posium (IGARSS), Vancouver, BC, Canada, 2011

[4]

Takaku J, Tadono T. Quality Updates of ‘AW3D’ Global DSM Generated from ALOS PRISM [C]. 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Fort Worth, TX, USA, 2017

[5]

Chen Nan. Influence of Resolutions of DEM on the Error of Slope [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(5): 594-598 (陈楠. DEM分辨率变化对坡度误差的影响[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(5): 594-598)

[6]

Toutin T. Impact of Terrain Slope and Aspect on Radargrammetric DEM Accuracy [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2002,

- 57(3): 228-240
- [7] Li Zhenhong, Li Peng, Ding Dong, et al. Research Progress of Global High Resolution Digital Elevation Models [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 927-1 942 (李振洪, 李鹏, 丁咚, 等. 全球高分辨率数字高程模型研究进展与展望[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1 927-1 942)
- [8] Rizzoli P, Martone M, Gonzalez C, et al. Generation and Performance Assessment of the Global TanDEM-X Digital Elevation Model [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 132: 119-139
- [9] Takaku J, Tadono T, Tsutsui K, et al. Quality Improvements of AW3D Global DSM Derived from ALOS PRISM [C]. 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain, 2018
- [10] Tang Xinming, Wang Hongyan, Zhu Xiaoyong. Technology and Applications of Surveying and Mapping for ZY-3 Satellites [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1 482-1 491 (唐新明, 王鸿燕, 祝小勇. 资源三号卫星测绘技术与应用[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1 482-1 491)
- [11] Reuter H, Nelson A, Jarvis A. An Evaluation of Void-Filling Interpolation Methods for SRTM Data [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2007, 21(9): 983-1 008
- [12] Jhee H, Cho H, Kahng H, et al. Multiscale Quadtree Model Fusion with Super-Resolution for Blocky Artefact Removal [J]. *Remote Sensing Letters*, 2013, 4(4): 325-334
- [13] Karkee M, Steward B L, Aziz S A. Improving Quality of Public Domain Digital Elevation Models Through Data Fusion [J]. *Biosystems Engineering*, 2008, 101(3): 293-305
- [14] Yue Linwei, Shen Huanfeng, Yuan Qiangqiang, et al. Fusion of Multi-scale DEMs Using a Regularized Super-Resolution Method [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, 29(12): 2 095-2 120
- [15] Moon S, Choi H. Super Resolution Based on Deep Learning Technique for Constructing Digital Elevation Model [C]. AIAA SPACE Forum, Long Beach, California, USA, 2016
- [16] Li Xinghua, Shen Huanfeng, Feng Ruitao, et al. DEM Generation from Contours and a Low-Resolution DEM [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 134: 135-147
- [17] Arefi H, Reinartz P. Accuracy Enhancement of ASTER Global Digital Elevation Models Using ICESat Data [J]. *Remote Sensing*, 2011, 3(7): 1 323-1 343
- [18] Yue Tianxiang, Chen Chuanfa, Li Bailian. A High-Accuracy Method for Filling Voids and Its Verification [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(9): 2 815-2 830
- [19] Yue Linwei, Shen Huanfeng, Zhang Liangpei, et al. High-Quality Seamless DEM Generation Blending SRTM-1, ASTER GDEM v2 and ICESat/GLAS Observations [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2017, 123(21): 20-34
- [20] Pham H, Marshall L, Johnson F, et al. A Method for Combining SRTM DEM and ASTER GDEM2 to Improve Topography Estimation in Regions Without Reference Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210: 229-241
- [21] Nuth C, Kaab A. Co-registration and Bias Corrections of Satellite Elevation Data Sets for Quantifying Glacier Thickness Change [J]. *Cryosphere*, 2011, 5(1): 271-290
- [22] Huber M, Wessel B, Kosmann D, et al. Ensuring Globally the TanDEM-X Height Accuracy: Analysis of the Reference Data Sets ICESat, SRTM and KGPS-Tracks [C]. 2009 Geoscience and Remote Sensing Symposium, Cape Town, South Africa, 2009
- [23] Chen Jun, Ban Yifang, Li Songnian. China: Open Access to Earth Land-Cover Map [J]. *Nature*, 2014, 514(7 523): 434
- [24] Hinton G, Salakhutdinov R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks [J]. *Science*, 2006, 313(5 786): 504-507
- [25] Li Tongwen, Shen Huanfeng, Yuan Qiangqiang, et al. Estimating Ground-Level PM_{2.5} by Fusing Satellite and Station Observations: A Geo-Intelligent Deep Learning Approach [J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(11): 985-993
- [26] Luedeling E, Siebert S, Buerkert A. Filling the Voids in the SRTM Elevation Model—A TIN-Based Delta Surface Approach [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62(4): 283-294

A Multi-source DEM Point-Surface Fusion Model Based on Deep Belief Network

YUE Linwei^{1,2} SHEN Huanfeng³ YUAN Qiangqiang⁴ LIU Xiuguo²

1 Key Laboratory of Geographic Information Science (Ministry of Education), East China Normal University, Shanghai 200241, China

2 School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

3 School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

4 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Objectives: Although there have been a variety of global digital elevation model (DEM) products available for geospatial applications, the data quality of DEMs are inevitably affected by the observing techniques and processing methods. Multi-source data fusion by integrating the complementary information among the datasets is an effective way to improve DEM data quality. Based on the facts, this paper proposed a point-surface fusion model based on deep belief network (DBN). **Methods:** The terrain slope, land cover, and the spatial coordinates were integrated into the DBN model, thus constructed the statistical relation between the DEM elevations and the high-quality ICESat (ice, cloud, and land elevation) GLAS (geoscience laser altimeter system) data. The DBN-based fusion model was capable to learn the spatial structure and landscape associations of the DEM errors, and thus the multi-source raster DEMs and the high-quality LiDAR altimetry can be effectively fused. For the data tiles with voids, the triangulated irregular network (TIN) delta surface method was employed to merge the fusion results for the void and non-void areas, respectively. **Results:** In the experiments, the effectiveness of the proposed method is tested on the fusion of ASTER (advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer) GDEM (global digital elevation model) v2, ALOS AW3D30 (advanced land observing satellite world 3D-30 m) and SRTM1 (shuttle radar topography mission 1-arc second) data, which are the most popular DEM products. Six data tiles with different terrain conditions are tested, and the accuracy of the original data and the fusion results are evaluated using the ICESat GLAS points with cross-validation. Quantitative results show that the fused data have higher accuracy compared with the original datasets and the pair-wise fusion results, both in terms of the void areas and the non-void areas. **Conclusions:** The results show that the proposed method is able to improve the accuracy of the DEM data with fusion of multi-source altimetry datasets. Moreover, it is effective in dealing with the data voids, noise and abnormal values simultaneously.

Key words: digital elevation model; point-surface fusion; deep belief network; regression model

First author: YUE Linwei, PhD, associate professor, specializes in remote sensing image processing and geospatial data fusion. E-mail: yuelw@cug.edu.cn

Foundation support: The Open Fund of Key Laboratory of Geographic Information Science (Ministry of Education), East China Normal University (KLGIS2017A03); the National Natural Science Foundation of China (41801263); the Fundamental Research Funds for the Central Universities (CUG170663).

引文格式: YUE Linwei, SHEN Huanfeng, YUAN Qiangqiang, et al. A Multi-source DEM Point-Surface Fusion Model Based on Deep Belief Network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(7):1090-1097. DOI:10.13203/j.whugis.20190238(岳林蔚, 沈焕峰, 袁强强, 等. 基于深度置信网络的多源 DEM 点面融合模型[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(7):1090-1097. DOI:10.13203/j.whugis.20190238)