

引用格式: Liu Huanjun, Ma Yuyang, Yang Haoxuan, *et al.* A New Method of Introducing NDVI to Improve SRTM DEM[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(5): 1083-1091. [刘焕军, 马雨阳, 杨昊轩, 等. 引入NDVI改进SRTM DEM的新方法[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(5): 1083-1091.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1083

引入NDVI改进SRTM DEM的新方法

刘焕军^{2,3}, 马雨阳¹, 杨昊轩², 姜芸², 巩超⁴, 吕航⁴

(1. 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院, 湖北 武汉 430074;

2. 东北农业大学公共管理与法学院, 黑龙江 哈尔滨 150030;

3. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 吉林 长春 130012;

4. 吉林省土壤肥料总站, 吉林 长春 130033)

摘要:精准/智慧农业需要田块尺度高精度地形数据,而现有耕地范围地形测绘数据不能满足需求。为获得高精度数字高程模型(DEM),以SRTM DEM为基础进行改进,获取2016年6~9月SPOT 6多光谱数据,测量实际高程,将实际高程通过克里金空间插值获得分辨率为6 m的DEM;将SRTM DEM格网的栅格值和植物生长季节的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)作为输入量,建立逐步多元回归和BP神经网络模型,以实测的地面高程和无人机获取的DEM数据作为验证,与空间插值方法和资源三号获取DEM进行对比。结果表明:①引入生长季节NDVI的线性回归模型的精度达到96.0%,RMSE为1.12;BP神经网络模型精度达到98.7%,RMSE降为0.86;②生长季节NDVI的时空变化是坡度、坡位等地形因子作用的结果;③利用BP神经网络改进的SRTM DEM获得更高空间分辨率的DEM精度高于资源三号生成的DEM,与无人机DEM的空间趋势相似。可为田间变量管理、精准管理分区、土壤分类与精细制图等提供支持。

关键词: SRTM DEM; BP神经网络; NDVI; 多元线性回归; 克里金插值

中图分类号: TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)05-1083-09

1 引言

准确的高程数据对于精准农业等领域至关重要。目前耕地等农业区地形图比例尺一般最高1:1万,且是保密数据。而高质量的激光雷达生成的高精度DEM数据只在美国等少数的发达国家免费提供,而非美的大多数发展中国家目前使用的是低精度的DEM数据,例如NASA的航天飞机雷达地形图任务(SRTM)^[1]。SRTM由于植被覆盖等原因存在较大的正偏误差^[2],严重影响了数据的质量以及其在农业领域的应用。

目前陆地表面DEM数据获取方法主要包括野

外地面测量、地形图数字化、航空航天摄影测量与遥感、合成孔径雷达干涉测量等^[3],但是以上方法由于受观测面积、精度和效率、获取成本、数据量等限制,并没有大范围应用于农业领域。目前在农业领域生成DEM的方式主要包括3个方面:一是将实测高程点采用空间插值的方式生成DEM,插值方法包括规则格网、不规则三角网、等高线等^[4],一定程度上可以满足地学应用的要求,随着空间插值技术的发展,逐渐出现了克里金、反距离权重等空间插值技术^[5],但是,空间插值构建DEM会造成非采样点处的随机误差,并且对于大面积的区域实地采样

收稿日期:2021-06-23;修订日期:2021-06-08

基金项目:国家自然科学基金项目(41671438),东北农业大学“学术骨干”项目。

作者简介:刘焕军(1981—),男,黑龙江牡丹江人,教授,主要从事农业遥感、地理信息系统等方面的研究。E-mail:huanjunliu@yeah.net

通讯作者:姜芸(1980—),女,山东昌邑人,讲师,主要从事遥感信息技术应用与3S技术。remotesense@163.com

费时费力,成本较高,效率低;二是利用机载激光雷达采集的点云数据生成高精度DEM,它具有精度高、密度大等优势,是一种快速获取高精度DEM产品的有效途径^[6-8],但是实地地形与采样密度不能恰当匹配,产生的过度采样的问题无法解决,导致点云存储量过大,处理时间过长^[9-10],并且机载设备价格高昂,大多数研究人员采用无人机装载相机,而无人机的飞行时间受电池载荷量的限制,因此生成高精度DEM的范围受到限制。三是通过光学立体像对生成DEM,影像覆盖范围广,但是光学立体影像首先易受天气影响,不同地区和不同时间生成的DEM数据精度需要进一步验证,其次并没有开源的数据资源,影响其在农业等各个领域的应用。近年来,高质量和低质量的DEM进行融合生成改进的高质量DEM获得发展,例如,对光学立体对(Cartosat-1)和InSAR对(ALOS PALSAR-1)采用特征水平融合和卡尔曼最优插值技术对这些离散元进行同化,生成改进的高质量DEM^[11];Ajibola等^[14]将低质量DEM与多旋翼无人机生产的高质量DEM进行融合。以上虽然提升了DEM的精度,但是忽略了DEM数据在不同空间尺度上的不同特点,选择使用的DEM和同化方法使改进的高精度DEM存在不稳定性。所以本实验提出了一种新的方法,以低质量的SRTM DEM与光学遥感影像为数据基础生成高精度DEM^[12-13]。

地形与遥感数据之间的关系研究取得了一定成果,运用地形因子在预测NDVI方面精度达到95%^[15]。NDVI的时空变化受水、热和地表植被覆盖类型3个主导因子的影响^[16-17],地形是影响许多环境变量(水、热、太阳辐射)的关键因素^[18-19]。依据高山植被的垂直地带性特征,得出同一地区不同时期NDVI各变化区段海拔高程基本一致,不同地区同一时期NDVI变化各区段可能存在差异^[20]。Tokuchi等^[19]研究了西班牙东南部森林的土壤厚度和水分的空间异质性,结果表明地形因子(坡度和海拔)是产生差异的主导因素,并对植物分布起重要作用^[21-22]。Cantón等^[23]研究了西班牙东南部塔伯纳荒地地表复盖的空间分布与地形属性之间的关系,得出地形是地面覆盖的空间异质性主要驱动力。

在微观尺度,气候、土地利用类型、土壤类型一致,地形会导致降雨、肥料再分配。降雨沿最大斜坡方向流动的过程中对地面物质(有机质、化学肥

料)具有搬运、堆积、侵蚀作用,产生植物长势好坏与地貌的差异。因此假设在同一气候区域,作物长势反映地形特征^[24]。运用6~9月NDVI,模拟作物生长过程,分析地形与作物长势空间分异的原因。利用BP神经网络完成地形与NDVI之间复杂的映射关系,以无人机获取的DEM和实测高程点进行验证,与克里金空间插值生成的DEM、光学立体像对(资源三号)生成的DEM作比较,评价改进SRTM DEM的精度。

2 方法和实验

2.1 研究区概况

研究区海伦东兴农机合作社位于黑龙江省绥化市东北部,主要以大豆高粱轮作为主,一年一熟制,2016年作物类型为大豆,采用田间统一的管理措施。属于寒温带大陆气候,四季分明,全年平均降水量在400~600 mm,年活动积温在2 200~2 400 °C,平均海拔239 m,土壤类型为典型黑土中的黄土质黑土,属于漫川漫岗地带,西高东低,由南向北地貌起伏较大,NDVI空间差异明显。面积约为43.02 hm²,地块中心经纬度为47°25′28″N、126°55′3″E。

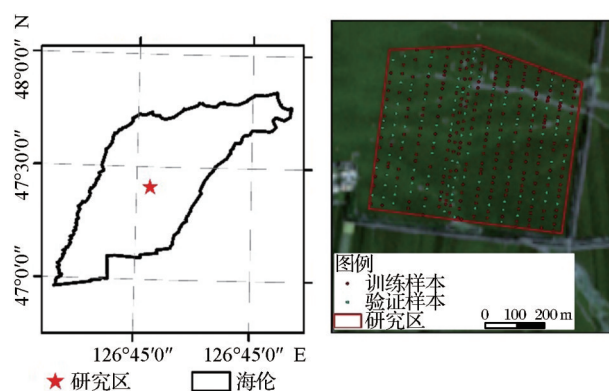


图1 研究区位置与采样点分布图

Fig.1 Map of soil samples and location in study area

2.2 数据源

2.2.1 数据采集与处理

编程订购2016-06-09、2016-07-09、2016-08-08、2016-09-03等4期SPOT 6影像,多光谱波段空间分辨率6 m。在ENVI5.1中对SPOT 6影像进行辐射定标、大气校正处理,在ArcGIS10.2中进行裁剪,然后对裁剪后的影像进行C模型地形校正。计算影像6~9月的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)作为建立模型的输入量(图2)。研究区的降雨量和气温数据下载自中

国气象数据网站。

地面实际高程采集于 2018 年 11 月,使用定位精度为厘米级,水平精度为 2 cm,垂直精度为 3 cm 的海星达 iRTK2 进行实地测量,获得 363 个精确坐标和高程。同时在美国地质勘探局网站(<http://earthexplorer.usgs.gov/>)下载空间分辨率为 30 m 的 DEM 栅格数据(SRTM DEM),重采样为空间分辨率是 6 m 的 DEM 数据(SRTM DEM(6)),作为建立模型的输入量。

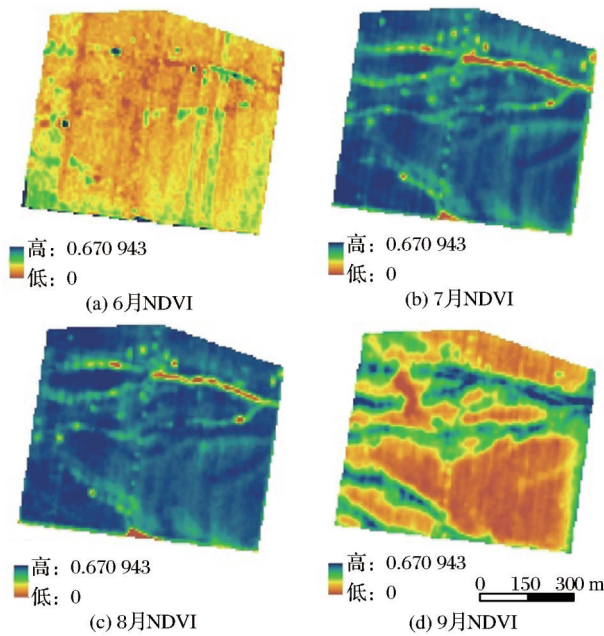


图 2 6~9 月 NDVI 空间分布

Fig.2 Spatial distribution of NDVI in June, July, August and September

2.2.2 参与评价的 DEM 数据采集与处理

资源三号数据为 2018 年 5 月 12 日获取的 1C 级数据,地理范围在 126°31'11"~127°23'25" E, 47°6'20"~47°25'26" N 之间。数据质量较好,没有云、雪等覆盖,纹理信息和几何结构清晰,前、后视影像各 1 景,覆盖整个实验区,重叠度接近 100%。对资源三号的前、后影像分别进行辐射校正和几何精纠正,色彩拉伸、影像增强等处理,提高其可解译程度。基于地面控制点和连接点进行 DEM 提取,生成 5 m 分辨率资源三号 DEM 数据。

无人机的数字高程模型采用大疆 600 M Pro 六旋翼式飞行器作为遥感平台,搭载 MicaSense Red-Edge TM3 多光谱相机进行获取。数据采集时间为 2018 年 4 月 15 日,天气晴朗无云,风速小于 1 级,适合飞行,飞行高度为 110 m,实际高度 109.5 m。将筛选后的图像和 POS 数据输入 Pix4D mapper 软件中,根据相机的配置调整处理参数,运行软件后应用自动生成连接点并与 POS 数据参与空三运算,由此得到每一张航拍影像的准确外方位元素和加密点的坐标。经点云加密后自动生成数字表面模型,以此作为数字微分纠正的依据对影像进行正射校正。

由于我国高程基准是 1985 国家高程基准,而 SRTM DEM 采用 EGM96 高程基准。高程基准不同会导致高程测量值产生垂直偏差,所以将 EGM96 转换为我国的高程基准,完成投影转换、水平校正和垂直校正后与实测高程点进行精度验证的结果如表 1 所示。

表 1 高精度 DEM 模型及精度评价

Table 1 High Precision DEM Model and accuracy evaluation

模型构建		精度验证	
模型类型	模型公式	决定系数(R^2)	均方根误差(RMSE)/m
克里金插值	实测点高程值空间内插	0.94	1.15
多元回归	$Y = -5.25 \times \text{6月 NDVI} + 8.09 \times \text{8月 NDVI} + 0.94 \times \text{SRTM DEM} + 10.22$	0.96	1.12
BP 神经网络	模型输入量:SRTM DEM(6)、6月、7月、8月、9月 NDVI	0.98	0.86
SRTM DEM(6)	—	—	14.82
SRTM DEM(30)	—	—	14.77
资源三号 DEM	—	—	3.69
无人机 DEM	—	—	0.10

在 ArcGIS10.2 中提取坡度、坡向和太阳辐射特征,如图 3 所示。以正北方向为零度,每隔 45°划分一次坡向,将东南和南方向的坡位划分为南坡,以西北和北方为阴坡。根据研究区的实际情况坡度小于 1.5°的为平坦的坡底,坡脚坡度较大的位置为

坡底,阴坡阳坡位于坡顶与坡底之间过度带。将研究区的地形分为坡顶、阴坡、坡底和阳坡(图 4)。

2.3 改进 SRTM DEM 的方法

随机选取 70% 的高程点数据用于建模,30% 用于验证。选取 3 种方法建立模型,分别是克里金插

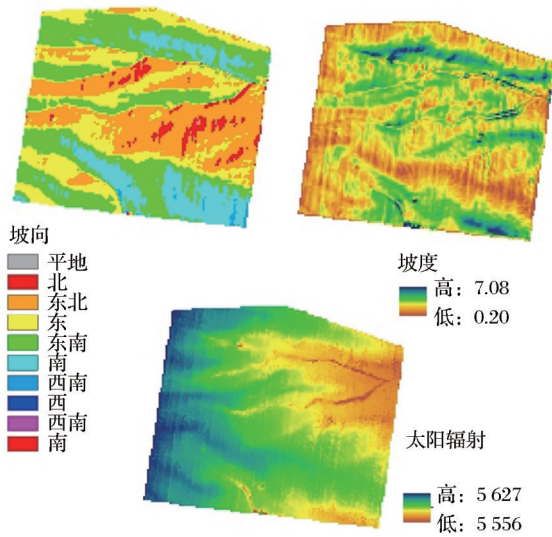


图3 研究区坡度、坡向与太阳辐射

Fig.3 Slope, aspect and solar radiation

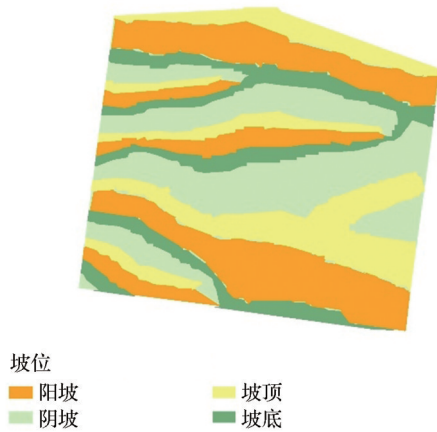


图4 研究区坡位分布图

Fig.4 Slope position distribution map of the study area

值、多元逐步线性回归和BP神经网络方法。

2.3.1 克里金插值

地统计方法是生产DEM最常用的经验方法,描述具有空间自相关性的变量。实验采用的克里金插值是以变异函数理论和结构分析为基础,对区域化变量进行无偏最优估计的一种方法,是基于统计学的空间局部插值法。根据已知点的分布特点与趋势,提出变异函数模型进行克里金计算,从而对高程数据进行内插^[25]。通用的克里金插值公式为:

$$Z(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_0) \quad (1)$$

其中: $Z(x_i)$ 为第*i*位置处的实测点高程值; λ_i 为第*i*位置处实测值的未知权重; x_0 为预测位置; n 为实测值的数量。

2.3.2 多元线性回归模型

输入自变量为6~9月SPOT 6的NDVI,以及SRTM DEM重采样后的DEM,置信区间95%,选择逐步进入的方式构建多元线性回归模型。基于地形与NDVI的分布特征,引入NDVI提高DEM的空间分辨率与精度。多元线性回归方程的一般表达式为:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2)$$

其中: ε 是随机项,服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$ 。文中因变量 Y 是高程, β_0 为常数项, β_k ($k=1, 2, \dots, k$)为回归系数, x_k ($k=1, 2, \dots, k$)为筛选出SRTM DEM、6月、8月NDVI作为建模因子。

2.3.3 BP神经网络模型

BP神经网络是一种多层前馈神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成^[26],网络的主要特点的信号向前方传递,误差反向传播。在向前传递中信息从输入层到达隐含层逐层处理直至输出层,每一层的神经元只影响下一层神经元状态,若输出层得不到预期输出,则转入反向传播从而根据预测误差调整网络权值和阈值,使得预测的结果不断逼近期望,可以设置误差小于某一特定值或着达到一定迭代次数时,停止迭代,网络训练完成^[27-30]。BPNN权值和阈值公式:

$$x_k = x_k + \alpha_k \beta_k \quad (3)$$

其中: x_k 是权值和阈值矩阵; β_k 是当前变函数的梯度值; α_k 是学习速率。网络层数为3层,设置每一层函数依次为“tansig”、“purelin”、“trainlm”。输入节点设为 x_i ,隐层节点为 y_i ,输出层为 Z_i ,输入层和隐含层的网络权值为 w_{ji} ,隐含层和输出层的网络权值为 v_{jl} 。当输出节点的期望值为 t_l 时,隐含层、输出层节点的阈值是 θ_j, θ_l 。隐含层输出:

$$y_j = f(\sum_i w_{ji} x_i - \theta_j) = f(\text{net}_j) \quad (4)$$

输出节点的输出值:

$$Z_l = f(\sum_j v_{jl} y_j - \theta_l) = f(\text{net}_l) \quad (5)$$

输出节点的误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - z_l)^2 \quad (6)$$

2.3.4 模型精度评价

采用决定系数(Determination Coefficient, R^2)和均方根误差(Root-Mean-Square Error, RMSE)作为改进SRTM与真实地面高程的之间的总体差异程度。 R^2 越接近于1,表示模型的参考价值越

高^[31];RMSE的数值越低,表明模型越精确。

3 结果与分析

3.1 地形与NDVI的时空变化分析

根据研究区的实际情况,提取具有坡顶、阴坡、坡底、阳坡不同生长时期NDVI的最大值与最小值,衡量不同坡位作物长势的均一性。如图5所示,可知不同坡位6~9月的NDVI长势存在较大差异。坡顶NDVI极大值与极小值相差最小,其次是阴坡,作物生长的相对均一,而坡底和阳坡NDVI极值相差逐渐增大,作物生长的参差不齐。所以提取不同月份NDVI的极值在不同坡位上的分布特征解释出现以上现象的原因。如图6所示,6月份不同坡位的作物长势相差最小,主要是由于6月大豆作物处于出苗、拔节的生长初期,研究区位于黑土区,土壤肥

沃、降雨充足,作物的生长主要依赖土壤的自然肥力,此时NDVI均为坡顶极值>阴坡极值>阳坡极值>坡底极值;7月大豆进入开花期,不同坡位NDVI差异逐渐增大,此时NDVI均为坡顶极值>阴坡极值>坡底极值>阳坡极值,6月到7月期间,坡底NDVI极值逐渐大于阳坡的NDVI极值,主要是坡度、坡位等影响土壤中水肥的再次分配,大豆生长期坡底的水肥优势大于阴坡;8月大豆进入结荚期,需要大量的水分,而7、8月份的降雨量明显低于6月(图7),并且气温在逐渐升高,坡顶平坦保水保肥能力大于阴坡、阳坡,阴坡、阳坡出现明显的水分胁迫现象,失去生长优势,所以NDVI均坡底极值>阴坡的极值>阳坡的极值,与坡顶极值接近。9月份NDVI均为坡底极值>阳坡极值>阴坡极值>坡顶极值,坡底和阳坡出现贪青晚熟现象。

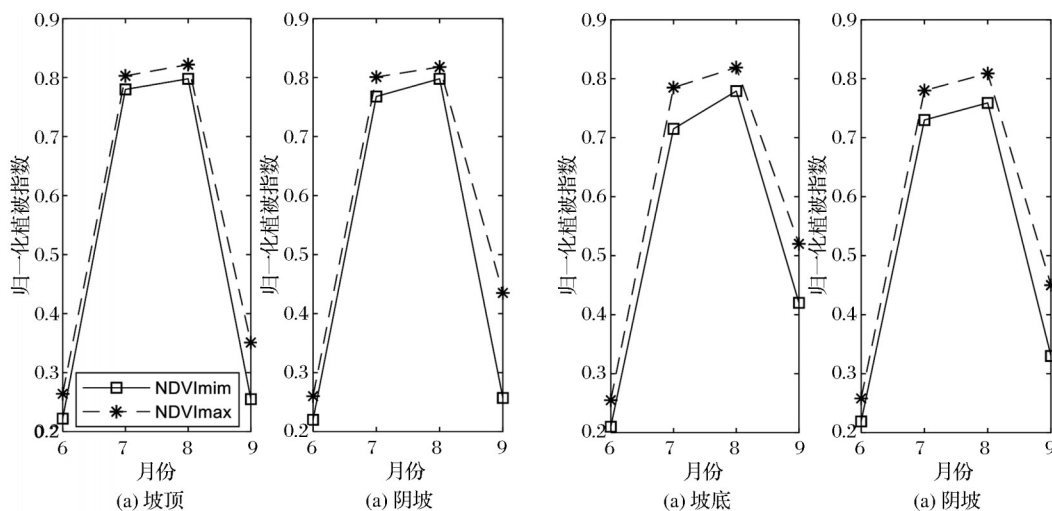


图5 不同坡位上的NDVI在不同月份的分布特征

Fig.5 Distribution characteristics of NDVI extremes on different slope positions in different months

3.2 高精度DEM模型及精度验证

无人机获取的地形的RMSE是0.10,反映实际地形的空间特征。SRTM DEM(30)的RMSE为14.79,存在很大的误差,为提升公开获得的SRTM DEM的应用价值,提出一种提高SRTM空间的分辨率与精度的方法。结果如表1所示,引入多期NDVI建立的线性回归模型和BP神经网络模型的RMSE均明显低于SRTM DEM的误差。说明无论使用简单的线性模型还是复杂的非线性模型,引入NDVI可以明显改进SRTM的精度,此外,引入NDVI改进的SRTM DEM的精度高于克里金空间插值和资源三号获得的DEM。BP神经网络模型的精度最高, R^2 达到98.7%,RMSE为0.86,综上6种DEM的精度由高至低依次为:无人机DEM>

BPNN DEM>线性回归DEM>克里金插值DEM>资源3号DEM>SRTM DEM(30)。

3.3 高精度DEM空间制图与分析

从空间格局角度评价改进的SRTM DEM的精度,如图8所示,克里金插值的DEM和资源三号DEM的纹理更加光滑,但是忽略了研究区东北部由于耕作措施不当逐渐形成的侵蚀沟。而通过引入多期NDVI序列改进的SRTM DEM的空间格局与无人机获取的DEM的空间格局相似,与克里金插值的DEM和资源三号DEM相比,更加反映真实的地貌特征。引入多期NDVI反映坡度、坡向等地形因子对地表物质的二次分配,为改进SRTM DEM,获得高精度DEM提供新思路。

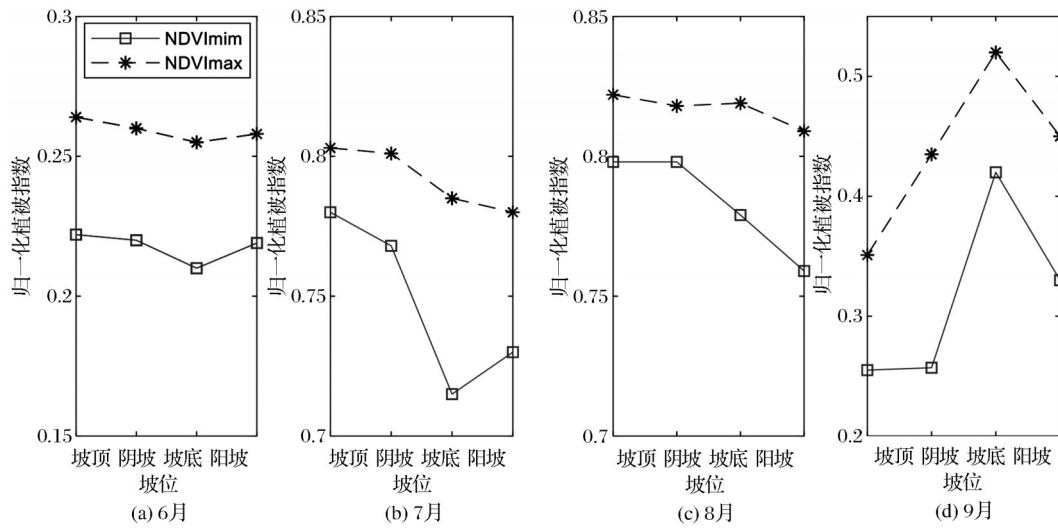


图6 不同月份的NDVI极值在不同坡位的分布特征

Fig.6 Distribution characteristics of NDVI extremes in different months at different slope positions

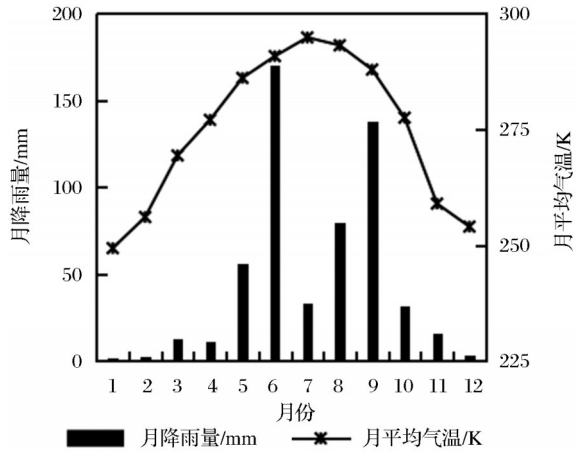


图7 研究区全年气温降雨量

Fig.7 Annual temperature and rainfall in the study area

4 讨论

克里金对高程采样点进行空间插值时存在一定的平滑性,但是对于局部变化的地形存在失真,已有研究表明使用空间插值方法会对沟谷造成过度内插从而失真^[32],研究区东北部插值同样出现失真,侵蚀沟特征被忽略。实验对资源三号立体像对生成的DEM采用地面控制点进行验证的均方根误差为3.69 m,与目前已有的资源三号精度验证结果类似^[33],但是与克里金插值方法存在同样的问题,对于地形的侵蚀沟特征的表达存在失真。由于地形导致的地表物质循环的变化,最终反映于作物的长势,因此运用生长季节的NDVI作为输入量,通过训练BP神经网络最终获得DEM的最优改进模型。

与目前农业领域应用的DEM对比,虽然本研究BP神经网络构建的DEM模型精度低于无人机

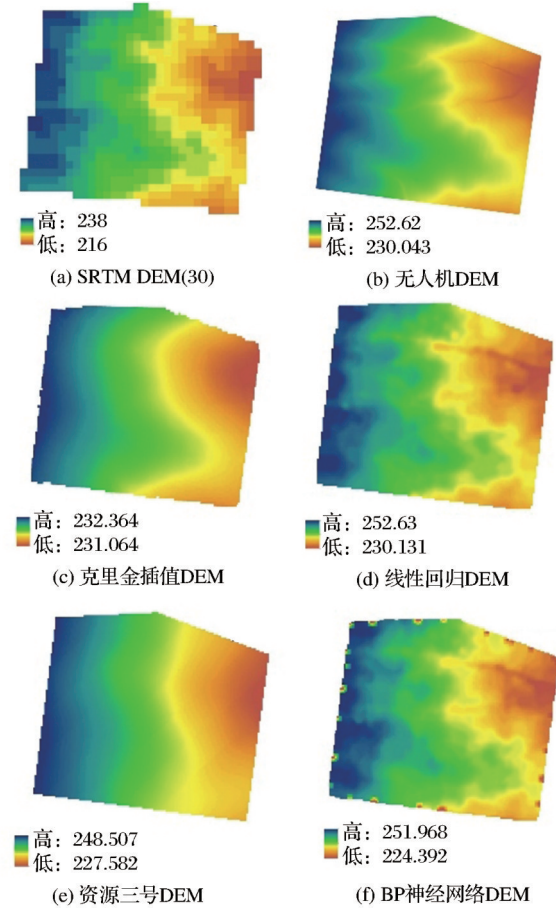


图8 DEM空间格局

Fig.8 Topographic contrast map

DEM,但是与无人机DEM的空间格局相同,将SRTM DEM的垂直误差从14 m提高到1 m以下。与克里金空间插值生成的DEM和光学立体像对(资源三号)生成的DEM的精度相比更加满足精准农业领域对高精度DEM的精度需求。且已有研究

表明在SRTM数据中引入30 m分辨率的多光谱图像(Landsat 8)利用人工神经网络(ANN)获得森林覆盖区高精度DEM数据^[13]。与本文将SRTM的空间分辨率从30 m提升至6 m,且垂直精度降低至0.86 m的研究结果相似。

但是,获得高精度DEM仍然存在一些问题。在考虑模型应用问题时扩大改进SRTM DEM的范围,需要对小区域的高精度DEM进行训练,从而对大尺度SRTM DEM进行反演,有望获得区域尺度高精度DEM产品。此外,从高质量的遥感影像提取的环境变量可能会产生更好的精度。由于数据的可用性,该方法的鲁棒性取决于本文提出的区域的大小,需要进一步的研究来进行更大规模的应用。以后研究中可结合多时相高精度遥感数据,模拟单个季度或年度地表物质循环,以提高模型的稳健性和适用性^[24]。

5 结 论

运用6 m空间分辨率的SPOT 6影像提取生长季节的NDVI,根据NDVI的时空变异规律,结合SRTM DEM采用克里金空间插值、多元线性逐步回归和BP神经网络方法构建高精度DEM,与资源3号DEM和无人机DEM进行对比。研究结果表明:

(1) 3种方法的精度由高到低依次是BP神经网络>多元线性逐步回归模型>克里金空间插值,BP神经网络的精度高达98.7%,与无人机DEM的空间趋势相似,精度高于资源3号DEM。

(2) 田块尺度的气候、耕作方式相同,地形产生肥力、土壤含水量的二次分配与地表积温的空间差异,最终体现在作物长势的时空变化,因此地形是影响作物长势的重要因素,作物长势可反映地形的局部特征。

(3) 实验利用公开获取的SRTM DEM、结合NDVI时间序列,构建了适于典型黑土区田块尺度的高精度DEM,进一步挖掘了SRTM DEM的应用潜能,该方法具有快速、成本低、精度高的优点,可以充分利用海量的遥感数据,为精准农业、耕地保护与高效利用提供高精度地形数据。

致谢:此次野外实验获得了东北农业大学大数据遥感实验室团队的同学与老师的大力支持与帮助,华北电力大学郭威博士给予了专业的指导,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References):

- [1] Kulp S A, Strauss B H. Coastal DEM: a global coastal digital elevation model improved from SRTM using a neural network [J]. *Remote Sensing of Environment* 2018, 206: 231-239. DOI:10.1016/j.rse.2017.12.026.
- [2] Freeman A. Calibration, synthetic aperture radars [A]. Njoku E G. *Encyclopedia of remote sensing, encyclopedia of earth Sciences* [M]. New York: Springer New York, 2014. https://doi.org/10.1007/978-0-387-36699-9_13.
- [3] 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): 1927-1942. [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): 1927-1942.]
- [4] Wang Jiayao, Cui Tiejun, Miao Guoqiang. Digital elevation model and data structure [J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2004, 24 (3): 1-4. [王家耀, 崔铁军, 苗国强. 数字高程模型及其数据结构 [J]. *海洋测绘*, 2004, 24 (3): 1-4.]
- [5] Hu Peng, Yang Chuanyong, Wu Yanlan, *et al.* New methods, principles and applications of digital elevation model [M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2007: 56-58. [胡鹏, 杨传勇, 吴艳兰, 等. 新数字高程模型理论、方法、标准和应用 [M]. 北京: 测绘出版社, 2007: 56-58.]
- [6] Gobakken T, Bollandsas O M, Næsset E. Comparing biophysical forest characteristics estimated from photogrammetric matching of aerial images and airborne laser scanning data [J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2015, 30 (1): 73-86. DOI:10.1080/02827581.2014.961954.
- [7] Błaszczak-Bąk W, Janowski A, Kaminski W, *et al.* Application of the msplit method for filtering airborne laser scanning data-sets to estimate digital terrain models [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36 (9): 2421-2437.
- [8] Chen X, Liu Y, Tang X, *et al.* Some critical issues on airborne LiDAR mapping software in coastal survey [J]. *International Society for Optics and Photonics*, 2009, 7492: 74920F. DOI:10.1117/12.838623.
- [9] Nnesset E. Vertical height errors in digital terrain models derived from airborne laser scanner data in a boreal-alpine ecotone in norway [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7 (4): 4702-4725. DOI:10.3390/rs70404702.
- [10] Hansen E H, Gobakken T, Næsset E. Effects of pulse density on digital terrain models and canopy metrics using airborne laser scanning in a tropical rainforest [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7 (7): 8453-8468. DOI:10.3390/rs70708453.
- [11] Bhardwaj A, Jain K, Chatterjee R S. Generation of high-quality digital elevation models by as simulation of remote sensing-

- based DEMs[J]. *Journal of Applied Remote Sensing* 2019, 13. DOI:10.1117/1.JRS.13.4.044502.
- [12] Ma Y Y, Liu H J, Jiang B W, *et al.* An innovative approach for improving the accuracy of digital elevation models for cultivated land[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(20): DOI: org/10.3390/rs12203401.
- [13] Wendi D, Liong S Y, Sun Y B, *et al.* An innovative approach to improve SRTM DEM using multispectral imagery and artificial neural network [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2016, 8: 691-702. DOI: 10.1002/2015MS000536.
- [14] Ajibola I I, Mansor S, Pradhan B, *et al.* Fusion of UAV-based DEMs for vertical component accuracy improvement [J]. *Measurement*, 2019, 147: 106795. DOI: 10.1016/j.measurement.2019.07.023.
- [15] Perry M A, Niemann J D. Analysis and estimation of soil moisture at the catchment scale using EOFs - ScienceDirect [J]. *Journal of Hydrology*, 2007, 334(3-4): 388-404. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2006.10.014.
- [16] Chang Chun, Wang Xinyuan, Yang Ruixia, *et al.* A quantitative characterization method for alpine vegetation zone based on DEM and NDVI [J]. *Geographical Research*, 2015, 34(11): 2113-2123. [常纯, 王心源, 杨瑞霞, 等. 基于DEM-NDVI的高山植被带定量刻画[J]. *地理研究*, 2015, 34(11): 2113-2123.]
- [17] Wei Wei, Zhao Jun, Wang Xufeng, *et al.* Study on the spatial relationships between NDVI, DEM and vegetation cover in the Tianzhu alpine grasslands based on TM/ETM[J]. *Arid area research*, 2008, 25(3): 394-401. [魏伟, 赵军, 王旭峰, 等. 天祝高寒草原区NDVI, DEM与地表覆盖的空间关系[J]. *干旱区研究*, 2008, 25(3): 394-401.]
- [18] Hu Yunfeng, Xu Zhiying. Characteristic scales and the multi-scale correlation between DEM and NDVI factors: a case study in the mongolian plateau[J]. *Geography Science*, 2014, 34(12): 1511-1517. [胡云锋, 徐芝英. 蒙古高原地形与植被指数的特征尺度及多尺度耦合关系. *地理科学*[J], 2014, 34(12): 1511-1517.]
- [19] Tokuchi N, Takeda H, Yoshida K, *et al.* Topographical variations in a plant-soil system along aslope on mt ryuoh, japan [J]. *Ecological Research*, 1999, 14: 361-369.
- [20] Lewis K J, Trummer L M, Thompson R D. Incidence of tomentous root disease relative to spruce density and slope position in south-central alaska [J]. *Forest Ecology & Management*, 2004, 194(1-3): 159-167. DOI: 10.1016/j.foreco.2004.02.027.
- [21] Ji Xinyang, Luo Lie, Wang Xinyuan, *et al.* Identification and change analysis of mountain altitudinal zone based on DEM-NDVI land cover classification in Tianshan bogda natural heritage site [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018, 20(9): 1350-1360. [冀欣阳, 骆磊, 王心源, 等. 基于“DEM-NDVI-土地覆盖分类”的天山博格达自然遗产地山地垂直带提取与变化分析[J]. *地球信息科学学报*, 2018, 20(9): 1350-1360.]
- [22] Gao Zhiqiang, Liu Jiyuan. The study on driving factors and models of NDVI change based on remote sensing and GIS in China [J]. *Climatic and Environmental Research*, 2000, 5(2): 155-164. [高志强, 刘纪远. 基于遥感和GIS的中国植被指数变化的驱动因子分析及模型研究[J]. *气候与环境研究*, 2000, 5(2): 155-164.]
- [23] Cantón Y, Del Barrio G, Sole-Benet A, *et al.* Topographic controls on the spatial distribution of ground cover in the tabernas badlands of SE Spain [J]. *Catena*, 2004, 55(3): 341-365.
- [24] Ma Yuyang, Guan Haixiang, Yang Haoxuan, *et al.* A new method to improve the accuracy of digital elevation model in northeast China by using terrain, soil and crop information [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2021, 54(8): 1715-1727. [马雨阳, 官海翔, 杨昊轩, 等. 利用地形、土壤和作物信息辅助提高东北漫岗地数字高程模型精度的新方法[J]. *中国农业科学*, 2021, 54(8): 1715-1727.]
- [25] Tang Guoan, Yang Xin. ArcGIS experimental course of spatial analysis of GIS [M]. Beijing: Science Press, 2012. [汤国安, 杨昕. ArcGIS地理信息系统空间分析实验教程[M]. 北京: 科学出版社, 2012.]
- [26] Zhong W, Deng Y C, Machado J A, *et al.* Strength prediction of similar materials to ionic rare earth ores based on orthogonal test and back propagation neural network [J]. *Soft Computing*, 2019, 23: 9429-9437. DOI: 10.1007/s00500-019-03833-7.
- [27] Pao Y H. Adaptive pattern recognition and neural networks, reading [J]. MA: Addison-Wesley, 1989. DOI: 10.1007/s00500-019-03833-7.
- [28] Peretto P. An introduction to the modeling of neural, cambridge [M]. Cambridge University Press, 1992.
- [29] Ahmad M, Salam F. Error back-propagation learning using polynomial energy function [C] // IEEE International Conference on Systems Engineering. IEEE, 1992.
- [30] Vogl T P, Mangis J K, Rigler A K, *et al.* Accelerating the convergence of the back-propagation method, 1988, 59: 257-263. DOI: 10.1007/BF00332914
- [31] Dou X, Wang X, Liu, H J, *et al.* Prediction of soil organic matter using multi-temporal satellite images in the Songnen plain, China [J]. *Geoderma*, 2019, 365: 113896. DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.113896.
- [32] Ghandehari M, Battenfield B P, Farmer C J Q. Comparing the accuracy of estimated terrain elevations across spatial resolution [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40

- (13): 5025-5049. DOI:10.1080/01431161.2019.1577581.
- [33] Pan Hongbo, Zhang Guo, Tang Xinming. Accuracy analysis and verification of ZY-3 products [J]. Journal of Surveying and Mapping, 2013, 42(5): 738-744, 751. [潘红播, 张过, 唐新明, 等. 资源三号测绘卫星影像产品精度分析与验证[J]. 测绘学报, 2013, 42(5): 738-744, 751.]

A New Method of Introducing NDVI to Improve SRTM DEM

Liu Huanjun^{2,3}, Ma Yuyang¹, Yang Haoxuan², Jiang Yun²,
Gong Chao⁴, Lü Hang⁴

(1. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences,
Wuhan 430073, China;

2. College of Public Administration and Law, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China;

3. Northeast Institute of Geography and Agricultural Ecology, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130012, China;

4. Jilin Provincial Soil and Fertilizer Station, Changchun 130033, China)

Abstract: Precision agriculture and intelligent agriculture need high precision terrain factor data of field scale, but the existing topographic mapping data of arable land can not meet the demand. In order to establish a high spatial resolution Digital Elevation Model (DEM), obtained SPOT-6 multispectral data in June, July, August and September 2016, SRTM DEM and the actual elevation of the study area were measured. High resolution DEM (6 m) data are obtained by Kriging spatial interpolation based on the measured elevation. Taking the grid value of SRTM DEM and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) as inputs, the multiple linear regression and BP neural network reconstruction model are established, The verification is based on the measured ground elevation and the DEM data obtained by UAV. Compared with the UAV DEM and ZY-3 DEM. The results show that: ① The accuracy of the linear regression model introduced into NDVI time series is 96%. The RMSE is 1.12; The accuracy of BP neural network model is as high as 98.7%, and RMSE is reduced to 0.86. ② The temporal and spatial variation of NDVI in growing season is the result of topographic factors such as slope and slope position. ③ The improved SRTM DEM based on BP neural network achieves higher spatial resolution, which is similar to the spatial trend of UAV DEM, and its accuracy is higher than that of ZY-3 DEM. It can provide data support for field variable management, precise management zoning, soil classification and fine mapping.

Key words: SRTM DEM; BP neural network; NDVI; Multiple linear regression; Kriging interpolation