

# 利用ICESat-2/ATLAS修正SRTM高程误差的 PSO-RF方法

戴泽源<sup>1</sup>, 刘翔<sup>2</sup>, 张立华<sup>1\*</sup>, 周寅飞<sup>1</sup>, 李泽宇<sup>3</sup>

<sup>1</sup>海军大连舰艇学院军事海洋与测绘系, 辽宁 大连

<sup>2</sup>海图信息中心, 天津

<sup>3</sup>91937部队, 浙江 宁波

收稿日期: 2023年10月13日; 录用日期: 2023年11月13日; 发布日期: 2023年11月22日

## 摘要

针对当前SRTM高程误差修正方法未能充分挖掘高程误差及其影响因素间的复杂非线性关系的不足, 本文提出一种修正SRTM的PSO-RF方法。首先, 从ICESat-2/ATLAS强光束数据中提取参考高程光子, 计算各光子对应的SRTM高程误差及地形参数和地表覆盖类型参数; 然后, 构造随机森林(Random Forest, RF)算法和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法相结合的SRTM高程误差修正模型, 并用光子数据训练修正模型; 最后, 将训练所得PSO-RF模型应用于ICESat-2未覆盖的SRTM区域, 得到修正后的SRTM, 并与多项式回归(Polynomial Regression, PR)方法进行比较分析。选取美国内华达山脉和圣华金河谷区域的SRTM数据进行实验验证, 实验结果表明: PSO-RF方法所构造的修正模型可有效减小SRTM高程修正的误差, 修正精度优于PR方法。

## 关键词

ICESat-2, SRTM, 随机森林, 粒子群优化, 高程误差修正

# PSO-RF Approach for Correcting Elevation Error of SRTM Using ICESat-2/ATLAS

Zeyuan Dai<sup>1</sup>, Xiang Liu<sup>2</sup>, Lihua Zhang<sup>1\*</sup>, Yinfei Zhou<sup>1</sup>, Zeyu Li<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Military Oceanography and Hydrography & Cartography, Dalian Naval Academy, Dalian Liaoning

<sup>2</sup>Chart Information Center, Tianjing

<sup>3</sup>Troops 91937, Ningbo Zhejiang

Received: Oct. 13<sup>th</sup>, 2023; accepted: Nov. 13<sup>th</sup>, 2023; published: Nov. 22<sup>nd</sup>, 2023

\*通讯作者。

文章引用: 戴泽源, 刘翔, 张立华, 周寅飞, 李泽宇. 利用 ICESat-2/ATLAS 修正 SRTM 高程误差的 PSO-RF 方法[J]. 地球科学前沿, 2023, 13(11): 1276-1287. DOI: 10.12677/ag.2023.1311121

## Abstract

In response to the inadequacy of current SRTM elevation error correction methods for fully exploring the complex non-linear relationship between elevation errors and their influencing factors, this paper proposes a PSO-RF method for correcting SRTM. Firstly, reference elevation photons are extracted from ICESat-2/ATLAS strong beam data, and the SRTM elevation errors, terrain parameters, and land cover type parameters corresponding to each photon are calculated. Then, a SRTM elevation error correction model is constructed by combining the random forest (RF) algorithm and particle swarm optimization (PSO) algorithm, and the correction model is trained using photon data. Finally, the trained PSO-RF model is applied to SRTM regions not covered by ICESat-2 to obtain the corrected SRTM and compared and analyzed with the polynomial regression (PR) method. Experimental verification is conducted using SRTM data from the Nevada Mountains and San Joaquin Valley regions in the United States, and the results demonstrate that the correction model constructed by the PSO-RF method can effectively reduce the error of SRTM elevation correction, and the correction accuracy is superior to the PR method.

## Keywords

ICESat-2, SRTM, Random Forest, Particle Swarm Optimization, Elevation Error Correction

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)作为地表高程的数字化表达,被广泛应用于地貌、水文、测绘、灾害监测和控制等领域[1],是战时快速获取境外信息,实现由海对陆打击的重要保障。在现有的全球公开数字高程数据中,美国航天飞机雷达测绘任务(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)在覆盖范围、高程精度、公开程度等各方面综合评价最高,已成为应用最为广泛的全球 DEM 数据[2]。但是, SRTM 受观测手段、地形条件、植被覆盖等因素的影响,虽经过多次修正,但其高程仍然存在不可忽略的误差,且在不同区域高程精度往往差异较大。

针对 SRTM 所存在的高程误差,国内外学者尝试利用各类精度更高的参考数据对 SRTM 高程误差进行修正,如高精度 GNSS 测量点[3] [4]、机载激光雷达高程数据[5] [6],高精度 DEM 数据[7]等。但是,上述参考数据往往分布区域受限、获取和制作难度大,难以依据实际需要在大范围、任意区域的 SRTM 进行高程误差修正。2003 年美国国家航空航天局发射的冰、云和陆地高程卫星(The Ice, Cloud and Elevation Satellite, ICESat)携带了激光测高载荷 GLAS (Geoscience Laser Altimeter System),因其近全球覆盖,测高精度高等优势,ICESat/GLAS 数据被逐步应用于 SRTM 高程修正中。杜小平等[8]在中国典型高海拔山区和低海拔沿海平原地区建立了 ICESat/GLAS 和 SRTM 之间一元线性回归模型,提高了特定区域的 SRTM 高程精度; Su 等[9]以 ICESat/ATLAS 为参考高程数据,通过建立基于树高、冠层覆盖度和坡度的 SRTM 高程误差多元线性回归模型,修正了内华达山脉植被覆盖山区的 SRTM; 秦臣臣等[10]借助 ICESat/GLAS 数据,采用插值方法对误差数据构建误差曲面,以误差曲面修正 SRTM; 杨帅等[11]基于 ICESat/GLAS 数据,采用多种机器学习的方法对配准后的 SRTM 进行修正。以上基于 ICESat/GLAS 数据对 SRTM 的高程误差的修正工作为提供高程更为精准的全球 SRTM 奠定了基础,但 ICESat 在 2009 年失

效, 其数据也相应停止更新, 无法实现更具现势性的 SRTM 修正。2018 年 9 月, 第二代冰、云和陆地高程卫星(The Ice, Cloud and Elevation Satellite-2, ICESat-2)成功发射, 作为光子体制的星载激光测高卫星, 相较于线性体制的 ICESat, 其搭载的先进地形激光高度计系统(Advanced Topographic Laser Altimeter System, ATLAS), 具有低能量、高灵敏度、高重复频率的优势, 可以获取光斑更小、密度更高的高程数据[12], 同时其数据高程精度也优于 ICESat/GLAS。因此, 应用 ICESat-2/ATLAS 数据有利于实现更加精准、更具现势性的 SRTM 高程误差修正结果。

随着 ICESat-2/ATLAS 数据的公开发放, Magruder 等[13]针对 ICESat-2/ATLAS 数据特点从中提取分类为地表的光子作为高程参考点, 结合 Landsat8 影像, 采用多项式回归方程建立 SRTM 修正模型, 修正过后的 SRTM 相比原始 SRTM 高程误差得到明显改善。但是, 由于 SRTM 高程误差与其影响因素之间往往是复杂的非线性关系, 简单数学表达的多项式回归方程难以充分表达这种关系, 应用此种方法修正的 SRTM 高程精度仍不够稳定, 存在一定的局限性。

为此, 本文提出一种基于粒子群算法优化的随机森林(PSO-RF) SRTM 高程误差修正方法。首先, 以 ICESat-2/ATLAS ATL03 数据为基础提取参考高程光子; 然后, 构建以经纬度、坡度、坡向、地形起伏度和地表覆盖类型为响应变量的修正模型; 最后, 采用 PSO-RF 建立 SRTM 高程误差修正模型, 利用数据训练后的模型结合 SRTM 每个像元对应的响应变量信息, 实现对 SRTM 的高程误差修正, 进一步提高 SRTM 的高程精度。

## 2. 研究区域与数据来源

### 2.1. 研究区域概况

本文选择的研究区域位于美国西海岸内华达山脉和圣华金河谷地区(36.3°~38.3°N, 117.5°~120.7°W)。如图 1 所示, 该区域东侧为高山地, 西侧为平原, 地形和地表覆盖类型呈现多样性, 能够较为全面地检验本文方法的有效性。

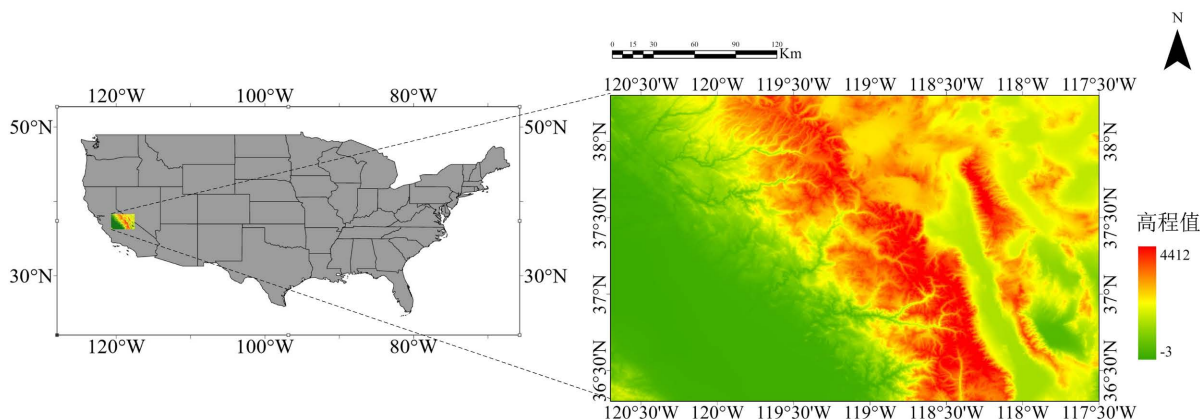


Figure 1. Location of study area

图 1. 研究区域位置

### 2.2. 数据来源

#### 2.2.1. SRTM 数据

SRTM 是由美国国家航空航天局、美国国家图像与测绘局和德国宇航中心共同合作, 采用合成孔径干涉雷达测量技术生成的全球 DEM 数据, 其覆盖了全球约 80% 的陆地面积(56°S~60°N)。自发布以来,

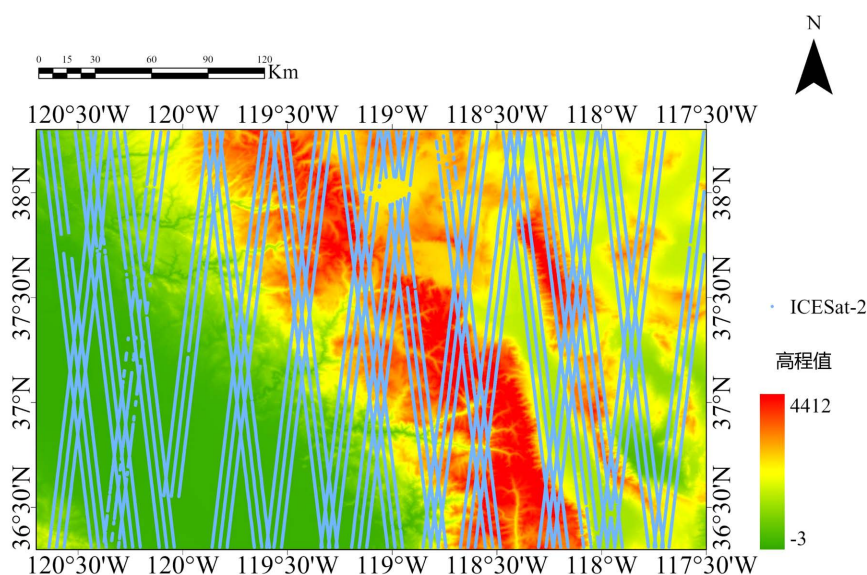
SRTM 历经多次修订, 本文使用数据版本为 GL1, 其分辨率为 1" (约 30 m), 以 WGS-84 坐标系为其地理坐标系, 以 EGM96 大地水准面为其高程基准。该版本的 SRTM 数据融合了 ASTER GDEM V2、USGS GMTED 等多源、多类型 DEM 数据, 解决了之前版本 SRTM 所存在的部分区域的空洞问题, 标称绝对高程精度优于 16 m (LE90) [2]。

### 2.2.2. 全球地表覆盖数据

本文选择我国自主研发的 GlobeLand30 (V2020) 作为实验所用全球地表覆盖数据, 该数据由中国科学院空天信息创新研究院利用美国陆地资源卫星 (Landsat)、中国环境减灾卫星 (HJ-1)、高分一号卫星 (GF-1) 等多源影像制作而成, 空间分辨率为 30 米, 包括耕地、林地、草地、人造地表等 10 个地表类型。经抽样验证, GlobeLand30 (V2020) 的总体精度优于 85%, 能够为本文方法提供准确的地表覆盖数据支撑。

### 2.2.3. ICESat-2/ATLAS 数据

ICESat-2 搭载的 ATLAS 采用微脉冲多波束光子计数激光雷达技术, 以 10 kHz 的重复频率发射激光光束, 通过衍射光学元件将其分成三对激光束, 每对子束均包含强、弱光束 [14], 三对子束在沿轨方向平行排列, 在垂轨方向上间距约 3 km, 任一子束中强弱光束垂轨方向间相距约 90 m, 沿轨方向间距约 2.5 km, 二者能量比为 4:1, 每个波束均可表征为直径约 17 m, 沿轨间距 0.7 m 的地表光斑 [15]。由于强光束相对弱光束具有更优的地形的反演精度 [16] [17], 为提升本文所提 PSO-RF 方法的效率与鲁棒性, 减少冗余数据, 本文只选取强光束数据用于提取参考高程光子, 其数据分布可如图 2 所示。



**Figure 2.** Distribution of ICESat-2/ATLAS data in the study area  
**图 2.** 研究区域 ICESat-2/ATLAS 数据分布情况

ICESat-2/ATLAS 共分为 Level0-Level3 四级数据, 其下又细分为 ATL00-ATL21 (无 ATL05) 21 种产品。其中, 与本文相关的为 Level2 级数据产品 ATL03 和 Level3A 级数据产品 ATL08。ATL03 为全球定位光子数据, 记录了光子精确的经纬度信息, 以及相对于参考椭球的大地高信息。ATL08 为陆地和植被高程数据, 该数据以 ATL03 数据为基础, 通过差分渐进高斯自适应去噪算法 (Differential, Regressive, and Gaussian Adaptive Nearest Neighbor, DRAGANN) 得到信号光子, 并采用迭代滤波的方式将信号光子分类为冠顶、冠层和地表光子, 进而重采样为 100 m 空间分辨率的冠顶和地表高程产品。

### 2.2.4. LIDAR DTM 数据

为验证修正 SRTM 的高程精度,以美国国家生态观测站网络(National Ecological Observatory Network, NEON)发布的高精度的 LIDAR DTM 作为验证数据,其分辨率为 1 m,标称垂直和水平精度分别为 0.36 m 和 0.40 m,其分布情况可如图 3 所示。该数据以 WGS-84 为其空间参考坐标系,NAVD88 为其高程基准,为对后续进行结果精度验证,本文采用美国国家海洋和大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)开发的 VDatum 软件将其转换至 EGM96 高程基准。

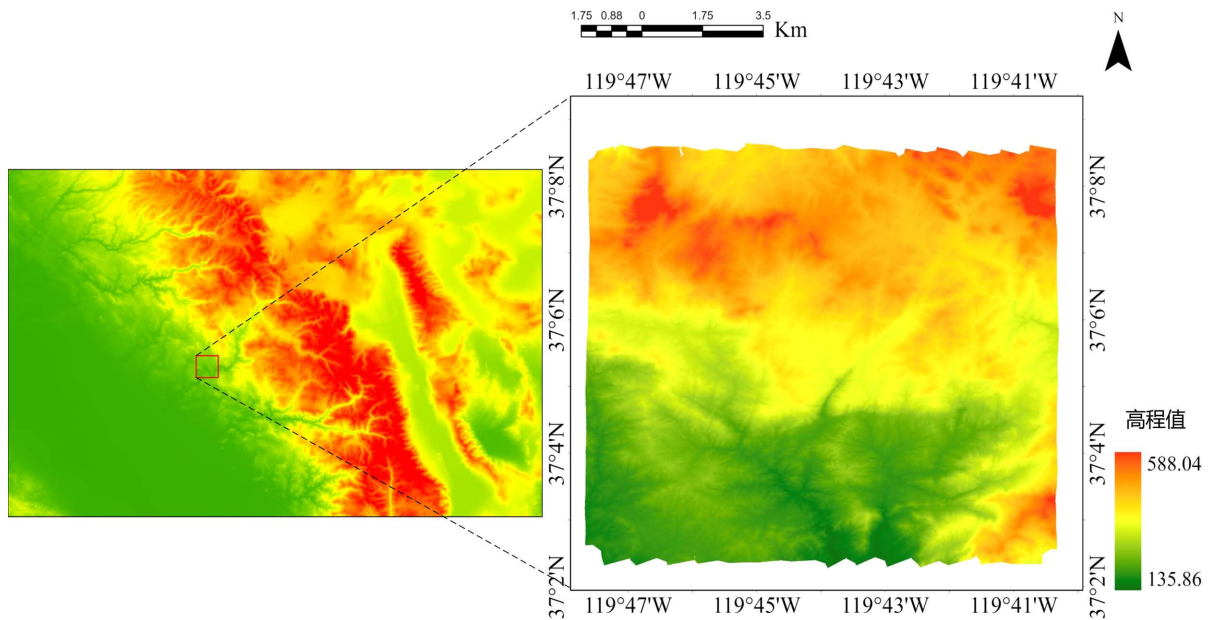


Figure 3. Distribution of LIDAR DTM  
图 3. LIDAR DTM 分布图

## 3. 研究方法

### 3.1. 参考高程光子提取

依据 DRAGANN 去噪算法及光子分类结果,ICESat-2 科学团队在 ATL08 中提供了光子分类标签(classed\_pc\_flag),标签为 0、1、2、3 时分别代表噪声、地表、冠层和冠顶光子。现有研究表明,DRAGANN 去噪算法在中低信噪比条件下表现较好,而在强噪声环境下该方法可能导致部分信号光子被错分为噪声光子[18],带来错误的光子分类结果,进而影响后续高程修正过程。因此,本文方法首先通过 ATL03 数据中的信号光子置信度标签(signal\_conf\_ph),粗略计算 ATL03 数据的信噪比。对处于中低信噪比条件下的 ATL03 数据,利用 ATL03 和 ATL08 之间的关联关系将光子的分类信息关联到 ATL03 中,直接提取地表光子[16]。而对于强噪声背景下的 ATL03 数据,则以剪枝二叉树去噪方法为基础得到信号光子[19],并结合自适应布料模拟方法精准提取地表光子[20]。最后,综合不同噪声背景下的地表光子,将其作为参考高程光子参与后续误差修正。需要指出是,由于 ATL03 数据中的光子高程是以 WGS-84 参考椭球为基准的椭球高度,因此,为统一高程基准,同 LiDAR DTM 相似,将光子相对椭球的大地高也转换到 EGM96 高程基准。

对 SRTM 数据进行裁剪、镶嵌得到研究区域的高程数据,然后进行地理处理得到坡度、坡向、地形起伏度数据,利用双线性内插提取得到光子所在位置处的地形因子信息。

### 3.2. 地形因子与地表覆盖类型参数提取

对 SRTM 数据进行裁剪、镶嵌得到研究区域的高程数据, 然后进行地理处理得到坡度、坡向、地形起伏度数据, 利用双线性内插提取得到光子所在位置处的地形因子信息。

对于地表覆盖类型参数, 由于 Globelands30 为分带 UTM 投影, 而本文研究区域横跨第 10 和第 11 两个投影带, 因此将提取的参考高程光子地理坐标系根据其所处区域分别投影至 UTM Zone 10N 和 UTM Zone 11N 坐标系, 然后根据光子相应位置提取得到所属的地表覆盖类型参数。

### 3.3. 基于 PSO-RF 的 SRTM 高程误差修正模型构建

随机森林是 Breiman 提出的一种可用于解决非线性回归问题的机器学习算法, 具有精度高抗噪声能力强, 不易发生过拟合的优势[21] [22]。因此, 本文构造 RF 回归模型对 SRTM 进行高程误差预测, 同时针对其中影响模型精度的超参数, 进一步融合 PSO 算法对超参数进行搜索寻优, 以 PSO-RF 构造 SRTM 高程误差修正模型。

#### 3.3.1. 基于 RF 回归的 SRTM 高程误差模型

本文基于 RF 回归算法, 以经度、纬度、坡度、坡向、地形起伏度和地表覆盖类型六个响应变量构造 SRTM 高程误差模型:

$$H_{error} = f_{RF}(Lat, Lon, Sl, As, Re, Gl) \quad (1)$$

式中,  $H_{error}$  为 SRTM 高程误差,  $Lat$  和  $Lon$  分别为纬度和经度,  $Sl$ 、 $As$ 、 $Re$ 、 $Gl$  分别为坡度、坡向、地形起伏度和地表覆盖类型参数。

基于高程误差模型, 将参考高程光子的经纬度信息 $[Lat, Lon]$ 、地形因子 $[Sl, As, Re]$ 和地表覆盖类型参数  $Gl$  作为模型的输入数据, 光子对应的 SRTM 高程差值  $H_{error}$  作为模型目标数据, 二者共同构成模型训练集。基于 Bagging 框架[23] [24], 以并行的方式组合多棵决策树, 应用自助采样法(Bootstrap Sampling)对训练集进行有放回随机采样得到训练决策树的若干子训练集。随机从响应变量 $[Lat, Lon, Sl, As, Re, Gl]$ 中选择  $n$  ( $n < 6$ )个变量作为决策树节点划分的候选变量, 对于每个节点, 依次遍历选择的  $n$  个变量对其进行划分, 当划分所产生的两个数据集  $D_1$ 、 $D_2$  中各自  $H_{error}$  均方差最小, 且两个数据集均方差之和最小时, 所对应划分的变量值  $j$  和变量值  $s$  将作为最优划分变量和划分点, 其代价函数的表达式为:

$$\min_{j,s} \left[ \min_{m_1} \sum_{x_i \in D_1(j,s)} (H_{error,i} - m_1)^2 + \min_{m_2} \sum_{x_i \in D_2(j,s)} (H_{error,k} - m_2)^2 \right] \quad (2)$$

式中,  $m_1$ 、 $m_2$  为划分后的数据集  $D_1$ 、 $D_2$  中  $H_{error}$  的均值,  $x_i$  为变量属性。通过若干子训练集对决策树的划分, 建立不同的决策树, 完成随机森林高程误差模型的训练。然后, 将训练的误差方程用于新的响应变量 $[Lat, Lon, Sl, As, Re, Gl]$ 对应的  $H_{error}$  结果预测中, 将各决策树结果通过取均值等方式作为模型最终结果, 得到相应的高程误差。

由以上随机森林训练流程可知, 决策树的个数( $n_{estimators}$ )和节点划分可选择特征变量数量最大值( $max\_features$ )这两个超参数对模型的建立影响较大。因此, 对于这两个超参数值, 本文将通过 PSO 寻优进行确定。

#### 3.3.2. 基于 PSO 的超参数优化

为避免由于参数设定不当而影响 RF 算法精度, 本文利用 PSO 优化算法寻找 RF 算法中决策树个数和节点划分可选择特征变量数量最大值两个超参数的最优组合。首先依据两个超参数的解空间范围, 以整数编码的方式对种群进行初始化, 然后按式(3)所示经过粒子在解空间中速度和位置的迭代更新, 通过

比较不同参数组合下适应度函数值搜索最优参数组合。

$$\begin{cases} V_i(k+1) = wV_i(k) + c_1r_1[p_{best,i}(k) - X_i(k)] + c_2r_2[g_{best}(k) - X_i(k)] \\ X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $V_i(k)$  为第  $k$  次迭代中第  $i$  个粒子的速度,  $X_i(k)$  为第  $k$  次迭代中第  $i$  个粒子在超参数解空间中的位置,  $w$  为惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0,1]$  的随机数,  $p_{best,i}$  为第  $i$  个粒子所经历的最佳适应度函数值对应的位置,  $g_{best}$  为整个粒子群经历的最佳适应度函数值对应的位置。

考虑到 PSO 优化过程的计算效率,同时兼顾可搜索性,通过先期实验,本文将粒子群个数设置为 20,最大迭代次数设置为 50。同时在进行粒子速度计算时将式(4)中的惯性权重  $w$  进行线性递减以保证算法具有较好的收敛效果,递减策略为[25]:

$$w = w_s - (w_s - w_e) \frac{k}{k_{max}} \quad (4)$$

式中,  $w_s$  为初始惯性权重,  $w_e$  为终止惯性权重,  $k$  为当前迭代的次数,  $k_{max}$  为最大迭代次数。不失一般性地,本文中  $k_{max}$  设为 50,  $w_s$  设为 0.95,  $w_e$  设为 0.4。

本文的适应度函数值采用对 RF 高程误差模型进行五折交叉验证的方式进行确定,将原始训练集随机分为 5 组,其中 4 组用于随机森林模型的训练,1 组用于模型精度验证,验证评价指标采用均方差回归损失:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{n-1} (H_{error} - \hat{H}_{error}) \quad (5)$$

式中,  $N$  为用于验证的数据个数,  $H_{error}$  为预测 SRTM 存在的高程误差,  $\hat{H}_{error}$  为真实高程误差。依次将各组用于精度验证,最终将 5 次精度验证结果的均值作为适应度函数值,适应度函数值越小表示此参数下模型精度越高。

### 3.3.3. 基于 PSO-RF 的 SRTM 高程误差修正模型

综合上述误差修正与参数优化模型,进一步建立基于 PSO-RF 的 SRTM 高程误差修正模型:

$$\begin{cases} H_{correct} = H_{error} + H_{original} \\ H_{error} = f_{PSO-RF}(Lat, Lon, Sl, As, Re, Gl) \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $H_{correct}$  为 SRTM 修正后的高程,  $H_{original}$  为原始 SRTM 高程。

通过 PSO 算法的参数寻优,利用训练集训练得到最优参数组合的 RF 高程误差模型,根据每个 SRTM 像元的响应变量  $[Lat, Lon, Sl, As, Re, Gl]$ ,用于 SRTM 高程误差结果  $H_{error}$  的预测中,再由求得的高程误差,结合原始 SRTM 高程  $H_{original}$  得到修正后的 SRTM 高程  $H_{correct}$ 。

## 4. 实验结果与分析

为验证本文提出的 PSO-RF 修正方法在 SRTM 高程误差修正中的有效性、优越性,本文以 LIDAR DTM 数据范围为主要验证区域,将基于 PSO-RF 的高程误差修正模型修正的 SRTM 同原始 SRTM、基于 PR 的高程误差修正模型修正的 SRTM 分别进行定性、定量高程精度对比

### 4.1. 定性分析

首先进行定性分析,以图 4 中黑色直线所在的位置截取高程剖面,得到原始 SRTM、两种模型修正

的 SRTM 高程剖面曲线对比图。为便于对比分析，同时也将精度更高、用于作为参考标准的 LIDAR DTM 所对应的剖面曲线一并进行显示。从图中红框细节部分可以看出，由于地表植被等因素产生的高程误差使得原始 SRTM 的剖面曲线大部分要高于 LIDAR DTM 剖面曲线，而经过两种模型修正后的 SRTM 则较好地减小了误差，其剖面曲线与 LIDAR DTM 剖面曲线更为接近。同时，由于实验区域高程值较大，基于 PR 的修正模型和基于 PSO-RF 的修正模型对应的剖面曲线较为接近，仅通过定性角度还难以判断两种模型的优劣，仍需进一步通过定量计算进行对比。

#### 4.2. 定量分析

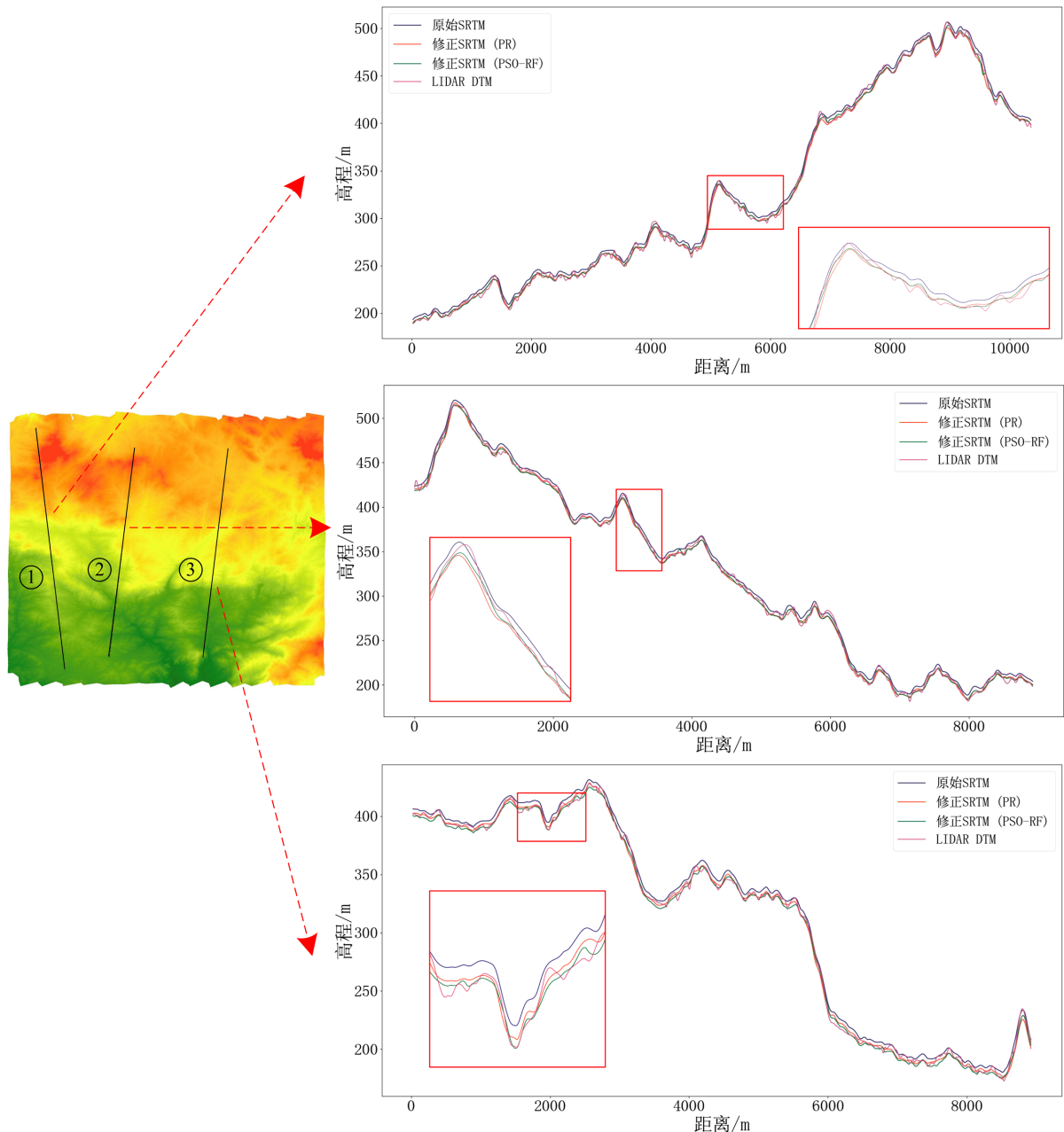
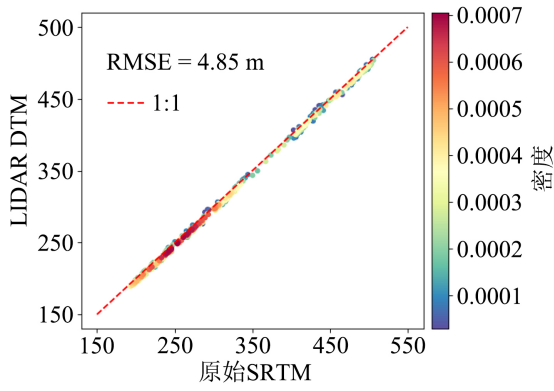


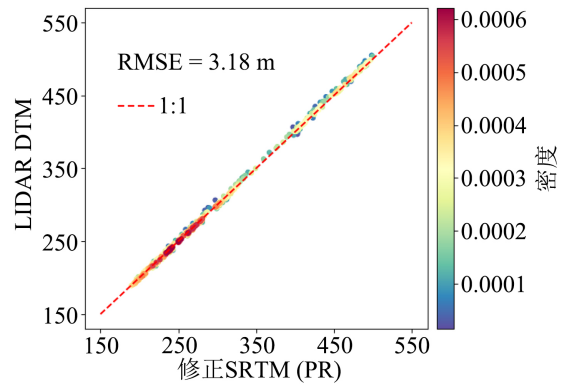
Figure 4. Comparison diagram of elevation profile curves

图 4. 高程剖面曲线对比图

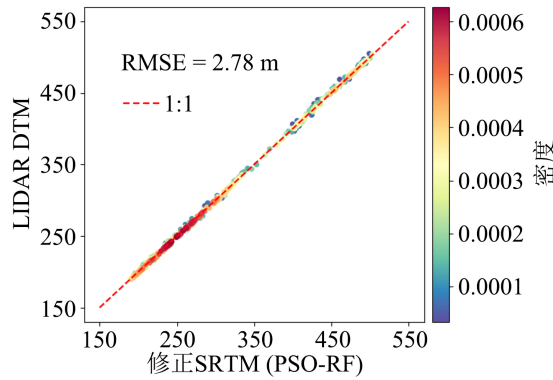




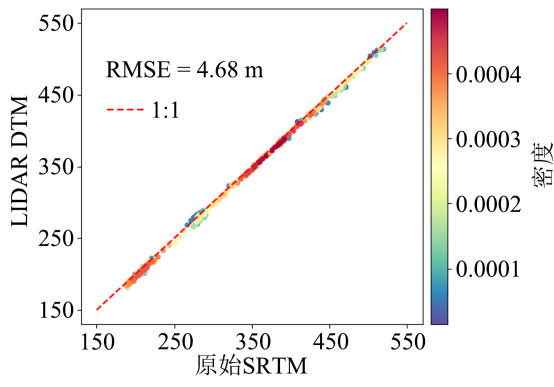
(a)



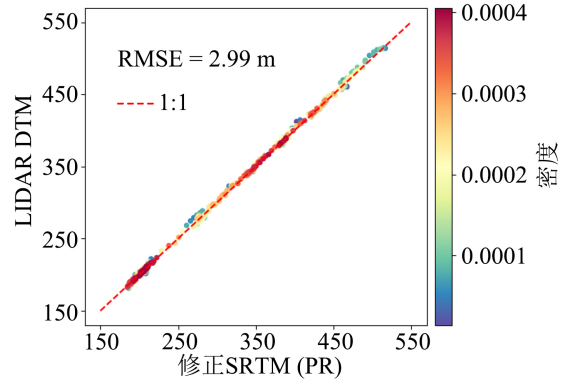
(b)



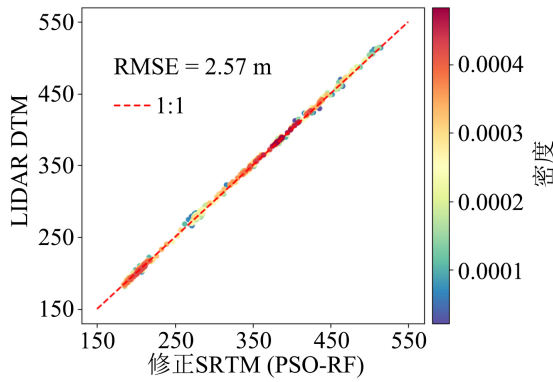
(c)



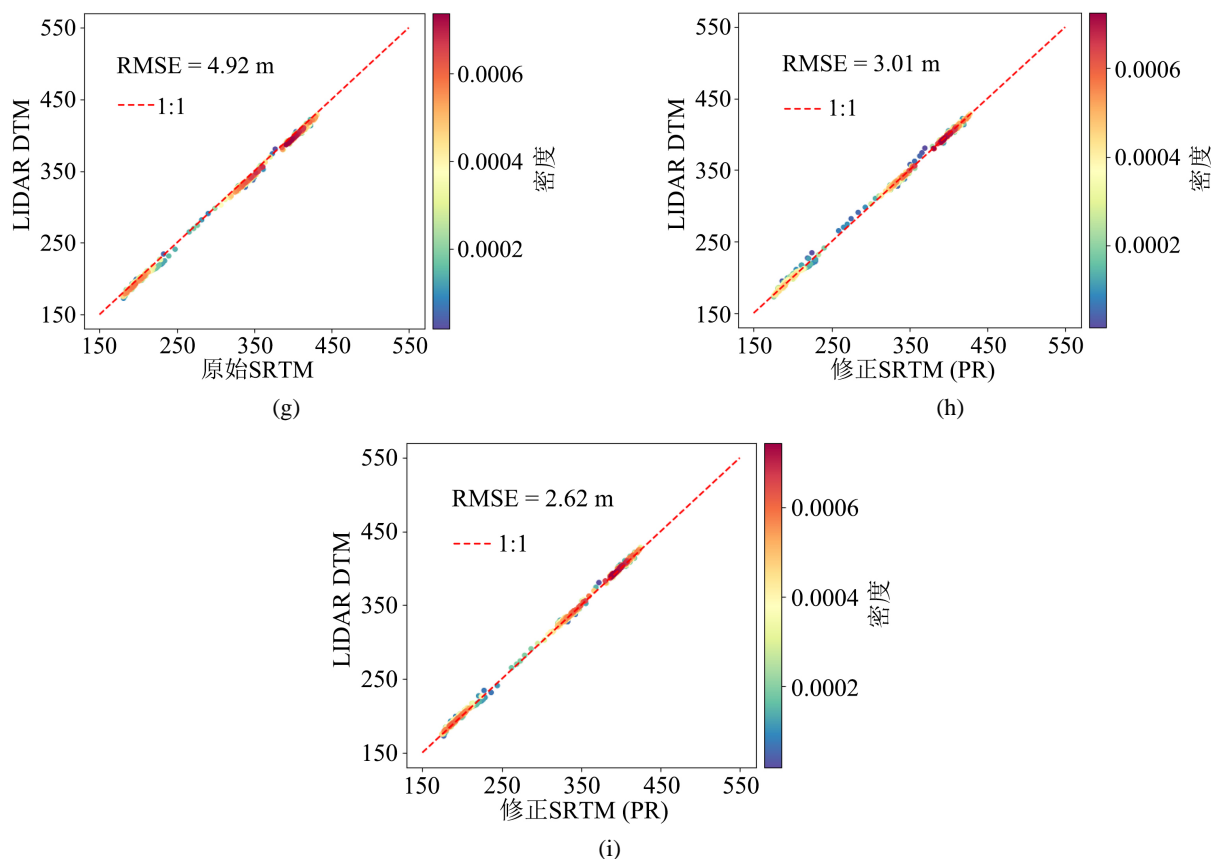
(d)



(e)



(f)



**Figure 5.** Elevation accuracy evaluation of original SRTM and corrected SRTM

**图 5.** 原始 SRTM、修正 SRTM 高程精度评价

从图 4 中所示的剖面曲线中按一定间隔提取用于精度定量评价的高程点,得到相对应的原始 SRTM、两种模型修正的 SRTM 和 LIDAR DTM 的高程值,以 LIDAR DTM 高程值作为参考高程值,计算各 SRTM 与参考高程之间的 *RMSE*,计算结果如图 5 散点密度图所示。其中,图 5(a)~(c)分别为图 4 中直线①处的原始 SRTM、基于 PR 的模型修正的 SRTM、基于 PSO-RF 的模型修正的 SRTM 高程精度评价结果,图 5(d)~(f)分别为直线②处对应的三种 SRTM 高程精度评价结果,图 5(g)~(i)分别为直线③处对应的三种 SRTM 高程精度评价结果。从图中可以看出,相对于原始 SRTM,三组试验中经过模型修正后的 SRTM 所对应的 *RMSE* 明显减小,其中基于 PR 的模型对应的 *RMSE* 在三组实验中分别减小了 34.4%、36.6% 和 38.8%,基于 PSO-RF 的模型对应的 *RMSE* 在三组实验中分别减小了 42.7%、45.1% 和 46.7%,三组实验的基于 PSO-RF 的模型修正效果都要优于基于 PR 的模型,相比于基于 PR 的模型其可将高程误差又分别减小 8.3%, 8.5% 和 7.9%。

综合以上实验结果,在 LIDAR DTM 区域内,修正 SRTM 较好地减小了高程误差,且基于 PSO-RF 的修正模型精度要优于基于 PR 的修正模型。

## 5. 结论

本文以 ICESat-2/ATLAS 参考高程光子为基础,综合经纬度、地形因子和地表覆盖类型等多类别高程误差影响变量,利用 PSO-RF 构建 SRTM 高程误差修正模型对研究区域 SRTM 进行修正。经过理论分析及实验对比分析,得结论如下:

SRTM 应用 PSO-RF 方法构造的高程误差修正模型后, 高程误差得到明显的降低, 修正精度好于 PR 方法, 表明了机器学习能更好地挖掘 SRTM 高程误差与其影响变量存在的非线性关系, 相较于现有方法, 本文所提方法在解决 SRTM 高程误差修正问题方面具有一定的优势。

但是, 本文修正后的 SRTM 依然在某些区域存在一定的高程误差, 这可能是 ICESat-2 数据与 SRTM 数据之间因时相差异或某些本文所没有考虑的隐含误差因素所造成的, 在今后工作中, 将进一步研究影响 SRTM 高程误差的因素, 提高修正模型精度。

## 参考文献

- [1] 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): 1305-1325.
- [2] 唐新明, 李世金, 李涛, 等. 全球数字高程产品概述[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 167-181.
- [3] Gorokhovich, Y. and Voustianiouk, A. (2006) Accuracy Assessment of the Processed SRTM-Based Elevation Data by CGIAR Using Field Data from USA and Thailand and Its Relation to the Terrain Characteristics. *Remote Sensing of Environment*, **104**, 409-415. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.05.012>
- [4] 李鹏, 李振洪, 施闯, 等. 中国地区 30m 分辨率 SRTM 质量评估[J]. 测绘通报, 2016(9): 24-28.
- [5] Su, Y. and Guo, Q. (2014) A Practical Method for SRTM DEM Correction over Vegetated Mountain Areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **87**, 216-228. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.009>
- [6] Zhao, X.Q., Su, Y.J., Hu, T.Y., et al. (2018) A Global Corrected SRTM DEM Product for Vegetated Areas. *Remote Sensing Letters*, **9**, 393-402. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2018.1425560>
- [7] Wendi, D., Liang, S., Sun, Y. and Doan, C.D. (2016) An Innovative Approach to Improve SRTM DEM Using Multispectral Imagery and Artificial Neural Network. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, **8**, 691-702. <https://doi.org/10.1002/2015MS000536>
- [8] 杜小平, 郭华东, 范湘涛, 等. 基于 ICESat/GLAS 数据的中国典型区域 SRTM 与 ASTER GDEM 高程精度评价[J]. 地球科学(中国地质大学学报), 2013, 38(4): 887-897.
- [9] Su, Y.J., Guo, Q.H., Ma, Q. and Li, W.K. (2015) SRTM DEM Correction in Vegetated Mountain Areas through the Integration of Spaceborne LiDAR, Airborne LiDAR, and Optical Imagery. *Remote Sensing*, **7**, 11202-11225. <https://doi.org/10.3390/rs70911202>
- [10] 秦臣臣, 陈传法, 杨娜, 等. 基于 ICESat/GLAS 的山东省 SRTM 与 ASTER GDEM 高程精度评价与修正[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(3): 351-360.
- [11] 杨帅, 杨娜, 陈传法, 等. 顾及数据配准的江西省 SRTM DEM 精度评价和修正[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(5): 869-881.
- [12] 朱笑笑, 王成, 刁晓环, 等. ICESat-2 星载光子计数激光雷达数据处理与应用研究进展[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(11): 68-77.
- [13] Mgruder, L., Neuenschwander, A. and Klotz, B. (2021) Digital Terrain Model Elevation Corrections Using Space-Based Imagery and ICESat-2 Laser Altimetry. *Remote Sensing of Environment*, **264**, Article ID: 112621. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112621>
- [14] 单杰, 田祥希, 李爽, 等. 星载激光测高技术进展[J]. 测绘学报, 2022, 51(6): 964-982.
- [15] Neuenschwander, A. and Pitts, K. (2019) The ATL08 Land and Vegetation Product for the ICESat-2 Mission. *Remote Sensing of Environment*, **221**, 247-259. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.005>
- [16] 董佳臣, 倪文俭, 张志玉, 等. ICESat-2 植被冠层高度和地表高程数据产品用于森林高度提取的效果评价[J]. 遥感学报, 2021, 25(6): 1294-1307.
- [17] 黄佳鹏, 邢艳秋, 秦磊, 等. ICESat-2/ATLAS 数据反演林下地形精度验证[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(11): 114-123.
- [18] Li, Y., Fu, H., Zhu, J. and Wang, C.C. (2021) A Filtering Method for ICESat-2 Photon Point Cloud Data Based on Relative Neighboring Relationship and Local Weighted Distance Statistics. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **18**, 1891-1895. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2020.3011215>
- [19] 刘翔, 张立华, 戴泽源, 等. 一种无输入参数的强噪声背景下 ICESat-2 点云去噪方法[J]. 光子学报, 2022, 51(11): 346-356.
- [20] Zhang, G., Xing, S., Xu, Q., et al. (2022) Ground Photon Extraction from Photon-Counting LiDAR Data Using Adap-

---

tive Cloth Simulation with Terrain Index. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **19**, 1-5.  
<https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3170296>

- [21] Breiman, L. (2001) Random Forests. *Machine Learning*, **45**, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- [22] 仇文岗, 唐理斌, 陈福勇, 等. 基于 4 种超参数优化算法及随机森林模型预测 TBM 掘进速度[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2021, 29(5): 1186-1200.
- [23] 余婷婷, 董有福. 利用随机森林回归算法校正 ASTER GDEM 高程误差[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2021, 46(7): 1098-1105.
- [24] 杨倩倩, 靳才溢, 李同文, 等. 数据驱动的定量遥感研究进展与挑战[J]. *遥感学报*, 2022, 26(2): 268-285.
- [25] 郭丽丽, 刘勇, 王卫西. 粒子群优化算法之惯性权值递减策略的改进[J]. *黑龙江大学学报*, 2019, 10(1): 67-71.