

三维建模道路地形三维可视化分析

徐 亮, 沈蕴红

(中国市政工程西南设计研究总院有限公司, 四川 成都 610000)

摘 要: 研究一种可以适用于道路地形三维建模的 DEM 可视化模型精度优化方案。通过对道路地形三维 DEM 模型的现状和问题分析,发现在不改变当前基于无人机航测遥感硬件设备的基础上,通过充分优化后置数据平差算法,引入带有数据卷积功能的多列神经网络机器学习技术,可以将基于多种测量技术的混合测量结果进行综合平差的数据精度提升 2 个数量级。在仿真试验中表明,在可视化结果中的长度截取误差、以及基于上述长度截取过程获得的工程量计算误差、材料费计算误差、工程总造价误差等方面,优化算法分别将数据精度提升 90.7%、86.0%、87.6%、79.3%。最终认为,虽然该方案尚未被工程测量相关国家标准接纳和支持,但单纯从数据角度分析,该方案在公路规划设计领域的工程测量中表现出一定的积极意义,具有一定的推广价值。

关键词: 三维 DEM 模型;道路工程;地形测量;三维可视化;机器学习

中图分类号: U412.5

文献标志码: B

文章编号: 1009-7716(2021)10-0071-04

0 引 言

在基于 GIS 的高精度三维地形模型上进行道路规划设计与施工设计,是当前道路基建规划设计中的重要技术改革方向。道路 BIM 工程信息综合管理系统中的基础数据质量,直接影响到后续的施工接续调度、工程量分析、工程造价分析、成本控制、劳动组织、附属设施规划设计等管理环节。而基于高精度三维地形模型的基础数据的获取、治理、建模方案,是向 BIM 提供更高精度数据的前提条件。

使用无人机携带高精度倾斜摄影设备对道路规划区进行低空航拍扫描,在机载高精度 GPS 设备提供的参考点数据支持下,与 GIS 高精度平面地图进行数据融合,使用 Smart3D 软件工具包获取规划区的 DEM 三维模型。部分工程使用倾斜摄影与激光点云成像技术相结合,实现对数据精度的更大提升。

基于无人机低空航拍技术的 DEM 三维模型的数据治理,即对误差数据进行充分平差的计算方式,是其三维可视化成果精度的有效保障。因为当前使用全站仪进行水平坐标和垂直高程定位的方式误差可以做到 ± 50 mm 以内,所以该模式在无人机机载 GPS 移动定位信号精度仅能达到米级水平的前提下,实现对地表测量点误差小于 ± 50 mm 的平差计

算,是本文研究的重点。

1 道路规划无人机航拍的数据来源

基于无人机航拍的数据,一般来自 3 个方向,一是无人机机载 GPS 的实时数据,在航拍系统的设计中,无人机每次倾斜摄影拍照或者获取激光点云数据时,均会在数据头部标记拍照时的 GPS 实时定位结果;二是倾斜摄影的图像点阵数据;三是激光点云点阵数据。另外,在进行后期数据融合时,所有相关数据需要与 GIS 平面地理信息数据进行融合,见图 1。

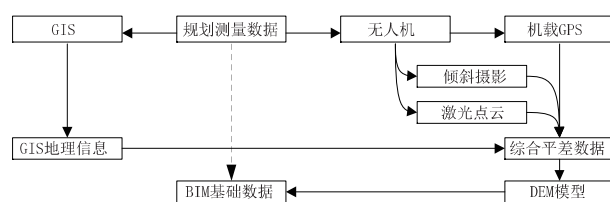


图 1 道路规划测量的数据流程图

图 1 中,道路规划测量的数据来源,主要为无人机数据和 GIS 数据两个核心来源,其中 GIS 数据的精度一般为 ± 50 mm,倾斜摄影和激光点云数据本身的精度远小于 ± 50 mm,但机载 GPS 在高速移动模式下的定位精度,一般大于 $\pm 1\ 000$ mm。此时,综合平差方案将 DEM 模型的精度控制在 ± 50 mm 以内。DEM 模型注入到道路工程 BIM 管理信息系统中,用于后续的道路工程管理。

所以,本文研究重点在于研究在机载 GPS 定位数据、倾斜摄影数据、激光点云数据、GIS 地理信息数据的基础上,实现对综合平差数据精度的有效控制。

收稿日期: 2021-04-06

作者简介: 徐亮(1988—),男,本科,工程师,从事公路与城市道桥设计工作。

2 传统平差算法及其局限性

传统平差算法中,使用倾斜摄影的照片数据集与机载 GPS 定位数据集相结合,形成倾斜摄影定位数据,使用激光点云数据集与机载 GPS 定位数据集相结合,形成激光点云定位数据,将上述两个数据初步平差结果与 GIS 地球地理信息数据集相结合,形成倾斜摄影定位数据的平差结果和激光点云定位数据的平差结果,进而在两个平差结果的基础上,再次结合 GIS 地球地理信息数据集,形成最终的综合平差结果,见图 2。

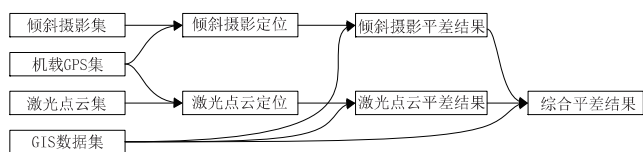


图2 传统平差算法数据流程图

图2中,第一步形成倾斜摄影定位和激光点云定位的过程,可以利用 Smart3D 工业软件工具包实现,该过程为一个全封装过程。经过相关文献的数据分析研究,该过程的数据平差算法已经拥有一定的领先性,本文研究也同样采用了 Smart3D 的工业软件工具包,所以对其详细平差过程不再进行深入讨论。而在整合 GIS 地球地理信息数据集的过程中,则需要进行深入研究。

其中,不论是倾斜摄影定位、激光点云定位、GIS 数据坐标等,其数据本质是基于水平坐标系的 (X, Y) 坐标和基于高程系统的 H 坐标,即对特定标志点,在上述数据流中形成一个坐标系统 M ,见式(1):

$$M = \begin{bmatrix} X_0 & Y_0 & H_0 \\ X_1 & Y_1 & H_1 \\ X_2 & Y_2 & H_2 \\ X_G & Y_G & H_G \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $[X_0, Y_0, H_0]$ 为标志点的理论真实坐标系位置; $[X_1, Y_1, H_1]$ 和 $[X_2, Y_2, H_2]$ 分别为倾斜摄影经 Smart3D 分析后的 DEM 结果和激光点云经 Smart3D 分析后的 DEM 结果; $[X_G, Y_G, H_G]$ 为该标志点在 GIS 地球地理信息数据库中的标记坐标;

相关文献分析中 $[X_1, Y_1, H_1]$ 、 $[X_2, Y_2, H_2]$ 、 $[X_G, Y_G, H_G]$ 的空间位置,与 $[X_0, Y_0, H_0]$ 空间位置之间的直线距离,均小于 50 mm,所以,传统平差算法会将 $[X_1, Y_1, H_1]$ 、 $[X_2, Y_2, H_2]$ 、 $[X_G, Y_G, H_G]$ 的空间位置构建一个三角形,通过求取三角形重心点的方式,获得更接近 $[X_0, Y_0, H_0]$ 坐标位置的最终测量结果。如公

式(2):

$$\begin{cases} X' = \sqrt{\frac{X_1^2 + X_2^2 + X_G^2}{3}} \\ Y' = \sqrt{\frac{Y_1^2 + Y_2^2 + Y_G^2}{3}} \\ H' = \sqrt{\frac{H_1^2 + H_2^2 + H_G^2}{3}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $[X_1, Y_1, H_1]$ 、 $[X_2, Y_2, H_2]$ 、 $[X_G, Y_G, H_G]$ 的定义与式(1)相同; $[X', Y', H']$ 为平差后的计算结果。

经过式(2)的两次平差,即使用 GIS 地球地理信息数据分别对倾斜摄影 DEM 数据和激光点云 DEM 数据进行两次平差,再将两次平差结果与 GIS 地球地理信息数据再进行一次平差,最终得出的平差结果,距离 $[X_0, Y_0, H_0]$ 的直线距离,应远小于理论值的 ± 50 mm 级别,基本可以保证实现亚厘米级的平差计算。

3 基于机器学习的平差技术革新

3.1 传统算法的局限性

分析前节中得出 $[X', Y', H']$ 最终平差结果的过程,可以发现一个本质问题,即在整个平差过程中,因为数据不完备定理,我们无法准确获得 $[X_0, Y_0, H_0]$ 的准确坐标,即对整个平差过程的评价中,计算过程无法准确得到 $[X_0, Y_0, H_0]$ 的坐标并得到 $[X', Y', H']$ 的实际误差。

所以,当前评价 $[X', Y', H']$ 平差质量的方式,是通过 $[X', Y', H']$ 中理论直线分布点之间进行一次直线函数拟合,求取其 R^2 值,当 $R^2 > 0.999 0$ 时,认为数据达到了理论精度。数据的线性回归与 R^2 计算过程,也在 SPSS 软件中得到了充分的封装整合,此处无需进行计算过程的深度解释。但是,如果采用更优化的算法,获得更大的 R^2 值,即可认为数据平差算法获得了更显著的提升。

3.2 神经网络的左右互搏算法

将倾斜摄影定位 DEM 结果和激光点云定位 DEM 结果,结合 GIS 地球地理信息数据进行基于机器学习多列神经网络的 $[X_A, Y_A, H_A]$ 结果,且每次调整系数后,判断一系列理论直线状态 $[X_A, Y_A, H_A]$ 坐标的 R^2 值,使其无限趋向于 1.000,那么,机器学习过程会得到持续优化。其数据流见图 3。

图3中,选择一系列神经网络训练用数据,该数据通过计算机直接模拟获得,并非为实测数据,使其更接近直线分布的规律。通过针对 X, Y, H 三列输出结果的神经网络系统,对该列数据进行平差计算,最

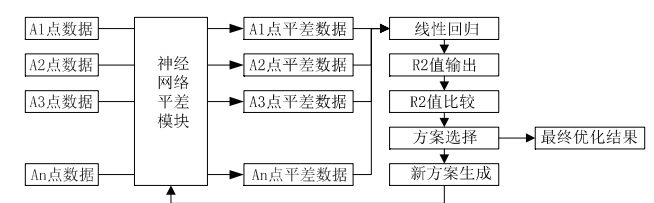


图 3 神经网络的左右互搏算法数据流程图

终得到一系列平差结果数据,然后使用 SPSS 二次开发接口实现的线性回归和 R^2 值输出,比较数据的 R^2 值差异,选择 R^2 值最小的神经网络待回归参数的深度迭代回归方案,进而生成新方案进行二次比较,当该循环过程将 R^2 值迭代到 0.999 990 以上时,认为神经网络的优化结果达到要求并将该方案保留。

此时,神经网络的多列架构见图 4。

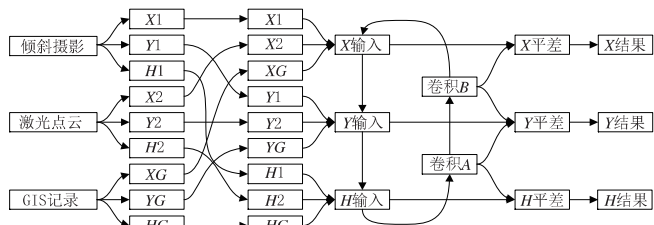


图 4 多列神经网络内部数据流图

图 4 中,来自倾斜摄影的 DEM 数据、激光点云的 DEM 数据、GIS 的记录数据,进行拆分重组后,形成针对 X 、 Y 、 H 三个输出需求的输入数据集,分别为三组数据的 X 数据、 Y 数据和 H 数据,三列数据分别输入后,使用 2 个卷积模块,实现对数据的卷积整合,再将卷积数据整合到三列神经网络的平差模块中。最终输出经过多列神经网络平差计算的 X 结果、 Y 结果和 H 结果。

其中, X 输入、 Y 输入、 H 输入、卷积 A、卷积 B 模块,其统计学意义在于实现数据的充分融合,所以可以使用多项式函数进行模块中的隐藏层节点设计,且因为 X 输入、 Y 输入、 H 输入三个模块的输入项为 4 项,卷积 A、卷积 B 的输入项为 1 项,所有卷积输入模块的输出项均为 1 项,且其统计学意义仅为数据融合,所以其隐藏层结构按照最简设计,第 1 层设计

5 个节点,第 2 层设计 3 个节点,然后直接进入输出层。其节点函数可以写做式(3):

$$Y = \sum_{j=0}^5 A_j X_i^j \tag{3}$$

式中: X_i 为第 i 个输入数据; Y 为节点输出数据; j 为多项式阶数; A_j 为第 j 阶多项式的待回归变量;当 $j=0$ 时, $X_i^j=1$ 。

在三列多列神经网络的平差模块中,即 X 平差、 Y 平差、 H 平差,分别为 2 个、3 个、2 个输入项,均提供 1 个输出项,输出项直接为平差后的带量纲结果。该过程的统计学意义为发现数据的深度统计学规律,所以,如果同样采用 2 层隐藏层设计,那么第 1 层应为充分发现数据的统计学非线性分布规律,所以仍需要采用公式(3)的多项式回归函数进行节点设计,第 2 层应对数据细节进行充分整理,应采用对数函数进行节点管理。且为了加深数据特征的逼近能力,节点数量应适当加大,所以,隐藏层第 1 层设计 11 个节点,第 2 层设计 17 个节点。其第 2 层的对数回归函数的基函数如式(4):

$$Y = \sum (A \cdot \text{Log}_e X_i + B) \tag{4}$$

式中: X_i 为第 i 个输入数据; Y 为节点输出数据; A 、 B 为待回归变量。

4 数据的仿真实验

使用激光放线法,在地表构建长度为 5 km 的 5 条直线分布点序列,使用无人机挂载激光点云设备、倾斜摄影设备、机载 GPS 设备进行基于多次通场法的试验性测量,且将该坐标点在 GIS 地球地理信息数据库中进行标注,获得 GIS 地球地理信息数据集。对该方案使用直接激光点云数据、直接倾斜摄影数据、系统内置平差法整合上述三组信息获得的传统方案平差数据,以及基于上述机器学习算法的神经网络平差数据进行比较,可以得到表 1。

表 1 仿真实测数据的 R^2 值比较结果对比表

R^2 值比较	高程差	测线长度	激光点云	倾斜摄影	传统平差	神经网络平差
实测 1	154 m	5 149 m	0.998 721	0.997 324	0.999 274	0.999 991
实测 2	209 m	5 032 m	0.998 324	0.997 673	0.999 303	0.999 993
实测 3	357 m	4 986 m	0.998 972	0.997 269	0.999 472	0.999 992
实测 4	249 m	5 119 m	0.998 319	0.997 638	0.999 318	0.999 993
实测 5	181 m	4 835 m	0.998 498	0.997 765	0.999 639	0.999 995

表1中,5条基于激光放线法实现的长度 $5\text{ km} \pm 200\text{ m}$ 的测线中,高程差为 $154\sim 357\text{ m}$,符合一般公路规划地形的特征。在实测四种方式获得的数据 R^2 值时,发现激光点云的直接DEM数据 $R^2>0.998$,倾斜摄影的直接DEM数据 $R^2>0.997$,传统平差算法的 $R^2>0.999$,而采用本文优化的神经网络平差算法的结果值 $R^2>0.999\ 99$ 。可以认定,本文优化后的神经网络平差算法将传统平差算法结果优化了至少2个数量级,如果传统平差算法的平差结果误差达到 $\pm 50\text{ mm}$ 级别,那么使用本文优化的神经网络平差算法的实际测量结果,可以实现亚毫米级的平差计算。

但是,上述仿真实证方案为基于直线测线的理想测量过程,如果验证本文优化算法对实际公路规划设计中的应用效果,需要在CAE平台上,基于GIS全息三维地图,实现更优化的可视化结果展示,即通过在CAE+GIS的仿真平台上进行测量仿真,以获得更高精度的全息三维地图。因为在GIS系统中直接构建三维地图的方式可以获得完全已知的 $[X_0, Y_0, H_0]$ 坐标,所以可以在仿真计算中求取实际工程量的可视化量取值差异,见表2。

表2 基于CAE+GIS仿真评价结果对比表

对比项目	长度 截取误差	工程量 计算误差	材料费 计算误差	总造价 误差
传统平差	0.043%	0.057%	0.169%	0.208%
神经网络平差	0.004%	0.008%	0.021%	0.043%

表2中,对比传统平差算法获得的三维DEM可视化模型和基于本文优化的神经网络平差获得的三维DEM模型,在可视化结果中的长度截取误差、以及基于上述长度截取过程获得的工程量计算误差、材料费计算误差、工程总造价误差等方面,本文优化算法分别将数据精度提升90.7%、86.0%、87.6%、79.3%。该结果与上述理想状态下数据提升2个数量

级的结果基本吻合。

5 结 语

通过现状及问题分析,发现当前道路规划设计过程中,工程测量精度仍有较大提升空间。在当前基于无人机航测遥感技术的三维DEM可视化硬件设备没有升级的前提下,通过充分优化基于多种测量模式获得数据的平差过程,在传统的三角法平差算法的基础上,引入神经网络和机器学习技术,使用带深度卷积的多列神经网络辅助平差计算,可以将当前平差计算的数据水平提升2个数量级,获得更高精度的测量结果。虽然该方案尚未被工程测量相关国家标准接纳和支持,但单纯从数据角度分析,该方案在公路规划设计领域的工程测量中表现出一定的积极意义,具有一定的推广价值。

参考文献:

- [1] 李琦,孔维彬.三维城市模型实现夜景模型研究[J].城市勘测,2020(4):12-15.
- [2] 刘宗凯,杨小强,韩金华.基于几何特征的不平整路面三维建模与分析研究[J].振动与冲击,2020,39(16):188-195.
- [3] 李洪江,杨永昆,冉启鹏.基于数字化虚拟推演的电网建设过程三维可视化研究[J].机械与电子,2020,38(8):33-37.
- [4] 强伟帆,郭艳军,周哲,等.虚拟仿真技术在地质学中的应用[J].高校地质学报,2020,26(4):464-471.
- [5] 吕孝晨.GIS三维可视化技术及其实现方法研究[J].决策探索(中),2020(8):92.
- [6] 张骋,苗新蕊,牟雪曼.高精地图车道的三维可视化[J].计算机与现代化,2020(8):21-25,55.
- [7] 方丽,陈多才,李红梅,等.三维地质建模在公路工程中的应用[J].路基工程,2019(5):156-159.
- [8] 龙波,彭欣,侯泽群.荔浦至玉林高速公路工程全要素对象BIM协同设计与施工管理[J].土木建筑工程信息技术,2019,11(2):85-90.
- [9] 陈云生,邓胜强,覃家琪.论岩溶区公路地质选线[J].西部交通科技,2018(4):27-31.
- [10] 甘露,王书增.公路工程的三维地质建模研究[J].科技信息,2011(10):308-309.

《城市道桥与防洪》杂志

是您合作的伙伴,为您提供平台,携手共同发展!

欢迎新老读者订阅期刊 欢迎新老客户刊登广告

投稿网站: <http://www.csdqyfh.com> 电话: 021-55008850 联系邮箱: cdq@smedi.com