引文格式：曹腾腾,张文,温晓明,等. 基于回归分析的测量机器人斜距改正模型研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(3): 17-20. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.03.004

基于回归分析的测量机器人斜距改正模型研究

曹腾腾[1]，张　文[2*]，温晓明[1]，贺　伟[1]
（1. 天生桥一级水电开发有限责任公司水力发电厂，贵州 兴义 562400；2. 武汉大学 测绘学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：受大气折光等因素的综合影响，测量机器人测距观测值存在较大误差。首先介绍了斜距的气象改正模型和后视差分改正模型，提出了一种基于回归分析的建模方法；然后对某大坝观测数据进行了实验分析，以基准点历史数据为数据集训练回归模型；最后利用不同改正模型对监测点的斜距观测值进行改正和对比分析。结果表明，以经验回归模型为代表的数学回归建模方法对斜距观测值的改正效果较好，可有效克服后视差分改正因距离和高差差异带来的影响，降低了传统方法需要现场采集气象元素的劳动强度。

关键词：大气折光；距离改正；回归分析；测量机器人
中图分类号：P232　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）03-0017-04

Research on the Slope Distance Correction Model of Georobot Based on Regression Analysis

CAO Tengteng[1], ZHANG Wen[2], WEN Xiaoming[1], HE Wei[1]
(1. Shuili Power Plant of Tianshengqiao First Level Hydropower Development Co. Ltd., Xingyi 562400, China;
2. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Affected by factors such as atmospheric refraction, there is a significant error in the distance measurement observations of georobots. Firstly, we introduced the meteorological correction model and the back-sight differential correction model of slope distance, and proposed a modeling method based on regression analysis. Then, taking the historical data of benchmark point as the dataset to train the regression model, we conducted experiments on the observation data of a certain dam. Finally, we used different correction models to correct the slope distance observations of monitoring points, and conducted comparative analysis. The experimental results show that the mathematical regression modeling method represented by the empirical regression model has a good correction effect on the slope distance observations, which can effectively overcome the influence of back-sight differential correction due to distance and height difference, and reduce the labor intensity required by traditional methods to collect meteorological elements on site.

Key words: atmospheric refraction, distance correction, regression analysis, georobot

受大气折光等因素影响，测量机器人得到的观测值仍存在较大误差，尤其是在三角高程方面，对计算监测点坐标有较大影响[1-5]，因此对实时采集的斜距数据建立改正模型，对于工程变形监测具有重要意义[6]。传统测量机器人斜距改正方法是在监测过程中同步测定测站和棱镜处的干、湿温和大气压，再代入气象改正公式计算改正后的斜距[7-8]。部分学者[9-11]对改正方法进行了优化，在这些研究的基础上，本文通过数学回归建模对基准点的历史观测数据进行分析，探究了外界因素对斜距观测值的影响，并建立了相应的改正模型，进一步提高了斜距观测值的精度。

1　斜距观测值改正模型

1.1　传统改正模型

传统监测系统斜距观测值主要进行常数改正和气象改正。

1）加常数改正。若测距仪安置中心位置与测算起点真实位置不重合，二者之间的差值即为加常数改正，包括测距仪加常数和反光镜加常数。不同型号测距仪的加常数改正值存在差异，且可能随着仪器的使用而变化，因此需要定期对加常数进行测定[12-13]。

2）乘常数改正。若仪器的实际工作频率与出厂

项目来源：国家自然科学基金资助项目（42174052）。
第一作者简介：曹腾腾（1989—），硕士，工程师，研究方向为大坝安全监测，E-mail：caoteng198905@163.com。
通信作者：张文（1988—），博士，助理研究员，研究方向为变形监测与灾害预警、精密工程测量，E-mail：wzhang@whu.edu.cn。

标定频率不同，由此加入的改正值即为乘常数改正。该频率偏差对测距结果的影响与测量距离成正比，计算公式为：

$$\Delta D_R = \frac{f - f'}{f'} \times D' \tag{1}$$

式中，f 为标准频率；f' 为实际工作频率；D' 为实测距离。

3）气象改正。测距仪通过测定电磁波往返于测距仪和目标之间的时间以及电磁波的传播速度来计算距离。由于电磁波的速度受环境因素影响，且仪器实际测量时波长不等于理论调制波长，导致测量结果不准确，这种误差需通过气象改正来消除[14-15]。仪器测距的计算公式为：

$$D = \frac{1}{2} \times t \times \frac{c}{n'} \tag{2}$$

式中，c 为真空光速；n' 为作业时气象条件下的实际群折射率；t 为测量时间。

在计算载波波长时，采用的是标准大气折射率 n，因此需加气象改正数 ΔD_n，对式（2）进行微分，则有：

$$\Delta D_n = -\frac{1}{2} \times \frac{c}{(n')^2} \times t \times \Delta n' = D \times \frac{\Delta n'}{n'} \tag{3}$$

取 $\Delta n' = n' - n$，由于 $n' \approx 1$，气象改正的计算公式为：

$$\Delta D_n = -\frac{n' - n}{n'} \times D \approx (n - n') \times D \tag{4}$$

1.2 后视差分改正模型[16-17]

在监测系统中通常认为测站点和基准点是稳定不变的，根据布设时记录的三维点位坐标可计算得到两点间的斜距。若不考虑与施工控制网联测，一般将监测网建立为独立空间直角坐标系，此时不用考虑地球曲率改正和投影改正。在实际监测中，测量机器人获取的测站点与基准点的实测斜距 D' 与真实斜距 D_0 存在偏差，假设二者差异是由气象因素引起的，而同一测回中可认为外界因素在基准点和监测点造成的差异相同，因此可根据 D_0 和 D' 计算得到外界因素对斜距观测值的影响系数，即

$$k_i = \frac{D_0 - D'}{D'} \tag{5}$$

若有多个基准点与监测点在同一监测组，则对所有基准点的同期影响系数取均值后作为该监测点改正时的影响系数。

1.3 基于回归分析的改正模型

测量机器人监测系统通常会在监测站处设置气象站，采集数据时气象站同步记录当时的气象数据，在同一测回内可将测站处的气象数据近似作为监测区域的气象数据。由改正模型可知，斜距的 ΔD_n 与测站至测点的斜距、温度、湿度、气压有关，因此可采用机器学习中的回归模型，以基准点的历史观测数据为基础，以测站至基准点的斜距、高差、温度、湿度、气压为输入量，以基准点斜距修正值为输出量，构建回归模型。训练和验证模型后，对监测点进行高精度、自动化改正。

2 实验与结果分析

2.1 实验数据

本文利用某大坝变形监测数据进行实验分析，自动化监测系统建设了4个测站STA1~STA4，12个后视定向基准点TN01~TN04、XY01~XY04、XZ01~XZ04。为保证样本数据的全面性，以所有基准点1年的观测数据为样本数据，共365期，每期观测值均为约凌晨1点测得。斜距范围为540~760 m，高差范围为−140~120 m，温度范围为1.2~33.5 ℃，湿度范围为44.6%~97.2%，气压范围为86~96 kPa，部分样本数据见表1。

表1 部分样本数据展示

测点名称	测量时间	斜距/m	高差/m	温度/℃	湿度/%	气压/kPa	斜距改正值/mm
STA1_TN01	2019-11-11	635.31	−52.71	11.76	91.31	87.50	−8.5
STA1_TN03	2019-11-11	701.24	−52.22	11.76	91.31	87.50	−4.1
STA1_XY01	2019-11-11	751.41	23.07	11.76	91.31	87.50	22.2
STA2_XY03	2019-11-11	566.39	−111.37	12.98	87.68	87.87	−12.8
STA3_TN02	2019-11-11	700.76	26.17	11.29	94.12	87.65	−12.8
STA3_TN04	2019-11-11	696.41	11.45	11.29	94.12	87.65	−12.8
STA4_TN02	2019-11-11	700.20	116.62	11.68	88.27	88.49	−12.8
STA4_TN04	2019-11-11	563.04	101.91	11.68	88.27	88.49	−12.8
STA4_XZ03	2019-11-11	588.45	−33.60	11.68	88.27	88.49	−12.8

2.2　数据相关性分析

绘制数据集的相关性热力图和变量间联系矩阵图（图1、2）可知，斜距改正值与5个列举的因素均存在一定相关性，再分别采用经验回归模型和机器学习模型对数据集进行建模。

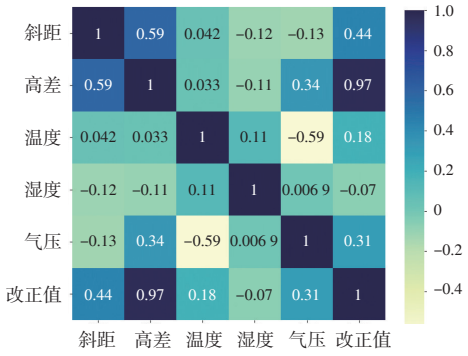


图1　变量间相关性热力图

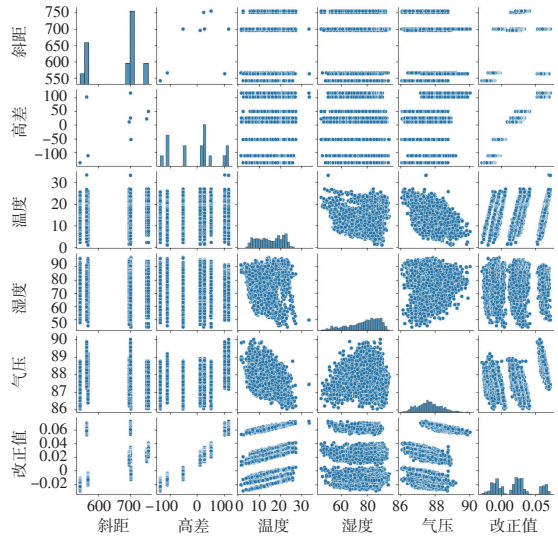


图2　变量间联系的矩阵图

2.3　回归分析建模

本文采用经验回归模型和机器学习回归模型进行分析建模，并对比结果。在经验回归模型方面，采用线性模型分别对斜距改正值与变量进行拟合，计算公式为：

$$f(x)=\sum_{l=0,1} a_x x^l \tag{6}$$

式中，x 为自变量（斜距、高差、温度、湿度、气压）；a 为系数。

代入数据集数据，利用最小二乘法列出法方程，求解等式的系数矩阵，根据精度评估指标进行评定后确定最终模型；再将监测点数据代入模型进行改正。

在机器学习回归模型方面，采用随机森林回归、支持向量回归、弹性网络回归和梯度提升树回归模型，以斜距、高差、温度、湿度、气压为输入量，以斜距改正值为输出量进行回归模型训练。本文采用Python语言进行机器学习回归建模，调用模型较全面、处理数据能力强大的SciKit-Learn库实现。由于训练的样本集在斜距、高差方面较离散，且为防止过拟合，训练模型时采用交叉验证。机器学习交叉验证默认调用算法模型的Score方法进行得分估计；经验模型交叉验证时手动将样本数据随机分为训练集和验证集，训练集建模后代入验证集，计算验证集结果得分。交叉验证分数波动越小，说明模型越稳定；分数越高说明模型拟合效果越好。回归模型的评估结果见表2，交叉验证结果见表3，可以看出，经验回归模型的效果最好，能解释99.79%的方差变化，与真实值的偏离程度仅为1.59 mm，且各误差项均较小。由交叉验证5次的测试结果可知，随机森林回归、梯度提升树回归、经验回归模型的得分较稳定，说明这3种算法面对不同数据集的效果稳定。

表2　回归模型的评估结果

回归模型	RMSE/mm	MAE/mm	R^2/%	σ/mm
随机森林回归	0.54	3.13	99.96	2.70
支持向量机回归	27.66	22.48	0.21	2.72
弹性网络回归	2.32	1.96	89.26	2.70
梯度提升树回归	0.32	1.60	99.99	2.69
经验回归	1.81	1.59	99.79	0.43

表3　交叉验证得分

回归模型	1	2	3	4	5
随机森林回归	0.999 73	0.999 60	0.999 65	0.999 74	0.999 63
支持向量机回归	0.006 78	0.002 14	0.011 05	0.021 88	0.014 27
弹性网络回归	0.961 57	0.992 43	0.942 00	0.892 57	0.992 41
梯度提升树回归	0.999 89	0.999 86	0.999 90	0.999 88	0.999 88
经验回归	0.996 37	0.997 09	0.984 90	0.992 85	0.981 63

为验证回归模型提升斜距观测值精度的效果，以经验回归模型为例，将监测点的实测数据代入模型进行修正，观察模型的修正效果。选取测站STA1的10个监测点1年的实测数据进行实验，与后视差分改正方法进行对比，结果见表4、5。以监测点TP10R的改正情况为例，原始数据和不同改正模型的时间序列见图3，可以看出，与后视差分改正方法相比，经验回归模型改正后的斜距序列中误差更小，平均约降低了30.2%；斜距序列更稳定；离群值数量明显少于后视差分改正方法，很好地解决了分群现象导致的误差。

总体来看，以经验回归模型为代表的数学回归建模方法对斜距观测值的改正效果较好，可有效克服后视差分改正因距离和高差带来的影响，减轻了传统方

表4 监测点不同斜距序列的中误差/mm

监测点	原始斜距观测值中误差	后视差分模型中误差	经验回归模型中误差
TP2R	4.97	0.93	0.59
TP3R	5.15	0.92	0.82
TP4R	4.54	0.80	0.44
TP5R	4.24	0.88	0.57
TP6R	4.04	1.03	0.79
TP7R	3.56	1.52	1.26
TP9R	4.45	0.79	0.52
TP10R	4.08	0.84	0.58
TP11R	3.88	1.02	0.87
TP39R	5.89	2.00	1.05
平均	–	1.07	0.75

表5 监测点不同斜距序列的离群值数量/个

监测点	后视差分改正	经验回归模型
TP2R	10	4
TP3R	10	3
TP4R	10	3
TP5R	10	1
TP6R	6	1
TP7R	7	0
TP9R	10	5
TP10R	10	1
TP11R	7	2
TP39R	8	0

法需要现场采集气象元素的劳动强度；不足之处在于，训练模型的数据集中并未覆盖较大的自变量变化范围，对于不同环境荷载下的项目，模型参数通用性可能无法较好的匹配，需要利用各项目的数据进行训练，得到最优参数。另外，模型是基于基准点建立的，为更好地覆盖整个监测范围，应选择不同距离、不同高差、不同环境的基准点，尽可能将监测点包在改正模型场中。

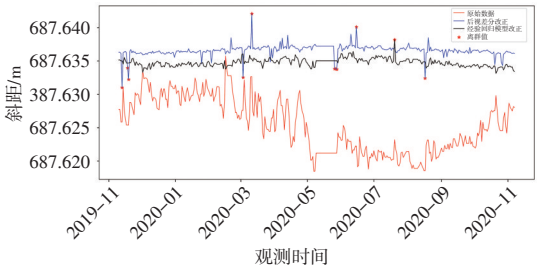


图3 监测点TP10R斜距不同模型下的改正结果

3 结 语

本文分析了测量机器人斜距观测值的误差来源，介绍了斜距的气象改正模型与后视差分改正模型，并提出了一种基于回归分析的建模方法。对某大坝观测数据进行了实验分析，以基准点历史数据为数据集训练回归模型，对监测点的斜距观测值进行改正。结果表明，回归模型改正后的斜距观测值与真实值差值均值为1.6 mm；本文方法改正后的斜距观测值中误差比后视差分改正法平均降低了30.2%，离群值数量平均减少了74%。

参考文献

[1] 黄声享. 变形监测数据处理[M]. 第2版. 武汉:武汉大学出版社,2010

[2] 潘正风,程效军,成枢. 数字测量原理与方法[M]. 第2版. 武汉:武汉大学出版社,2009

[3] 梅文胜,张正禄,郭际明,等. 测量机器人变形监测系统软件研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2002,27(2):165-171

[4] 郭际明,梅文胜,张正禄,等. 测量机器人系统构成与精度研究[J]. 武汉测绘科技大学学报,2000,25(5):421-425

[5] 晏红波,黄腾,邓标. 智能全站仪精密三角高程测量替代二等水准测量[J]. 水电自动化与大坝监测,2007,31(4):43-47

[6] 薛霄,王正厂. 基坑支护及其变形监测[J]. 地理空间信息,2022,20(10):124-128

[7] 马彦凤,常梦雅,樊海青,等. 基于基准网稳定性检验的自动化监测系统研究[J]. 地理空间信息,2024,22(3):104-109

[8] 姚辉,陈夙颖. 全站仪气象改正公式及气象元素测量精度对距离的影响[J]. 测绘通报,2008(4):14-16

[9] 张文,黄声享,李洋洋. 基于测量机器人的自动化变形监测系统设计与实现[J]. 测绘工程,2018,27(2):37-41

[10] 武致宇,张献州,黎冶,等. 最小二乘拟合的多基准站实时差分改正法[J]. 测绘科学,2019,44(9):29-34

[11] 江德军,黄会宝,柯虎,等. 多重极坐标分层差分在瀑布沟水电站变形监测中的应用[J]. 水力发电,2019,45(10):106-110

[12] 宛梅华,王熔,周华. 测距仪加常数的计算[J]. 工程勘察,1982,10(2):63-66

[13] 杨俊志. 论测距仪的加乘常数检测[J]. 测绘科技动态,1989,14(6):1-12

[14] 李建川,张宇,史波. 高边坡变形监测电磁波测距边长气象改正方法[J]. 人民长江,2018,49(4):56-60

[15] 牛秀博,魏玉敏. 基于测量机器人自动化监测系统的大气折光改正模型效果分析[J]. 吉林水利,2023(2):7-11

[16] 陈优良,卞焕,肖钢,等. 测量机器人自动极坐标二次基准差分改正方法[J]. 测绘科学,2020,45(8):33-40

[17] 张赛,黄声享,杨细源,等. 基于测量机器人的实时粗差探测方法研究[J]. 测绘通报,2021(增刊2):153-155