Hans汉斯

基于分布式UWB的形变监测算法

王晓青*,周启航,王晓爽

沈阳理工大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2024年1月2日; 录用日期: 2024年3月5日; 发布日期: 2024年3月14日

摘要

传统的UWB空间测距定位方法需要架设稳定的UWB基站,针对道路边坡坡面形变监测的实际环境存在 无法满足稳定基站的部署需求问题,提出基于多个UWB模块分布式测距的形变监测算法,无需架设基站 测量各个UWB标签的绝对位置,仅需通过采集标签之间的数据通信信息,获取UWB模块的相对位移测 距信息,通过本文设计的三种不同的分布式相对位移建模方法,利用集中式卡尔曼滤波数据融合方法, 间接获得分布式标签的总体位移情况,进而实现对坡面总体形变情况的监测。在室外环境下进行了仿真 坡面形变实验,实验结果表明,在未设置基站的环境下,本文提出的分布式UWB形变监测方法可以在无 固定基站情况下反应坡面的形变情况,有效提高了UWB测距定位技术在复杂路面边坡监测领域的适用性。

关键词

UWB技术,形变监测,位移测距

UWB-Based Landslide Change Data Analysis

Xiaoqing Wang*, Qihang Zhou, Xiaoshuang Wang

School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang Liaoning

Received: Jan. 2nd, 2024; accepted: Mar. 5th, 2024; published: Mar. 14th, 2024

Abstract

The traditional UWB spatial ranging and positioning method requires the installation of stable UWB base stations. In response to the problem that the actual environment of road slope deformation monitoring cannot meet the deployment requirements of stable base stations, a deformation monitoring algorithm based on distributed ranging of multiple UWB modules is proposed. There is no need to install a base station to measure the absolute position of each UWB tag, and only the relative displacement ranging information of the UWB module is obtained by collecting

*通讯作者。

data communication information between the tags, By using the three different distributed relative displacement modeling methods designed in this article and the centralized Kalman filtering data fusion method, the overall displacement of the distributed labels can be indirectly obtained, thereby achieving monitoring of the overall deformation of the slope surface. A simulation slope deformation experiment was conducted in an outdoor environment, and the experimental results showed that in the environment without a base station, the distributed UWB deformation monitoring method proposed in this paper can reflect the deformation of the slope without a fixed base station, effectively improving the applicability of UWB ranging and positioning technology in the field of complex road slope monitoring.

Keywords

UWB Technology, Deformation Monitoring, Displacement Ranging

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). <u>http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u> CC Open Access

1. 引言

铁路或公路边坡的滑坡灾害,严重影响道路安全,由于其具有强烈的突发性、高度隐蔽性等特点, 传统的人工巡检方法难以实现对滑坡灾害的及时感知与预警[1],因此寻求更有效的监测手段成为了地质 灾害防控工作的一个重要方向。

目前的室外位移监测多使用 GPS 技术,但利用 GPS 对滑坡进行组网监控面临费用高、功耗大等问题。 超宽带(UWB)技术的进步为高精度区域定位提供了一种创新性的替代方案[2] [3],该方案可作为 GPS 的 补充或替代,UWB 通过短暂的脉冲信号传输数据,这些脉冲具有低功耗、高安全性和低干扰等特性,可 以方便地组成无线传感网络,进行位置测量和信息传输。

基于 UWB 传感器的位移测量系统通常需要 3 个以上的固定 UWB 测量基站配合,方可测定被测的移动 UWB 模块位置,这些移动 UWB 模块被称为标签。在坡面形变监测领域,在坡面四周布置 UWB 基站,在坡面上部署多个标签点位,可较为方便的直接结算指出各个标签的绝对位移数据,进而分析出形变情况,但考虑到边坡监测存在地形限制的问题,有时难以实现在基站分布于标签四周,只能架设于坡面一侧的情况,造成测量不准,为了能更好地适应各类测试环境,本文提出基于多个 UWB 标签模块的分布式坡面形变监测方法,不采用在架设基站测量标签绝对位置的方式,改为依靠多标签模块之前的通信获取模块儿之间的相对位移变化,配合后期数据处理,分析是否产生了严重坡面形变。

2. 基于 UWB 的滑坡位移测距算法

2.1. 多标签分布式测距系统设计

在一般的 UWB 测距系统中,可以利用在被测物体四招部署多个固定 UWB 基站,测量移动的 UWB 标签的绝对位置[4] [5],如图 1 所示。基于上述方法,在被测坡面四周部署多个 UWB 基站,再在坡面上 布置多个 UWB 标签,通过测量 UWB 标签的绝对坐标判断坡面位移情况是一种较为直接的测量方式,但 考虑到部分边坡只有一侧相对安全,无法实现在坡面的四周搭建固定基站,本文设计一个利用多个 UWB 标签组合位移测距的方法来实现对这类坡面形变的有效监测。



Figure 1. Schematic diagram of UWB fixed base station positioning tags 图 1. UWB 固定基站对标签进行定位示意图

本文提出的基于多个 UWB 标签模块分布式算法,不采用在边坡一侧设置基站的方式,依靠多标签 模块之前的相对位移变化来做数据处理模型,分析是否产生滑坡;在相对位移的处理算法上,考虑到坡 面上的 UWB 标签设备在产生滑坡的瞬间变化形态均具有异构性,因此各标签之间在产生滑坡的瞬间位 移变化曲线关系并不相同[6] [7],本文在此基础上提出在此算法之下的三种位移监测方法,即树状测距、 环状测距、网状测距,示意图如图 2 所示。



2.1.1. 树状测距算法

在多标签中,设置其中一个标签 T₀ 作为坡面位移监测的标志点,分别计算处理其他各个标签 T₁-T_n 到该标志点 T₀之间的位移变化数据,在实验模拟产生滑坡时,实时监测各个标签到标志点 T₀位移的变化 值,并对其监测得到的滑坡位移数据同样进行降噪和数据融合处理分析,得到此算法下的位移滑坡模型; 结合示意图可知,此算法在产生滑坡时,作为标志点 T₀水平面或十分接近水平面的同一直线上的各个标 签,变化位移值会趋于平缓,而作为斜对角方向上或十分接近斜对角上的各个标签,位移趋于缓慢下降, 且逐步趋于水平方向的标签到标志点 T₀的位移变化值,作为最明显的标签点,是与标志点 T₀在同一垂直 方向或接近垂直方向上,滑坡过程中,与标志点T₀的位移距离值是逐步减少且趋于O。

2.1.2. 环状位移测距算法

将标签 *T*₀作为起点,找到下一个临近的标签 *T*₁,测距得到两者之间的位移变化值,然后依次连接下 一个标签 *T*₂,测距得到该 *T*₁-*T*₂两标签之间的位移变化值,以此类推,最后得到 *T*_n到起点 *T*₀之间的位移 变化值,得到环状一圈中依次两个标签之间的滑坡位移变化值,然后分别对滑坡的位移数据进行收集处 理,对其监测得到的滑坡位移数据同样进行降噪和数据融合处理分析,得到滑坡数据模型;例如上图示 意图展示,分别测得 *T*₀-*T*₁、*T*₁-*T*₂、*T*₂-*T*₃以及 *T*₃-*T*₄...*T*_n-*T*₁之间的位移变化;此算法在产生滑坡,作为趋 于水平面同一直线上的 UWB 标签之间的位移变化值趋于平缓,而作为接近竖直方向的 UWB 标签之间的 相对位移距离值是趋于下降状态且逐渐趋于 0。

2.1.3. 网状位移测距算法

分别计算所有 UWB 标签之间的所有滑坡位移变化数据,在滑坡时,实时监测各个标签到各个标签 的位移的变化值,并对其监测得到的滑坡位移数据同样进行降噪和数据融合处理分析,得到滑坡位移变 化数据模型曲线。结合示意图可知,此算法在产生滑坡时,作为位置为接近水平面同一直线上的两个标 签,位移变化值趋于平缓,作为位置为接近竖直方向的两个标签,两者的相对位移距离值是趋于下降状 态且趋 0,作为斜对角方向的标签之间的位移变化较为平缓略微下降。

同时,在保证硬件条件、使用环境和参数设置不变的前提下,三种位移测距方式在监测得到的滑坡 变化数据模型曲线相差并不大。可以看出,第三种网状位移测距,是在前两种树状、环状位移测距基础 上,对其他没有进行位移测距得到变化数据的标签,依次进行这些 UWB 标签两者之间的位移测距,得 到所有的滑坡变化数据,以此确保所有标签两两之间都进行了滑坡数据的处理,所有标签都有参与。这 种基于多个 UWB 标签模块分布式滑坡位移测距方法可以有效快速并直接地监测滑坡位移变化,同时也 没有忽略各个标签直接位移变化关系。

2.2. 测量数据处理方法

2.2.1. 位移数据平滑去噪

对 UWB 采集的数据进行处理,是提高数据融合与异常检测效率和精度的关键步骤,本文首先采用 了小波去噪方法对滑坡位移数据进行预处理。

UWB 采集的位移数据的平滑去噪过程涉及将位移变化视为趋势项和噪声项的组合过程,并通过去噪处理移除信号中的噪声成分以提取真实的变化值,从而优化数据处理与分析的效果。具体来说,通过平滑去噪与变换将原始信号分解为高频和低频两部分,通常噪声成分存在于高频部分中,通过设定特定的门限阈值来移除高频成分中的噪声,然后使用逆变换方法重构去除噪声后的高频和低频部分,以得到最终的平滑去噪信号,这一过程在提高滑坡监测数据分析精度方面起到了关键作用。

因此本文采用了 Daubechies 小波进行平滑去噪[8],本文选择分解层数为 3,阶数为 10,阶数越大数 据处理越平滑,并采用 Matlab 实现数据预处理。

2.2.2. 集中式卡尔曼数据融合

通过运用卡尔曼滤波对坡面部署的多个 UWB 标签收集到的位移信息进行数据融合,可以构建出滑 坡整体的位移变化模型,从而得到边坡整体形态变化[9] [10]。标准化衰减记忆卡尔曼滤波算法在面对复 杂的滑坡地形结构时,其应用效果有所不足,因此本文采用一种集中式自适应卡尔曼滤波数据融合算法 进行数据处理。

本文算法在第 k 个时刻的采样产生的残差序列由卡尔曼滤波算法计算得出,记作 v_k,如式(1)所示,

代表了实际值与测量值之间的误差,是评估滤波效果的关键指标。

$$v_k = Z_k - H_k \hat{X}_{k-1} \tag{1}$$

在该公式中, Z_k 代表测量值向量,而 H_k 是与之相关的测量矩阵。 \hat{X}_{k-1} 是通过卡尔曼增益矩阵 K_k 计算得出的后验估计值。

由此可推其协方差满足:

$$E\left[v_{k} \quad v_{k}^{\mathrm{T}}\right] = H_{k}P_{k-1}H_{k}^{\mathrm{T}} + R_{k}$$

$$\tag{2}$$

公式中的 *P*_{k-1} 指的是误差协方差矩阵,而 *R*_k 表示观测噪声矩阵。 依据发散判断原则:

$$v_k v_k^{\mathrm{T}} \le \gamma \cdot tr \left[E \left(v_k \quad v_k^{\mathrm{T}} \right) \right] \tag{3}$$

得出当y=1时有严格收敛判据,则使用下式:

$$P_k^- = A \left(\lambda P_{k-1}\right) A^{\mathrm{T}} + Q \tag{4}$$

公式中的A代表状态转移矩阵, λ是自适应衰减记忆因子, Q则表示过程噪声矩阵, 这些组成部分共同 构成了卡尔曼滤波算法的数学框架, 用于处理和分析监测数据。

替代式(2)中的 P_{k-1} 可得到:

$$E\left[v_{k} \quad v_{k}^{\mathrm{T}}\right] = H_{k}\left[A_{k}\left(\lambda P_{k-1}^{*}\right)A_{k}^{\mathrm{T}} + Q_{k-1}\right]H_{k}^{\mathrm{T}} + R_{k}$$

$$\tag{5}$$

最后可得自适应衰减记忆因子λ表达式为:

$$\lambda = \frac{v_k v_k^{\mathrm{T}} - tr \left[H_k Q_{k-1} H_k^{\mathrm{T}} + R_k \right]}{tr \left[H_k A_k P_{k-1}^* A_k^{\mathrm{T}} H_k^{\mathrm{T}} \right]}$$
(6)

3. 实验结果与分析

3.1. 实验系统



Figure 3. Experiment scene 图 3. 实验场景图

为验证多个 UWB 标签模块的分布式滑坡形变监测算法的可行性进行仿真实验,在坡面设置 4 个标 签来进行实验验证,利用通信数据得到标签之间的位移值,模拟滑坡采用将标签固定在坡面上,将其进 行推动,使其在坡面进行滑行,模拟产生滑坡时标签滑落的过程。使用带有基站的测量系统中测量到的

各个标签的位移变化作为真值,用于与本文算法对比。在仿真验证实验中,对其滑坡时间段前后的串口标签所直接采集的大量位移数据集进行收集,然后以文件 txt 格式存储到 Matlab 里,方便下一步进行数据模型建立分析。室外实验场景如图 3 所示。

对标签采集的单项位移数据集进行建模处理,分别对此做出树状、环状、网状监测算法标签位移变 化值模型曲线,在此模型上分析此算法在滑坡监测上的可行性。

3.2. 实验结果与分析

3.2.1. 集中式卡尔曼滤波数据融合实验

对此首先对本文使用的集中式卡尔曼滤波数据融合处理方式进行测试。

以坡面的 UWB 标签模块进行位移数据模拟融合测试实验,分别测距得到标签 1 和 2 到目标标签的 位移变化值,如表 1 所示。融合得到的数据对比结果展示如图 4 所示。

Table 1. UWB displacement data 表 1. UWB 位移数据

序号	真实值	标签1测量值	标签2测量值	融合值
1	20.100	22.23	21.78	20.21
2	21.210	23.2	22.43	21.56
3	22.3	23.33	23.16	22.54
4	23.5	23.43	23.64	23.1
5	24.5	24.144	24.335	24.894
I	ł			1
12	42.3	41.563	42.981	42.557
13	42.911	42.389	43.993	43.342
14	43.592	43.824	43.252	43.762





由测试结果可以看出,应用改进的自适应集中式卡尔曼滤波数据融合算法后,融合数据与真实数据 的一致性显著提升,同时保留了大量原始数据信息,有效减少了传感器噪声。

3.2.2. 多 UWB 标签分布式位移测量实验

本实验分别对树状、网状、树状算法下 UWB 标签采集的之间滑坡位移数据集进行去噪处理,对各 类算法下坡面的所有标签之间的位移数据进行小波去噪处理,得到原始位移数据图与去噪对比结果图; 然后在位移数据去噪基础上,对各类算法下的 UWB 标签之间的位移数据进行卡尔曼滤波融合。最后结 合实验结果分析三种算法的优缺点。

1) 树状算法: 对数据集进行建模处理,得到树状监测算法标位移值变化,对其数据进行去噪、数据融合,实验结果如图 5 和图 6 所示。

实验结果说明在产生较大位移时,标签位移变化与本算法结果有比较的共同性,并且在数据融合算 法之后的总体结果数据图中更能看出,在产生滑坡时,此算法较好地反映到滑坡数据变化总体形势,对 数据进行处理之后说明此算法在仿真滑坡测试实验中比较有可行性,但只有一个相对标签位移变化明显, 有局限性,不能单独仅依靠此算法判断滑坡,需要进一步进行算法比较。



Figure 5. Comparison of wavelet denoising for tree monitoring displacement 图 5. 树状监测位移小波去噪对比图





2) 环状算法: 对数据集进行建模处理,得到环状监测算法标位移值变化,实验结果如图 7 和图 8 所示。

实验结果表明,作为水平面同一直线上的两个标签及例*T*₀-*T*₁、*T*₂-*T*₃,位移变化值趋于平缓,作为竖 直方向的两个标签及示例标签*T*₀-*T*₃、*T*₁-*T*₂,两者的相对位移距离值是趋于下降状态,环状算法依靠统一 竖直面的标签变化,相比较于树状算法,在产生较大位移时,在竖直方向的标签感知变化较多,不局限 于单个标签变化,此算法比树状具有说明性。

3) 网状算法: 对数据集进行建模处理,得到网状监测算法标位移值变化,对其数据进行去噪、数据 融合,实验结果如图 9 和图 10 所示。



DOI: 10.12677/jsta.2024.122014



Figure 7. Comparison of wavelet denoising for ring monitoring displacement 图 7. 环状监测位移小波去噪对比图



Figure 8. Centralized Kalman filter fusion results 图 8. 集中式卡尔曼滤波融合后的环状位移测试结果

实验结果表明,在监测面产生较大形变时,此算法可以很好实时地反映到位移数据变化总体形势, 由此验证此算法在滑坡时所采集的数据较为准确,对数据进行处理之后说明此算法在仿真滑坡测试实验 中比较有可行性。

通过对三种算法模型的监测效果分析,三种方法相辅相成,其中各自都可以单独来判别滑坡,也可 互相作为加成判定条件,可以相互作为验证算法,加强滑坡监测的准确性。



Figure 9. Comparison of wavelet denoising for mesh monitoring displacement 图 9. 网状监测位移小波去噪对比图





4. 结论

本文提出基于多个UWB测量单元分布式测量的形变监测算法,可在不需要布置UWB基站的情况下, 仅根据各个标签之间地相对位置关系,解算并得到形变信息。实验表明,综合利用本文提出的三种解算 算法组合分析监测滑坡形变数据变化,能够在无UWB基站的情况下,更准确的监测坡面形变。

基金项目

辽宁省教育厅青年项目 JYTQN2023058; 辽宁省科技厅计划项目 2022JH1/10800085; 沈阳理工大学 科研启动支持项目 1010147001003。

参考文献

- [1] 何成文, 袁运斌, 潭冰峰. 一种基于 UWB TDOA 定位模式的迭代最小二乘算法[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(8): 806-809.
- [2] 赵甜甜. 基于时间的超宽带室内定位算法研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 华东师范大学, 2020.
- [3] 石琴琴. 无线传感器网络节点自定位系统及其算法研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [4] Biswas, N.K., Stanley, T.A., Kirschbaum, D.B., *et al.* (2022) A Dynamic Landslide Hazard Monitoring Frame Work for the Lower Mekong Region. *Frontiers in Earth Science*, **10**, Article ID: 1057796.
- [5] Gu, X., Nie, W., Geng, J.B., et al. (2023) Road Slope Monitoring and Early Warning System Integrating Numerical Simulation and Image Recognition: A Case Study of Nanping, Fujian, China. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 37, 3819-3835. <u>https://doi.org/10.1007/s00477-023-02482-5</u>
- [6] Liu, Z.J., Qiu, H.J., Zhu, Y.R., et al. (2022) Efficient Identification and Monitoring of Landslides by Time-Series In-SAR Combining Single- and Multi-Look Phases. *Remote Sensing*, 14, Article 1026. <u>https://doi.org/10.3390/rs14041026</u>
- [7] Huang, G.W., Wang, D., Du, Y., et al. (2022) Deformation Feature Extraction for GNSS Landslide Monitoring Series Based on Robust Adaptive Sliding-Window Algorithm. Frontiers in Earth Science, 10, Article ID: 884500. https://doi.org/10.3389/feart.2022.884500
- [8] Krummenauer, A., Gomes, O.D.E.V. and Nardelli, C.V. (2023) Estimation of Measurement Uncertainty of the Real-Time Location System (RTLS) with Ultra-Wideband (UWB) Technology. *Metrology*, 3, 113-130. <u>https://doi.org/10.3390/metrology3020007</u>
- [9] Xuan, T.B., Mudassir, I., Arshad, J., et al. (2023) Integration of Rotation Forest and Multiboost Ensemble Methods with Forest by Penalizing Attributes for Spatial Prediction of Landslide Susceptible Areas. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 37, 4641-4660. <u>https://doi.org/10.1007/s00477-023-02521-1</u>
- [10] Jiang, Y., Liao, L., Luo, H., et al. (2023) Multi-Scale Response Analysis and Displacement Prediction of Landslides Using Deep Learning with JTFA: A Case Study in the Three Gorges Reservoir, China. Remote Sensing, 15, Article 3995. <u>https://doi.org/10.3390/rs15163995</u>