

高填深挖路基边坡多源监测融合分析方法

沈默思¹, 郑羨¹, 刘鹏辉^{2,3,*}, 李茂⁴, 何东桥⁴

1. 十堰商务区投资有限公司, 湖北 十堰, 442000
2. 中国科学院武汉岩土力学研究所, 湖北 武汉, 430064
3. 武汉理工大学, 湖北 武汉, 430070
4. 湖北省市政建设集团有限公司, 湖北 武汉, 430076

摘要: 针对高填深挖路基边坡监测中多源数据融合的难题, 提出了一种基于跨模态注意力机制的深度融合分析方法。分析了传统融合方法的不足, 构建了包含多源时空数据对齐、模态特定特征表征、跨模态注意力融合及多判据智能预警的技术路线。该方法利用专用编码器处理异构数据, 引入跨模态注意力机制动态判断信息源重要性, 克服传统简单拼接的缺陷。该路线旨在从原始数据直接预测边坡稳定性。为解决多源异构信息的深度耦合问题, 以及建立更可靠、更智能的边坡失稳预警模型, 提供了一套新的理论框架。

关键词: 高填深挖路基边坡; 多源监测; 数据融合; 深度学习; 注意力机制; 智能预警

A Multi-Source Monitoring Data Fusion Analysis Method for High-Fill and Deep-Cut Subgrade Slopes

Mosi Shen¹, Xian Zheng¹, Penghui Liu^{2,3,*}, Mao Li⁴, Dongqiao He⁴

1. *Shiyan Central Business District Investment Co., Ltd., Shiyan Hubei, 442000, China*
2. *Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan Hubei, 430064, China*
3. *Wuhan University of Technology, Wuhan Hubei, 430070, China*
4. *Hubei Municipal Construction Group Co., Ltd., Wuhan Hubei, 430076, China*

Abstract: To address the difficulty of multi-source data fusion in the monitoring of high-fill and deep-cut subgrade slopes, a deep fusion analysis method based on a cross-modal attention mechanism is proposed. The limitations of traditional fusion methods are analyzed, and a technical route is constructed, including multi-source spatiotemporal data alignment, modality-specific feature representation, cross-modal attention fusion, and multi-criteria intelligent early warning. The proposed method uses dedicated encoders to process heterogeneous data and introduces a cross-modal attention mechanism to dynamically evaluate the importance of information sources, there by overcoming the limitation of traditional simple feature concatenation. This route aims to directly predict slope stability from raw data. It provides a new theoretical framework for solving the deep coupling problem of multi-source heterogeneous information and for establishing a more reliable and intelligent early warning model for slope instability.

Keywords: High-fill and deep-cut subgrade slope; Multi-source monitoring; Data fusion; Deep learning; Attention mechanism; Intelligent early warning

开发针对高填深挖路基边坡的智能监测与早期预警系统，对于保障我国交通安全、防范地质灾害具有重要的应用价值。以高路堤、深路堑为代表的高填深挖工程的长期稳定，已成为保障交通安全的关键环节^[1]。边坡监测技术的发展历程，清晰地呈现了从局部、单一感知到系统、协同认知的演变趋势。早期监测主要依赖单一技术手段，如通过全球导航卫星系统（GNSS）或全站仪评估边坡整体稳定性^[2]。这一阶段的监测虽然能在特定点位上提供高精度数据，但外部监测难以反映内部变化，而内部传感器又无法识别外部整体，难以刻画边坡失稳演变的全貌。

为了克服单一技术的局限，研究人员开始探索多源信息融合的方法来^[3]，例如结合 GNSS 高精度“点”位移与合成孔径雷达干涉测量（InSAR）大范围“面”监测的技术，在三峡库区等滑坡高发区得到了成功应用^[4]。

随着传感器技术的快速发展，人们对边坡失稳认识的加深，当前边坡监测正转向多源协同、多维度的立体监测模式。它旨在将不同来源、不同类型的数据有机融合分析，实现多源数据的势互补和相互验证，最终更全面、更精确地了解边坡状态^[5,8]。

然而，在实际工程中，处理不同数据之间的差异仍是难题^[6]。传统方法大多停留在表层的数据组合，很难真正理清多种致灾因素共同作用下边坡的失稳演变机制，严重影响了预警的准确性与前瞻性^[7]。

为了解决浅层融合的问题，本文提出了一种基于跨模态注意力机制的深度融合分析框架。该方法旨在构建端到端的模型，直接从原始数据来预测边坡的未来状态。其核心是注意力机制，动态捕捉边坡失稳的关键特征。本研究为建立更可靠的边坡失稳预警模型，提供了一套新的理论与方法。

1 边坡异构监测数据深度融合挑战分析

信息融合根据信息处理的抽象程度，通常分为数据层、特征层和决策层三个层次^[9]，如图1所示。这三个层次对应着从原始数据到最终决策的不同处理阶段，层次越高的抽象程度就越高，但潜在的信息损失也越大。

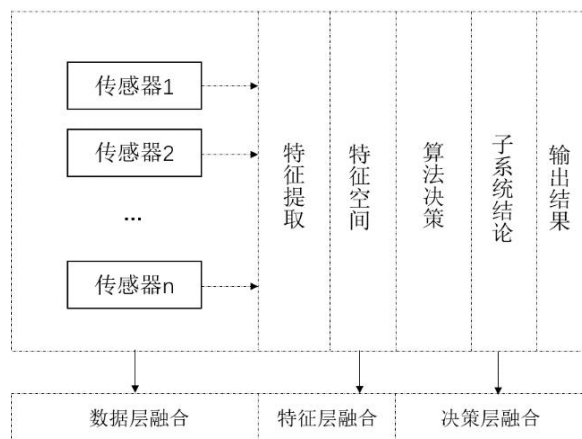


图1 融合层次示意图

Fig. 1 Schematic diagram of fusion levels

1.1 时空基准不统一与物理量纲差异

边坡多源监测数据的首要挑战在于空间异构、时间异步及物理量纲的差异。空间上，系统需要统筹点（GNSS）、线（光纤）、面（GB-SAR）等不同几何维度的数据；时间上，各传感器的数据采

集频率往往不同；物理意义上，位移、应变、降雨量等物理量截然不同。

底层的数据层融合（如利用卡尔曼滤波融合高频 GNSS 与高精度 InSAR 获得时空连续形变^[10]），虽然能最大程度保留原始信息，但其要求各数据在统一时空基准下严格同步。这在包含多种不同传感器的工程应用中很难实现。另外，该方法难以解决物理意义上的差异，例如直接合并 GB-SAR 的“相位”与光纤的“应变”十分困难。因此，数据层融合通常只适用于同类强关联数据，无法用作系统性的异构数据融合框架。

1.2 传统静态拼接融合的分析

为了解决数据层融合的问题，边坡监测的融合分析向更高层次发展。

其中，决策层融合仅对各子系统的初级结论进行后处理合并，彻底抛弃了丰富的动态过程信息，结论粗糙，难以满足边坡早期预警准确性的需求。

目前，将异构的原始数据转换至统一向量空间进行综合分析的特征层融合成为当前主流方法。无论是使用主成分分析（PCA）结合支持向量机（SVM）的传统机器学习方法^[11, 12]，还是采用卷积神经网络（CNN）与循环神经网络（RNN）的深度学习^[13]，现阶段的方法往往都停留在对不同监测特征的“简单静态拼接。然而，边坡变形失稳是一个多因素动态影响的非线性过程，主导因素会随外部环境发生变化。例如，在旱季，边坡变形主要由自身重力引起，此时位移和内部应变数据最为关键；而在强降雨期，雨水下渗极易诱发滑坡，降雨量和含水率成为核心的指标。传统的静态特征拼接则无法根据实际情况分析，容易把失稳前兆淹没在海量的特征数据中，从而影响预警的准确性。

2 边坡多源信息深度融合技术路线

为了解决传统数据融合方法存在的融合层次浅、信息损失大和难以挖掘动态关系等问题，本文结合计算机视觉和时序预测领域的多模态融合方法，提出了一种用于高填深挖路基边坡智能预警的端到端深度融合技术路线。

该路线用来对图 2 所示的多源监测系统采集的各类数据进行深度融合分析。它以深度学习模型为核心，目标是实现从不同类型的原始数据，到边坡未来状态的直接、准确预测。它的核心技术部分包括：多源时空数据对齐、模态特定的特征表征、基于跨模态注意力机制的深度融合、以及多判据智能预警。

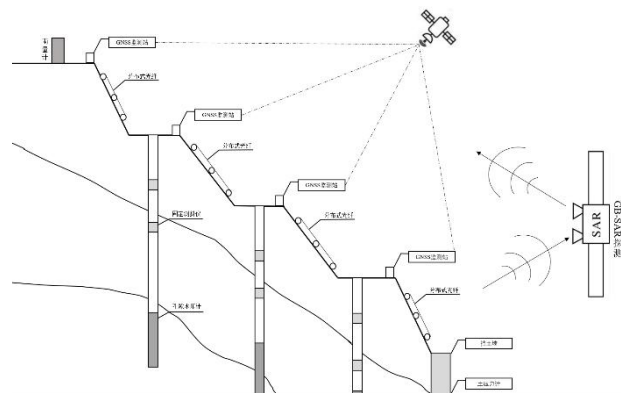


图 2 多源立体化监测体系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the multi-source three-dimensional monitoring system

2.1 技术路线总体框架及其逻辑流程

本技术路线设计的总体框架如图3所示。它的核心思想是构建一个能够自动地感知、理解和预测边坡状态的深度神经网络模型。该框架按照“预处理—编码—融合—解码—预警”的流程，主要包括下面四个阶段：

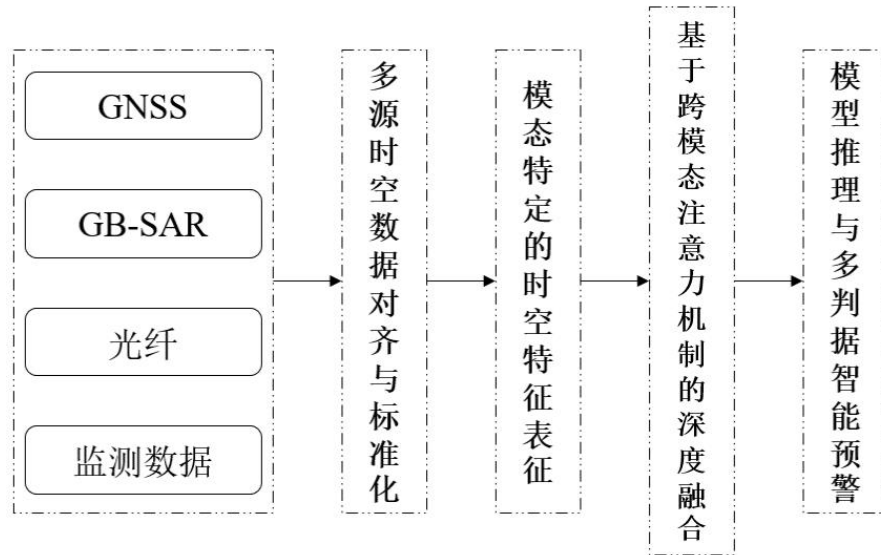


图3 技术路线框架图

Fig. 3 Framework of the technical route

(1) 多源时空数据对齐与标准化：将来自不同时间和空间的原始监测数据进行标准化处理，整理成模型能够使用的标准格式。

(2) 模态特定的时空特征表征：使用专门的编码器网络，从不同类型的监测数据中，同时提取出高维度的深度特征。

(3) 基于跨模态注意力机制的深度融合：通过注意力机制，动态地给不同类型数据的特征分配权重，生成一个能反映多源信息之间深层关系、并结合了当前状态的融合特征。

(4) 模型推理与多判据智能预警：利用融合后的特征，通过解码器网络对边坡未来状态的关键指标进行推理，并结合预设判据体系输出预警。

2.2 多源时空数据对齐与标准化

多源监测数据在空间、时间和物理意义上都有差异，这是有效融合的第一个挑战。这个阶段的目的，就是通过一些预处理技术，建立一个时空统一、格式标准的数据集。

2.2.1 空间对齐

对于 GNSS 和分布式光纤等点和线的的数据，可以直接进行坐标转换。对于 GB-SAR 这样的面状数据，则需要通过地理配准技术，把它像素坐标和实际工程坐标对应起来。这样，就能让所有数据的空间基准保持一致。

2.2.2 时序对齐

因为不同传感器采集数据的频率不一样，所以需要设定一个统一的分析频率（例如 1 小时），并对原始时间序列进行重采样。

对于采样频率高的数据,可以用求平均值或最大值的方法进行降采样。对于采样频率低的数据,则可以根据数据特点,用线性插值、样条插值或高斯过程回归等方法进行升采样和插值。这样就能生成等时间间隔的多变量时间序列。

经过这些处理,原来不同来源、不同类型的数据,就转换成了标准化的多通道时序数据张量,用来作为后续深度学习模型的输入。

2.3 模态特定的时空特征表征

为了更好地利用不同监测数据的特点,本方法为每种数据(模态)都设计了专门的编码器,而不是用一个统一的模型来处理所有数据。

2.3.1 GB-SAR 的特征表征

GB-SAR 获取的形变场本质上是图像序列数据。因此,采用卷积 LSTM 网络作为其编码器。该网络结合了卷积神经网络(CNN)强大的空间特征提取能力与长短期记忆网络(LSTM)对时间序列的记忆能力,同时识别出边坡形变场的空间分布(比如变形区域的形状和边界),以及这些分布随时间的变化规律^[14]。

2.3.2 时序监测数据(GNSS、光纤、环境量)的特征表征

对于 GNSS 位移、光纤应变、降雨量、含水率等多变量时间序列,采用基于自注意力机制的时序 Transformer 模型作为编码器。和传统的循环神经网络相比,Transformer 能更有效地发现时间序列中任意两个时刻之间的长期关联。这有助于更好地理解不同物理量随时间的变化规律及其相互关系^[15]。

此阶段的产出为一系列并行的深度特征序列,每条序列均是相应原始数据模态在高维抽象空间中的有效时空表征。

2.4 基于跨模态注意力机制的深度融合

本阶段引入跨模态注意力机制,以解决传统特征层融合中“简单拼接”所产生的的不足。

该机制可以根据当前的输入,自动学习不同类型数据的重要性。具体来说,模型会以一种特征作为“查询(Query)”,去评估它与其他特征的关联度,并计算出相应的权重。

模型能够随时调整对不同信息的关注。例如,在降雨期间,模型自动提升对降雨量、含水率等环境量的注意力;而在缓慢变形阶段,模型则可能更关注位移、应变等力学特征。

通过这种特征之间相互“查询”并加权的方式,该机制能够发现不同物理过程之间复杂的、非线性的关系,而不仅仅是简单的数值相加。最后,模型将所有加权后的特征信息聚合起来,生成一个全局融合特征向量。这个向量全面地体现了所有原始信息经过深度交互和有机融合后的结果。

2.5 模型推理与多判据智能预警

最后,利用融合后的全局特征向量,通过解码器网络进行模型推理,并把结果转换成预警信号。

模型推理输出:解码器使用全局融合特征向量来定量预测边坡的未来状态。例如,它可以预测关键监测点的位移、关键剖面的平均应变速率等关键指标,也可以评估边坡的稳定性状态,如失稳的概率。

智能预警判据:结合工程先验知识,建立一个多层次的预警标准。依据行业标准及类似工程的成功预警案例,设定位移、速率等关键指标的安全阈值。

突变判据:边坡失稳前通常会会有一个加速变形的阶段。针对这种情况,当模型检测到变形速率

出现明显并且持续的增长时,即使绝对位移还没有超限,也应该触发一个更高级别、更及时的早期预警^[6]。

3 结论

本文分析了高填深挖路基边坡多源监测融合分析方法,并提出了一种基于跨模态注意力机制的技术路线。得出了以下几点主要结论:

(1) 传统方法在处理不同来源的数据时,很难真正理解边坡失稳过程中各种因素之间复杂的动态关系。提高预警模型性能的关键,在于将融合方法从静态特征拼接,转变为动态融合。

(2) 本文技术路线引入了跨模态注意力机制,它将传统静态、浅层的数据组合方式,转变为动态、自适应的深度信息融合。其能够根据实际情况,自动判断不同信息的重要性,并分配相应的权重。这种动态的融合方式,更符合边坡灾害由多种因素共同引发的实际情况。

(3) 该技术路线未来工作可以从以下两个方面展开:首先是获取真实工程数据进行实例验证;另外需开展模型可解释性研究以增强其工程应用的可信度。

参考文献

- [1] 李威. 山区高速公路斜坡路基边坡加固治理及效果研究[J]. 西部交通科技, 2024, (1): 86-88.
- [2] 王慧敏, 罗忠行, 肖映城, 等. 基于 GNSS 技术的高速公路边坡自动化监测系统[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2020, 31(6): 60-68.
- [3] 谢振文, 巢万里, 刘文劼, 等. 基于空-地协同的公路边坡施工监测与策略调控探究[J]. 公路工程, 2022, 47(3): 97-103, 142.
- [4] 赵蓓蓓, 黄海峰, 邓永煌, 等. 基于 Sentinel-1A 的三峡库区范家坪滑坡 InSAR 监测分析[J]. 人民长江, 2022, 53(10): 103-107.
- [5] 李荟, 韩晓飞, 朱万成, 等. 基于多源信息融合的矿山边坡滑坡灾害研究现状与展望[J]. 工矿自动化, 2024, 50(6): 6-15.
- [6] 蔡利平, 金字轩, 刘峥嵘, 等. 中-大型炭质页岩滑坡稳定性分析及处治研究[J]. 公路工程, 2023, 48(4): 98-104.
- [7] 岳中琦. 梅大高速公路路基边坡失稳条件与滑坡机理初探[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(4): 1-12.
- [8] 凌建明, 张玉, 满立, 等. 公路边坡智能化监测体系研究进展[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(7): 2118-2136.
- [9] 李爱华, 续维佳, 石勇. 基于“物理-事理-人理”的多源异构大数据融合探究[J]. 中国科学院院刊, 2023, 38(8): 1225-1233.
- [10] 任福勇. 基于北斗 GNSS 与 InSAR 的煤矿开采区沉降监测方法研究[J]. 中国煤炭, 2025, 51(7): 143-150.
- [11] 冷加金, 鲁润妮, 魏万华, 等. 基于主成分分析的高边坡微震监测布设方案优化研究[J/OL]. 湖南交通科技, 2025: 1-8 [2025-11-14].
- [12] 姚怡, 王晓敏. 基于 PCA-SVM 的边坡稳定性分析方法研究[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2021, 43(6): 44-49, 93.
- [13] 郑海青, 赵越磊, 孙晓云, 等. 基于剪枝优化 CNN-LSTM 混合模型在边坡位移预测中的应用[J]. 河南科学, 2021, 39(4): 524-529.
- [14] 李淑君, 郑柯, 唐娉等. 基于 Stacked ConvLSTM 的时间序列森林火烧迹地检测[J]. 遥感学报, 2022, 26(10): 1976-1987.
- [15] 孟祥福, 石皓源. 基于 Transformer 模型的时序数据预测方法综述[J]. 计算机科学与探索, 2025, 19(1): 45-64.
- [16] 冯海洲, 蒋关鲁, 郭玉丰, 等. 降雨后地震作用下基覆型边坡动力响应特性的振动台试验研究[J]. 中国铁道科学, 2023, 44(3): 1-12.

基金项目: 2024 年湖北联投科技项目。

¹ **第1作者简介:** 沈默思 (1984-), 男, 硕士, 工程师, 主要从事市政道路工程技术研究和工程管理工作。E-mail: smooth4321@163.com。

* **通讯作者简介:** 刘鹏辉 (2003-), 男, 硕士研究生在读, 主要从事多模态融合研究。E-mail: style8989@163.com。