基于数学理论分析的堤坝灾害预测模型研究

何永明[1] 于晟伟[1]

(1.中国消防救援学院，北京 102202)

摘 要：堤防是防洪减灾与水资源调配的重要水工设施，管涌、溃决、堤身滑坡等灾害风险突出。传统灾害预测存在经验依赖强、多因素耦合量化困难、动态预警可解释性不足等局限。本文以理论研究为定位，构建“渗流-应力-损伤”多场耦合机理层与可解释集成学习数据层协同的堤坝灾害预测理论框架。机理层以偏微分方程描述渗流场与应力场演化，以相场变量刻画土体损伤跨尺度扩展；数据层以集成学习逼近监测数据中的非线性映射，并引入SHAP加性解释理论量化致灾因子贡献。在此基础上，提出物理约束嵌入损失函数的耦合机制，讨论关键致灾因子临界区间的数学定义、单因子判定与多因子组合风险面，并给出面向消防抢险的分级巡检、物资配置与动态预警的理论映射逻辑。本文不涉及新实验、不披露未授权工程数据，相关文献案例仅作为理论背景与应用逻辑说明，不作为模型定量验证。研究可为堤坝灾害预测的数学建模、可解释性分析与应急决策衔接提供理论参考。

关键词：堤坝灾害；多场耦合；偏微分方程；相场损伤；集成学习；可解释性；理论框架

基金项目：中国消防救援学院2025年科研预研项目（XFKYY202518）

DOI：doi.org/10.70693/202611040614

Study on Dike Disaster Prediction Model Based on Mathematical Theoretical Analysis

Yongming He[1], Chengwei Yu[1]

[1] China Fire and Rescue Institute, Beijing, China

Abstract: Dikes are important hydraulic infrastructures for flood control, disaster mitigation and water resource allocation, and they face prominent risks such as piping, breaching and slope sliding. Conventional disaster prediction is limited by strong empirical dependence, difficulty in quantifying multi-factor coupling and insufficient interpretability of dynamic early warning. Positioned as a theoretical study, this paper develops a dike disaster prediction framework that integrates a multi-field coupling mechanism layer of seepage-stress-damage with an interpretable ensemble learning data layer. The mechanism layer uses partial differential equations to describe seepage and stress evolution and a phase-field variable to characterize cross-scale soil damage propagation. The data layer uses ensemble learning to approximate nonlinear mappings in monitoring data, and SHAP additive explanation theory is introduced to quantify the contributions of disaster-causing factors. On this basis, a coupling mechanism that embeds physical constraints into the loss function is proposed, and the mathematical definition of critical intervals of key factors, single-factor criteria and multi-factor combined risk surfaces are discussed. Theoretical mapping logic for hierarchical inspection, emergency resource allocation and dynamic early warning for fire and rescue operations is also presented. This paper does not involve new

作者简介：何永明（1978—），硕士，副教授，研究领域：水利工程、高等教育；
于晟伟（1995—），男，博士，讲师，研究方向为数学建模、人工智能、高等教育。

experiments or unauthorized engineering data; literature cases are used only as theoretical background and application logic illustration rather than quantitative validation. The study provides theoretical reference for mathematical modeling, interpretability analysis and emergency decision-making of dike disaster prediction.

Keywords: dike disaster; multi-field coupling; partial differential equation; phase-field damage; ensemble learning; interpretability; theoretical framework

引言

在全球极端降雨频发与既有堤坝工程老化叠加的背景下，我国江河堤防长期面临渗流、管涌、溃口等灾害风险。近年来多地堤防险情表明，现有堤坝安全管控在隐患识别、风险预判和应急衔接方面仍存在不足[1,2]。现阶段堤坝灾害预测大体可分为物理试验法、经验统计法和智能数据预测法。传统经验统计依赖历史灾情与专家研判，难以量化渗流-应力-土体损伤等多因素非线性耦合作用；纯物理有限元模型参数标定繁琐，难以适应大范围堤防动态监测需求；常规机器学习模型存在黑箱缺陷，物理意义不明确，难以直接支撑应急抢险决策。

随着微分方程理论、随机过程、可解释人工智能和物理信息神经网络等方法的发展，机理建模与数据驱动方法的融合成为水工灾害预测的重要方向。本文立足消防救援实战需求，以数学机理建模为内核，构建兼顾物理机理与数据特征的可解释预测理论框架，厘清致灾因子作用规律与临界区间的数学表达，完善堤坝从隐患识别、灾害预测到抢险处置的理论支撑体系。

1 国内外研究现状

1.1 国外研究现状

国外堤坝灾害数学建模起步较早，Zienkiewicz 完善有限元（FEM）理论，实现堤坝渗流场与应力场数值求解[3]；Raissi 提出物理信息神经网络 PINN 数学框架，依托偏微分方程约束深度学习，打通物理机理与数据拟合壁垒[4]；Ferrari 基于数值仿真数学模型构建低地堤防溃决韧性评估体系[5]，Ichiro 利用影像数据结合流体力学公式测算溃口过流流量[6]。现有研究多聚焦单一工况下堤坝力学数值模拟，缺少面向区域性复杂堤防、适配消防抢险场景的轻量化预测模型。

1.2 国内研究现状

国内学者王复明、张建云围绕堤坝安全监测开展大量统计与机理研究，基于实测数据构建经验预测公式；张茜等依托长江阳新堤防数据，采用 BPNN、SVM、XGBoost 等机器学习算法开展管涌灾害预测，借助 SHAP 数理统计实现特征可解释[7]；张利荣等结合洞庭湖团洲垸堤防特大决口封堵实例，从抢险实操角度剖析堤坝决口封堵技术[8]。现有成果大多割裂物理机理建模与实测数据驱动，要么偏重理论数学推演脱离抢险实际，要么纯数据建模缺失水工物理约束，模型泛化能力受限，见表 1。

表 1 国内外研究现状对比

研究范畴	代表方法与成果	主要特点	主要局限
国外研究	有限元 FEM 数值求解、物理信息神经网络 PINN、低地溃决韧性数值仿真、影像流体力学计算	机理建模系统、数学基础扎实	多聚焦单一工况数值模拟，缺少适配区域性堤防的轻量化预测模型
国内研究	经验预测公式、BPNN/SVM/XGBoost 等机器学习及 SHAP 可解释分析、决口高效封堵抢险技术	立足实测数据、工程应用导向强	机理建模与数据驱动割裂，模型泛化能力受限

2 理论基础与问题界定

2.1 堤坝灾害预测的数学问题

堤坝灾害预测本质上是一个多场耦合、跨尺度、强不确定性的数学问题。其核心包括：渗流场与应力场的耦合演化、土体微观损伤向宏观失稳的跨尺度映射、监测数据中的非线性关系逼近，以及预测结果的可解释性与决策可用性。若仅依赖单一机理模型，虽物理意义明确，但参数标定和计算成本较高；若仅依赖数据模型，虽拟合能力较强，但可能违背水工物理规律，且难以解释致灾因子作用方向。

2.2 现有方法的理论局限

经验统计方法以历史灾情和专家经验为基础，难以刻画多因素耦合的非线性机制。纯机理数值模型以偏微分方程和有限元离散为基础，理论严谨但参数敏感、计算量大，难以适配实时动态预警。纯数据驱动模型以统计学习为基础，能够逼

近复杂映射，但缺乏物理约束，存在黑箱性和泛化风险。因此，有必要构建机理层与数据层协同的理论框架，使模型既满足物理规律，又具备数据适配与可解释能力。

2.3 本文框架的基本假设与边界

本文在连续介质假设下描述堤身渗流与变形，采用准静态渗流近似处理汛期渗流演化，采用相场变量描述土体损伤的连续过渡，并以加性解释理论分析特征贡献。本文不涉及具体工程定量验证，不披露未授权监测数据；文献案例仅作为背景说明。临界区间以数学定义和判定逻辑为主，具体取值需结合授权资料另行研究。

3 堤坝灾害致灾机理的数学描述

3.1 渗流驱动与管涌启动的临界条件

管涌是堤防常见破坏形式之一。从渗流力学数学机理来看，管涌本质是渗流水力梯度突破土体抗渗临界值，细颗粒在孔隙水流拖拽作用下持续流失，逐步形成贯通渗漏通道，最终诱发溃口。基于土力学基础公式，土体临界水力梯度：

$$i_{cr}=(\rho_s-\rho_\omega)/\rho_\omega(1-n)$$

式中：ρ_s为土颗粒密度，ρ_ω为水密度，n 为土体孔隙率。当实际水力梯度 $i>i_{cr}$时，管涌启动风险陡增。关系表明，水位差、弱透水层厚度、渗透系数和孔隙比等因子通过影响渗流驱动力与抗渗能力共同作用于管涌风险。

3.2 土体损伤的相场描述与跨尺度映射

为刻画微观土体裂隙扩展与宏观堤身失稳之间的跨尺度关联，可采用相场变量描述损伤演化。设损伤变量在完好与完全破损两个端点之间连续变化，特征长度控制损伤过渡区宽度，断裂能参数控制损伤扩展阻力。相场模型通过能量泛函和演化方程将微观损伤与宏观位移场联系起来，其理论优势在于避免明确追踪裂纹界面，便于与渗流-应力场耦合。本文将相场计算得到的损伤系数作为数据层输入特征，形成微观损伤向宏观灾害概率的数学映射。

3.3 关键致灾因子的理论筛选

结合堤防灾害机理，可筛选水位高度差、弱透水层覆盖厚度、土体渗透系数、有效黏聚力、内摩擦角、干密度、孔隙比和压缩系数等因子，见表 2。各因子通过现场勘探、土工试验和水文监测等途径获得，但在本文中仅讨论其理论作用，不列具体数值。

表 2 堤坝灾害关键致灾因子及其量化方法

参数符号	参数名称	理论作用
Δh	上下游水位高差	表征渗流驱动力，影响水力梯度
H	弱透水层覆盖厚度	表征阻隔渗流能力，影响抗渗路径
k	土体渗透系数	表征透水难易程度，影响渗流速度
c'	有效黏聚力	表征抗剪强度，影响土体稳定性
φ'	内摩擦角	表征抗剪强度，影响失稳条件
ρ_d	干密度	表征密实程度，影响骨架稳定性
e	孔隙比	表征孔隙结构，影响渗透与骨架稳定
a	压缩系数	表征压缩变形特性，影响应力响应

上述因子并非独立作用，而是通过渗流-应力-损伤耦合关系形成组合风险。理论研究应重点关注因子作用方向、临界区间和多因子组合风险面，而非单一数值。

4 机理与数据协同的堤坝灾害预测理论框架

4.1 总体架构

本文提出机理层-数据层-耦合层协同的理论框架。机理层以偏微分方程和有限元离散描述渗流-应力-损伤多场耦合过程，输出水力梯度、位移和损伤变量等物理量；数据层以集成学习逼近监测数据中的非线性映射，输出灾害概率或风险等级；耦合层通过物理约束嵌入损失函数，使数据层预测满足渗流方程、损伤演化方程和边界条件。该框架的理论目标不是替代机理模型或数据模型，而是在两者之间建立数学约束与解释桥梁。

4.2 渗流-应力-损伤多场耦合模型

渗流场可采用达西渗流控制方程的散度形式描述，考虑各向异性渗透系数、水头、补给项和储水率等符号参数。应力场采用平衡方程描述，考虑有效应力与孔隙水压力的耦合作用。损伤场采用相场演化方程描述，考虑损伤变量、特征长度、位移场和断裂能等符号参数。通过有限元离散，可获得堤身节点上的水头、位移、应力和损伤分布，为隐患点位识别提供理论依据。具体方程形式、边界条件和离散格式从略，以避免涉及未授权工程参数。

4.3 集成学习数据子模型

数据层可选择集成学习模型作为非线性函数逼近器。相比单一模型，集成模型通过组合多个弱学习器提升鲁棒性和泛化能力。本文以XGBoost作为代表性方法进行理论讨论，其目标函数由损失项和正则项构成，能够控制模型复杂度。数据层的输入包括机理层输出的物理量和监测因子，输出为灾害概率或风险等级。本文不报告具体训练集、测试集和性能指标，相关定量研究需在授权数据条件下另行开展。

4.4 物理约束嵌入与损失构成

为缓解纯数据模型的物理缺失，可将渗流方程残差、损伤演化方程残差和边界条件残差作为正则项嵌入数据层损失函数。以物理渗流、损伤方程作和边界条件为正则约束项构建损失函数：

$$Loss=Loss_{pred}+\lambda\cdot Loss_{PDE}+\mu\cdot Loss_{BC}$$

式中：$Loss_{pred}$为数据预测损失，$Loss_{PDE}$为偏微分方程残差损失，$Loss_{BC}$为边界条件损失，λ和μ为平衡系数。该构成的理论意义在于：数据项保证模型贴合监测信息，物理项约束模型遵循水工规律，边界项保证定解条件合理。通过平衡系数的调节，可实现机理严谨性与数据适配性的折中。

5 可解释性与临界区间理论分析

5.1 SHAP 加性解释的数学含义

SHAP理论以加性分解为基础，将模型预测表示为特征贡献之和。设第j个特征的贡献为ϕ_j，则预测值可分解为基准值与各特征贡献之和。该理论能够量化各输入特征对灾害预测结果的贡献方向和相对权重，从而缓解集成学习的黑箱问题。将SHAP分析与机理分析对照，可检验数据模型识别出的关键因子是否与渗流-应力-损伤机理一致。本文不报告具体贡献占比，仅讨论其数学含义和理论用途。

5.2 临界区间的数学定义

设灾害概率或风险指标为R(x)，其中x为致灾因子向量。对单因子x_j，若存在区间I_j使得R(x)在该区间外显著上升，则称I_j为该因子的临界区间。对多因子情形，可定义组合风险面R(x)=Rcrit，其中Rcrit为风险判定水平。临界区间和组合风险面的具体数值需结合授权数据和工程规范确定，本文仅给出定义框架。该框架可支持单因子判定、多因子组合判定和风险分级。

5.3 风险分级与预警映射

在临界区间理论基础上，可建立风险等级与预警颜色的映射关系。蓝色表示一般风险，黄色表示较大风险，橙色表示重大风险，红色表示特别重大风险。映射规则应以风险指标相对临界区间的偏离程度为依据，并考虑因子组合效应，见表3。本文不列具体分级阈值，仅讨论映射逻辑，以避免将未经授权的数值作为结论。

表3 风险分级与预警映射

预警颜色	风险程度	主要响应逻辑
蓝色	一般	加密巡查监测，关注险情苗头
黄色	较大	加密监测频次，预置抢险物资
橙色	重大	强化空天地协同监测，抢险队伍集结待命
红色	特别重大	消防救援力量前置布防，启动应急抢险

6 面向消防抢险的应用逻辑

6.1 分级巡检的理论依据

依托临界区间理论，可将堤段划分为高危、中风险和多低风险类别。对弱透水层偏薄、水位差偏大、孔隙比偏高等因子组合偏离安全区间的堤段，应加密空天地协同监测，包括卫星遥感、无人机巡检和地面渗压传感器。对中低风险堤段，可按常规周期巡检。该分级逻辑的理论依据在于：临界区间外的因子组合具有更高的风险概率，监测资源应按风险梯度配置。

6.2 物资配置与抢险工艺选择逻辑

按照风险分区差异化配置抢险资源：高危堤段可优先储备速凝混凝土、水下机器人、窄体装载机等装备；中风险区域可以传统袋装砂石料储备为主。根据决口宽度和风险等级的理论预判结果，可分级选择速凝喷射、机械投料和复合袋装封堵工艺。该部分为理论推演，不涉及具体物资数量、储备半径和工程参数。

6.3 动态预警平台概念架构

可将预测框架嵌入堤坝智慧预警系统，接入实时水文和土体传感监测数据，模型滚动迭代计算灾害概率，并按风险等级推送蓝、黄、橙、红预警。平台概念架构包括数据接入层、机理计算层、数据预测层、可解释分析层和预警发布层。本文仅讨论架构逻辑，不涉及具体平台实现和工程部署数据。

7 结论与展望

本文以理论研究为定位，构建了基于多场耦合数学理论与可解释集成学习的堤坝灾害预测框

架。主要结论如下：其一，堤坝灾害预测宜采用机理层与数据层协同的数学框架，以偏微分方程描述渗流-应力-损伤耦合过程，以集成学习逼近监测数据非线性映射，并通过物理约束嵌入损失函数实现耦合。其二，关键致灾因子的作用可通过临界区间和组合风险面进行数学定义，单因子判定与多因子组合判定应结合使用。其三，SHAP加性解释理论可为数据模型提供特征贡献分析，有助于检验模型结果与机理认识的一致性。其四，面向消防抢险的分级巡检、物资配置和动态预警可在理论映射逻辑上建立，但具体参数和阈值需以授权数据和工程规范为依据。本文不涉及实验验证，不报告具体工程数据，相关文献案例仅作为背景说明。

后续研究可在授权数据条件下开展定量分析，引入时序模型研究堤坝老化演变，拓展多地域样本以提升泛化能力，并结合数字孪生理论构建可视化预测平台，实现险情演化仿真与抢险方案模拟优化。

参考文献：

[1] 2023 年 8 月 1 日 22 时，河北涿州白沟河左堤东茨村段上游 800 米处出现险情[EB/OL]. 应急管理部, 2023-08-01.

[2] 魏猛, 吴昊, 王超, 付强, 黎鹏, 张晓萌. 基于快速三维态势感知体系的洞庭湖团洲垸溃口应急监测[J]. 水利水电快报, 2025, 46(8): 18-22.

[3] Zienkiewicz O C, Taylor R L, Zhu J Z. The Finite Element Method: Its Basis and Fundamentals[M]. 7th ed. Butterworth-Heinemann, 2013.

[4] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.

[5] Ferrari A, Dazzi S, Vacondio R, et al. Enhancing the resilience to flooding induced by levee breaches in lowland areas: a methodology based on numerical modelling[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2020, 20(1): 59-72.

[6] Fujita I, Notoya Y, Furuta T. Measurement of overflowing flow from a broken levee of the Kinu River using media helicopter video [J]. Annual Journal of Hydraulic Engineering, JSCE, 2018, 62: I_835-I_840.

[7] 张茜, 张超, 夏洋洋, 等. 基于数据驱动与可解释性分析的堤防管涌灾害预测模型[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2025 (网络首发）.

[8] 张利荣, 项正军, 张轩庄, 杨广西, 周志东, 关成达. 洞庭湖团洲垸堤防特大决口高效封堵关键技术[J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(10): 20-26.