赵林. 基于 CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型的碎石土滑坡变形预测研究[J]. 2025, 56(2): 179-188. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.02.015
ZHAO Lin. Study on deformation prediction of gravel soil landslides based on CE-EMD-GWO-RVM-CT model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(2): 179-188. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.02.015

基于 CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型的碎石土滑坡变形预测研究

赵 林

(中铁十六局集团南方工程有限公司, 广东 珠海 519031)

摘 要:【目的】为实现碎石土滑坡的高精度变形预测,【方法】基于滑坡勘查成果及变形监测成果,先利用互补式集合经验模态实现变形数据的多尺度变量识别,再利用灰狼优化算法、相关向量机及混沌理论构建变形预测模型,以期掌握滑坡变形特征,并指导其灾害防治。【结果】结果显示:互补式集合经验模态在构建过程中的优化处理能合理提高识别效果,能有效识别滑坡变形数据的多尺度变量。预测过程的各组合优化步骤能有效提高预测精度,且在 4 个监测点最终预测结果中,相对误差均值介于 1.96%~2.20%,方差值介于 0.002 0~0.003 5,充分说明预测模型具有极强的稳健性。【结论】结果表明:顾及变形数据多尺度变量识别的预测模型适用于碎石土滑坡变形预测,且据其外推预测结果对比,C1 监测点的现有变形速率相对更大,其余 3 个监测点的预测速率相对更大,说明滑坡后缘稳定性将趋于稳定,但其前缘位置的稳定性将会趋于不利,建议尽快开展此滑坡的防治处理。

关键词: 碎石土滑坡; 多尺度变量; 经验模态; 变形预测; 相关向量机; 滑坡

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.02.015 **开放科学(资源服务)标志码(OSID):**

中图分类号: P642 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0860(2025)02-0179-10

听语音 聊科研 与作者互动

Study on deformation prediction of gravel soil landslides based on CE-EMD-GWO-RVM-CT model

ZHAO Lin

(China Railway 16th Bureau Group South Engineering Co., Ltd., Zhuhai 519031, Guangdong, China)

Abstract: [Objective] To achieve high-precision deformation prediction of crushed stone soil landslides, [Methods] based on the result of landslide exploration and deformation monitoring, multi-scale variable identification of deformation data is first achieved using complementary set empirical modes. Then, a deformation prediction model is constructed using Grey Wolf optimization algorithm, correlation vector machine, and chaos theory to grasp the deformation characteristics of landslides and guide their disaster prevention and control. [Results] The result show that the optimization of the complementary set empirical mode in the construction process can reasonably improve the recognition effect and effectively identify multi-scale variables of landslide deformation data. The combination optimization steps of the prediction process can effectively improve the prediction accuracy, and in the final prediction result of the four monitoring points, the average relative error ranges from 1.96% to 2.20%, and the variance value ranges from 0.002 0 to 0.003 5, fully demonstrating the strong robustness of the prediction model. [Conclusion] The result indicate that the prediction model considering multi-scale variable identification of deformation data is suitable for

收稿日期: 2023-06-19; **修回日期:** 2023-12-5; **录用日期:** 2024-03-28; **网络出版日期:** 2024-04-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(52278352)

作者简介: 赵 林(1991—), 男, 工程师, 学士, 研究方向为市政工程、交通工程的施工管理。E-mail: zlin20211@163.com。

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

predicting the deformation of gravel soil landslides. According to the comparison of its extrapolation prediction result, the existing deformation rate of C1 monitoring point is relatively higher, and the prediction rate of the other three monitoring points is relatively higher. It indicates that the stability of the landslide's trailing edge will tend to be stable, but the stability of its leading edge position will tend to be unfavorable. It is recommended to carry out prevention and control measures for this landslide as soon as possible.

Keywords: gravel soil landslide; multi scale variables; empirical mode; deformation prediction; relevance vector machine; landslides

0 引　言

据统计，2022 年全国共计发生 5659 起地质灾害，其中，滑坡灾害发生 3919 起，所占比例 69.25%，充分说明滑坡是我国常见的地质灾害[1-2]。在滑坡灾害防治过程中，其稳定性评价显得格外重要，其不仅能评价滑坡现有状态，还能为以后防治提供理论依据[3]，且在滑坡稳定性评价研究成果中，XIAO 等[4]提出通过传递系数法开展滑坡稳定性评价；LAN 等[5]利用数值模拟评价了滑坡稳定性。上述研究为滑坡稳定性评价提供了研究思路，但其均忽略了滑坡稳定性的影响因素相对较多，包括降雨、地层岩性、地质构造等因素，难以量化各因素对滑坡稳定性的影响程度，因此，不论传递系数法，还是数值模拟都难以客观反映滑坡稳定状态；不过不论各因素何种程度影响，其对滑坡稳定性的影响最终会通过变形体现处理，即变形能较大程度上反馈滑坡稳定性，那么通过滑坡变形分析，尤其通过变形预测来侧面衡量滑坡稳定状态是一个值得研究的思路[6]。同时，在滑坡灾害类型中，碎石土滑坡的组成物质较为特殊[7]，其失稳特征、变形特征可能较其他类型滑坡存在一定差异，目前，龙孝等[8]开展了碎石土滑坡的演化流程及其防治措施研究，为此类滑坡成灾机理分析积累了经验；卓万生[9]通过数值模拟开展碎石土滑坡的渗流特征及稳定性分析；陈家兴等[10]研究了碎石土滑坡的复活机理，有效掌握了此类滑坡成因。上述研究成果值得肯定，一方面，充分体现出了碎石土滑坡相较其他类型滑坡具有明显差异，另一方面，近年研究成果中关于碎石土滑坡的研究相对较少，且也未涉及其变形预测研究，因此，开展碎石土滑坡变形预测研究具有重要的现实意义，能为碎石土滑坡防治提供更好的理论支撑。

在滑坡变形预测模型构建过程中，顾及变形数据潜在包含各类因素的影响信息，若采用传统预测思路进行构建，难以确保预测精度，且根据 BNOU 等[11]、MIN 等[12]的研究成果，滑坡变形数据存在多尺度特征，且通过顾及变形数据多尺度变量识别能有效提高预测精度，因此，在构建滑坡变形预测模型前，需先进行滑坡变形数据的多尺度变量识别。根据代长生[13]、赵淑敏[14]的研究成果，经验模态分解能准确、高效识别变形数据的模态信息，因此，将经验模态作为滑坡变形数据的多尺度变量识别是可行的，且在经验模态的应用过程中，传统经验模态存在白噪声误差、模态混叠等问题，为确保模态信息的识别效果，互补式集合经验模态[15-18]随之产生，其不仅具有分解能力强，还能确保识别结果的高度准确，因此，提出将其作为碎石土滑坡变形数据的多尺度变量识别模型。通过互补式集合经验模态对滑坡变形数据的多尺度变量识别，能够得到若干滑坡变形模态信息，且根据李晓斌[19]、杨晨晨等[20]和张研等[21]的研究成果，相关向量机能实现非线性序列的高精度预测和很强的泛华能力，对岩土变形预测具有较强的适用性，进而可将基坑变形预测的基础模型确定为相关向量机，且为保证模型结构参数的最优性，在相关向量机预测过程中，进一步提出利用灰狼优化算法进行参数寻优处理。同时，值得指出的是，不论何种预测模型都难以完全刻画滑坡变形序列，即优化相关向量机的预测结果会存在一定的预测误差，为进一步提高预测精度，如何合理构建补偿预测模型又显得格外重要[22-24]；一般来说，预测误差是在模型预测基础上剩余的变形信息，其非线性更为显著，值得指出的是，混沌特征是预测误差的基本特征[25]，故提出通过混沌理论来构建预测误差的补充预测模型。

综上所述，此文以碎石土滑坡为工程背景，结合滑坡变形监测成果，先利用互补式集合经验模态实现滑坡变形数据的多尺度变量识别，再通过相关向量机构建其初步预测模型，且为确保初步预测模型的参数最优性，进一步通过灰狼算法优化相关向量机的模型结构参数；其后，再通过混沌理论进行初步预测结果中预测误差进行补充预测，以提高预测精度。

通过该文研究，旨在通过方法创新来实现碎石土滑坡的高精度预测，掌握滑坡变形发展规律，为滑坡稳定性评价奠定一定的理论基础。

1　基本原理

在引言分析基础上，将论文分析过程总结为：先对滑坡变形数据开展分解处理，以实现数据多尺度变量识别提取；再对各数据分量进行针对性预测，并将其预测结果叠加作为初步预测结果；最后，再对初步预测结果进行补充预测，旨在进一步提高预测精度。

结合论文分析流程，预测思路结构如图 1 所示。

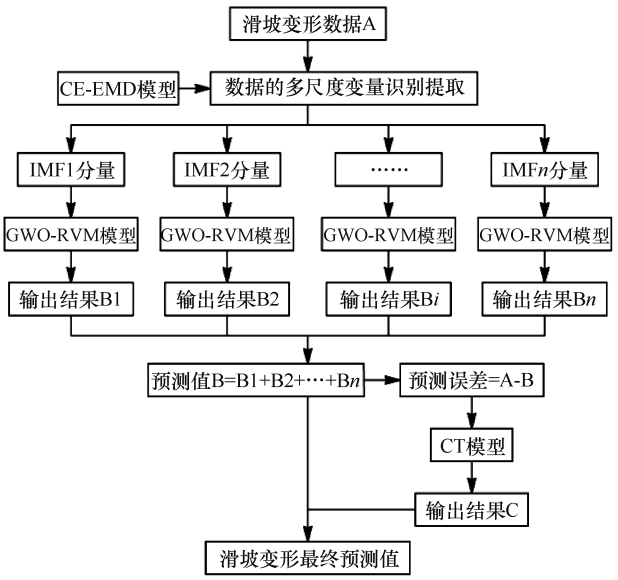

图 1　滑坡变形预测思路结构

Fig. 1　Structure of landslide deformation prediction ideas

1.1　互补式集合经验模态的原理

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition，EMD)能有效识别变形数据的多尺度变量，适用性已被广泛验证[26]，因此，提出以其构建滑坡变形数据的多尺度变形识别模型，即通过其将滑坡变形数据分解为若干固态分量和噪声分量。据 EMD 原理，将其分解原理表示为

$$y_t = \sum_{i=1}^{m} c_{t-i} + \varepsilon_{t-m} \tag{1}$$

式中，y_t 为滑坡变形数据；c_{t-i} 为 IMF 固态分量；m 为 IMF 固态分量的个数；ε_{t-m} 为噪声分量

依据式(1)，可将滑坡变形数据分解为若干分量，但据 EMD 使用经验，其过程可能存在混叠现象，为保证识别精度，需对其进行优化处理；据陈欣欣等[27]的研究成果，先在 EMD 分解过程中添加白噪声，以克服模态混叠现象，构建出集合经验模态(E-EMD)，但此处理过程不利于剔除误差信息，再进一步嵌入反向白噪声，以抵消前期添加的白噪声影响，进而构建出互补式集合经验模态(CE-EMD)。

结合数据多尺度变量识别模型的构建过程，CE-EMD 模型的识别流程进一步表示为：(1)先将一组反向白噪声嵌入至滑坡变形数据中，再对数据进行 EMD 条件下的多尺度变量识别；(2)在实现多尺度变量识别前提下，将其噪声信号余量进行相加，以消除其白噪声。

依据上述，将滑坡变形数据多尺度变量识别模型确定为 CE-EMD，且为合理评价识别效果，提出利用降噪误差比 dnSNR 进行评价，其计算公式为

$$\mathrm{dn}SNR = 10 \times \lg\left(\frac{P_s}{P_g}\right) \tag{2}$$

式中，P_s 为含噪声信息的变形数据功率；P_g 为滤除噪声信息的变形数据功率。

依据 dnSNR 指标构建过程，其值越大，对应数据多尺度变量识别效果相对越差；反之，对应数据多尺度变形识别效果相对越好。

1.2　预测模型的构建

按照图 1 中的预测思路，欲实现滑坡变形预测，还需构建滑坡变形数据多尺度变量的预测模型，鉴于相关向量机(Relevance Vector Machine，RVM)具有较强的非线性预测能力，以其构建对应预测模型，且为保证模型参数的最优性，再利用灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer，GWO)开展其参数寻优处理，即以 GWO-RVM 模型构建 IMF 分量的预测模型。

同时，按照预测思路，再通过混沌理论(Chaos Theory，CT)构建预测误差的补充预测模型。

结合预测模型的构建思路，依次将灰狼优化算法、相关向量机、混沌理论的方法原理进行介绍。

1.2.1　灰狼优化算法的原理

灰狼优化算法是 2014 年由 Mirjalili 等提出的，其核心思想是通过狼群分工及其觅食行为来构建寻优体系。根据狼个体在群体中的结构等级，依次将狼群划分为四类个体，依次为 α、β、δ 及 ω，其中，α 狼为狼群领导者，其功能主要是领导整个狼群，做出决策性决定；β 和 δ 狼主要是用于日常捕猎，并做好随时接替的行为；ω 狼主要协调种群内的平衡关系，避免种群分离。因此，提出通过灰狼优化算法来优化相关向量机的权值向量、偏差向量参数。

将灰狼优化算法的围猎数学模型表示为

$$\begin{cases} D_w = \left| C_p \times X_w(t) - X(t) \right| \\ X_p = X_w(t) - A_p \times D_w \\ X(t+1) = \left(\sum_{p=1}^{3} X_p \right) / 3 \end{cases} \tag{2}$$

式中，t 为迭代次数；A_p、C_p 为更新系数；D_w 为猎

物与狼群间的距离；X_p 为猎物在前期寻优中的最优位置；$X(t)$ 为第 t 代灰狼位置；$X(t+1)$ 为第 $t+1$ 代灰狼位置

根据上述，将灰狼优化算法寻优流程统计如图 2 所示。

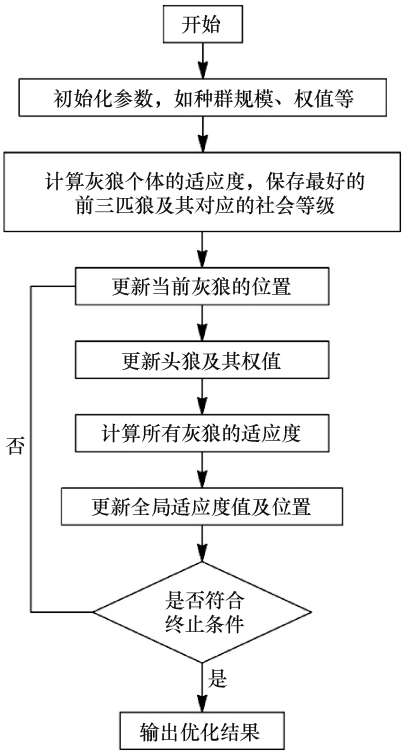

图 2　GWO 对 RVM 的优化流程

Fig. 2　GWO optimization process for RVM

1.2.2　相关向量机的原理

据 RVM 原理，将其训练过程为

$$\boldsymbol{t}_i = \sum_{i=1}^{N} \boldsymbol{w}_i K(x,\ x_i) + \boldsymbol{w}_o + \boldsymbol{z}_i \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{t}_i$ 为滑坡变形预测值；N 为训练样本数；$\boldsymbol{w}_i$ 为权重向量；$K(x,\ x_i)$ 为激励函数；x_i 为输入值；$\boldsymbol{w}_0$ 为偏差向量；$\boldsymbol{z}_i$ 为噪声向量。

由于 RVM 具有较强非线性预测能力，因此，利用其实现各滑坡变形数据分解后的分量预测。在 RVM 使用经验，其权值向量、偏差向量是由模型系统随机产生，会一定程度上影响预测精度，并鉴于 GWO 的全局寻优能力较强，通过其实现 RVM 参数优化处理是可行的，具体优化流程详见 1.2.1 节。

1.2.3　混沌理论的原理

据以往研究成果，无论何种模型均难以完全刻画滑坡变形，即前述 GWO-RVM 的预测结果会存在一定的预测误差，为进一步提升预测精度，提出再利用混沌理论开展 GWO-RVM 预测误差的补充预测。

在 CT 模型的构建过程中，先按照 Lyapunov 指数法计算参数 λ，计算公式为

$$\lambda = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{i=0}^{M} \ln \frac{l_i}{L_i} \tag{4}$$

式中，t_M、t_0 为对应时间变量；M 为迭代次数；l_i 为重构后距离；L_i 为原始距离。

根据参数 λ 的计算结果，若其最大值大于 0，说明混沌特征确实是预测误差基本特征。

在混沌理论的补充预测过程中，先通过嵌入维数和延迟时间参数开展其相空间重构处理，结合以往经验[15]，通过 C-C 算法、去偏复自相关法分别确定嵌入维数和延迟时间，此两参数的计算公式如下。

(1)嵌入维数。以参数 λ 为基础，构建嵌入维数参数的函数关系式 $d(m)$ 为

$$d(m) = \frac{\ln C(\lambda)}{\ln(\lambda)} \tag{5}$$

当 m 值不断增加，其对应 $d(m)$ 值具先增加后趋于稳定特征，其变化拐点对应的 m 即为嵌入维数。

(2)延迟时间。结合预测误差序列，构建出延迟时间函数 $C(\tau)$ 为

$$C(\tau) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=1}^{m-1} (\varepsilon_i - \varepsilon')(\varepsilon_{i+j\tau} - \varepsilon') \tag{6}$$

式中，ε' 为预测误差均值；n 为预测误差节点数；ε_i 为对应节点的预测误差。当 $C(\tau)$ 值等于 $1-1/\mathrm{e}$ 时的 τ 值即为延迟时间。

在混沌理论补充预测过程中，以其中 ψ_i 为预测中心，通过 Lyapunov 指数法计算其与最近相邻点 ψ_j 间距离 d，计算公式为

$$d = \min_j \| \psi_i - \psi_j \| \tag{7}$$

当 d 值满足最小时，对其进行反推即可实现预测误差的补偿预测。

依据上述，已构建滑坡变形多尺度变量识别条件下的变形预测模型(CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型)，且若滑坡后续变形趋于收敛，那么其稳定性将趋于稳定；反之，其稳定性将会趋于不利，需尽快开展防治处理。

2　实例分析

2.1　工程概况

2.1.1　地质条件及基本特征

据勘查成果，在地形地貌方面，滑坡区具侵蚀丘陵地貌，高程介于 913～1 547 m，高差 634 m，起伏相对较大，且坡度多介于 24°～45°。在地质构造方面，区内区域地质构造较为发育，主要构造为北东向

断裂 F1 和北西向断裂 F2，其中，F1 倾向 49°，倾角 35°~54°；F2 倾向 314°，倾角 210°~250°。在地层岩性方面，土层岩性主要为碎石土、粉质黏土及卵石层等；基岩主要为泥盆系天子岭组页岩。在水文地质条件方面，区内地表水不发育，地下水体主要为孔隙水和裂隙水，其中，孔隙水多赋存于土层孔隙中，裂隙水赋存于基岩裂隙中，两者在一定程度上影响滑坡变形特征。

滑坡主滑方向为 244°，平面具“扇状”(见图 3)，纵向长度约 380 m，横向长度 120~540 m，面积约 13.3×10^4 m^2，厚度介于 15~32 m，体积约 319.2×10^4 m^3，属大型滑坡。

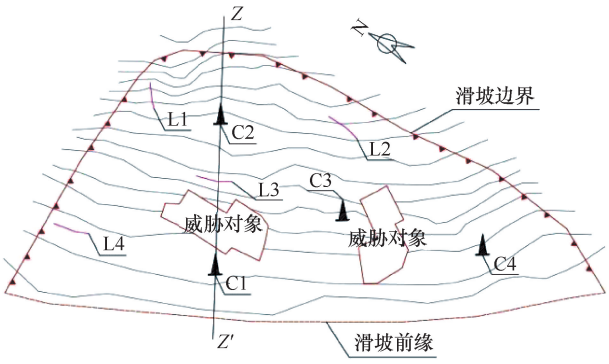

图 3　滑坡平面形态示意

Fig. 3　Schematic diagram of landslide plane morphology

结合钻探资料，滑坡坡体地层性质为：(1)滑体土。该类土层岩性主要为碎石土，厚度介于 15 m~32 m，平均厚度约 24 m，松散—中密，碎石含量介于 56%~70%，颗粒磨圆度较差，排列杂乱，多为次棱角状，级配不均，粒径多介于 20~75 cm，母岩成分多为页岩。因此，该滑坡亦属碎石土滑坡。(2)滑带土。该层主要位于岩土界面，岩性主要为粉质黏质，可塑，含有少量角砾，其母岩成分为页岩，磨圆度相对较好，多为次圆状，含量介于 5%~10%。(3)滑床。该层多为灰色、灰黑色，强风化—中风化，分层结构较为明显，含有片状云母，具再粘结特征，遇水易软化、坍塌，产状为 208°∠23°。

结合滑坡坡体地层特征，其主滑面(Z-Z′剖面)如图 4 所示。

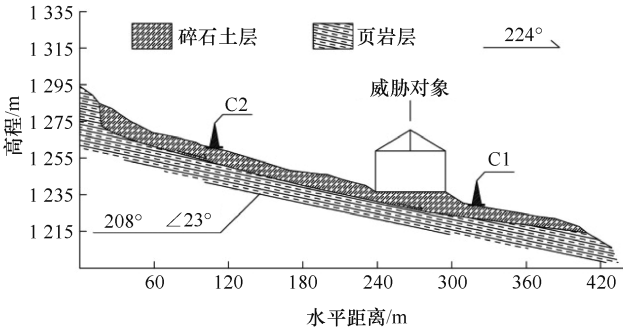

图 4　滑坡 Z-Z′剖面示意

Fig. 4　Schematic diagram of Z-Z′ section of landslide

2.1.2　变形特征分析

在本次调查过程中，滑坡地面裂缝特征统计如表 1 所列。

为进一步掌握滑坡定量变形特征，共计在滑坡地表布设 4 个监测点(见图 3)；在滑坡变形监测过程中，监测频率设置为 1 周/次，共计统计得到 33 期变形监测数据，其变形-时间曲线如图 5 所示，C1 监测点的累计变形量为 112.06 mm，变形量相对最大，其次是 C2 监测点，说明滑坡主滑面是其主要变形位置，且主滑面前缘变形更为显著；由滑坡中部逐步向左延伸，滑坡变形逐步减小，说明滑坡中部稳定性要弱于滑坡左侧；同时，由 C1—C4 监测点，累计变形值依次为 112.06 mm、90.66 mm、62.74 mm 和 44.10 mm，变形值已相对较大。

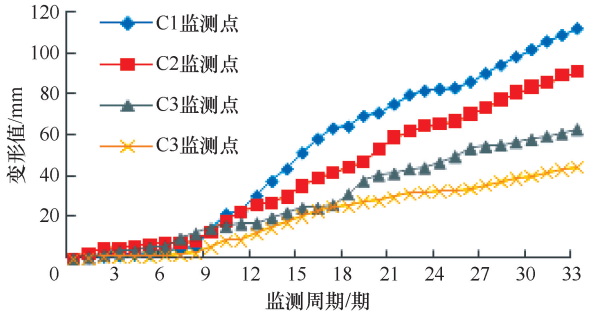

图 5　滑坡变形-时间曲线

Fig. 5　Landslide deformation time curve

表 1　滑坡地面裂缝特征

Table 1　Characteristics of landslide ground cracks

裂缝编号	位　置	延伸方向/(°)	延伸长度/m	宽度/cm	可见深度/cm	下错高度/cm
L1	滑坡后缘偏右	171	25.8	10.0~12.5	20.0~35.0	6.0~9.0
L2	滑坡左侧后缘	136	34.8	13.5~25.8	24.5~76.8	12.5~25.5
L3	滑坡中部后侧	105	15.8	16.8~34.9	30.5~42.8	12.4~25.7
L4	滑坡右侧边缘	85	19.8	15.5~20.0	15.0~32.0	2.0~5.0

在滑坡失稳过程中，变形是各类稳定性影响因素综合作用的直观体现，因此，变形对滑坡灾害防治具有重要作用；鉴于滑坡变形成因相对较多，致使其变形多具很强的非线性特征，如何实现其高精度预测显得格外重要，因此，开展滑坡变形预测模型研究具有重要的现实意义。

2.2　滑坡变形预测分析

2.2.1　变形数据的多尺度变量识别

按照滑坡变形预测思路，需先对变形数据进行多尺度变量识别，识别方法为 CE-EMD，其原理详见 1.1 节。将 n 值设置为 7，得到不同频率条件下的分解结果 IMF1—IMF7 如图 6 所示。

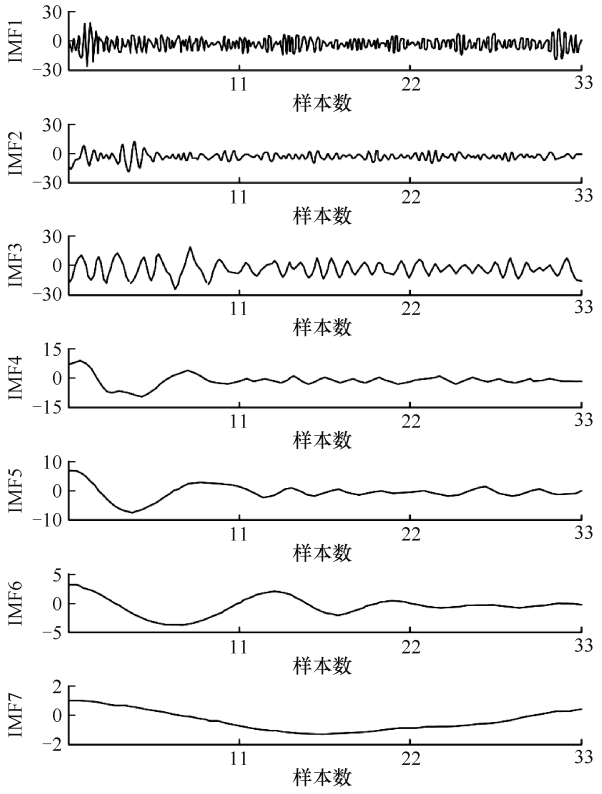

图 6　CE-EMD 的分解结果

Fig. 6　Decomposition results of CE-EMD

考虑到 CE-EMD 是逐步优化构建出来的，因此，对两优化阶段的识别结果均进行统计，结果如表 2 所列，从 EMD→E-EMD→CE-EMD，对应 dn*SNR* 值由 34.58→30.13→24.07，说明优化处理能逐步提高识别效果，验证了 CE-EMD 构建过程的合理性。

表 2　不同优化阶段的识别结果

Table 2　Identification results of different optimization stages

分解模型	EMD	E-EMD	CE-EMD
dn*SNR* 值	34.58	30.13	24.07

为进一步验证 CE-EMD 的数据多尺度变量识别能力，再进一步引入 sym 小波、Kalman 滤波进行类似数据处理，得到 sym 小波对应的 dn*SNR* 值为 35.42，Kalman 滤波对应的 dn*SNR* 值为 37.82，这与 EMD 的数据分解效果相当，明显差于 CE-EMD 的数据分解能力，进一步验证了 CE-EMD 相较其他数据处理模型具有更好的优越性。

2.2.2　变形预测结果

按照图 1 中的预测思路，在变形数据多尺度变量识别基础上，预测过程亦是由多步骤组合而成，为充分验证预测模型构建流程的合理性，提出以 C1 监测点进行示例性分析，且在分析过程中，结合数据识别方法的差异性，将实现预测结果 B 的预测模型设定为 5 类：(1)模型 1(RVM 模型)。即不对滑坡变形数据进行识别处理，直接用 RVM 模型进行变形预测。(2)模型 2(GWO-RVM 模型)。即不对滑坡变形数据进行识别处理，直接用 GWO-RVM 模型进行变形预测。(3)模型 3(EMD-GWO-RVM 模型)。即利用 EMD 对滑坡变形数据进行识别处理，再利用 GWO-RVM 模型进行变形预测。(4)模型 4(E-EMD-GWO-RVM 模型)。即利用 E-EMD 对滑坡变形数据进行识别处理，再利用 GWO-RVM 模型进行变形预测。(5)模型 5(CE-EMD-GWO-RVM 模型)。即利用 CE-EMD 对滑坡变形数据进行识别处理，再利用 GWO-RVM 模型进行变形预测。

在预测过程中，以 29－33 期数据作为验证集，其余样本作为训练集，并将相对误差 E 确定为评价指标，其均值越小，对应模型的预测精度越优，且其方差值越小，说明预测结果越稳定。

经统计，得到 C1 监测点的初步预测结果如表 3 所列，5 类模型的预测效果具有显著差异，各模型预测结果的特征参数为：(1)模型 1。相对误差 E 的范围为 3.38%～3.64%，平均值为 3.54%，方差值为 0.009 9。(2)模型 2。相对误差 E 的范围为 2.98%～3.22%，平均值为 3.11%，方差值为 0.008 0。(3)模型 3。相对误差 E 的范围为 2.53%～2.75%，平均值为 2.67%，方差值为 0.007 7。(4)模型 4。相对误差 E 的范围为 2.45%～2.63%，平均值为 2.56%，方差值为 0.005 2。(5)模型 5。相对误差 E 的范围为 2.10%～2.25%，平均值为 2.20%，方差值为 0.003 5。

模型 1 与模型 2 比较，模型 2 的相对误差均值、方差值均更小，得出开展 RVM 的参数优化处理是有效的，且 GWO 的优化效果较优；模型 3—模型 5 对比，其预测结果的相对误差均值、方差值具逐步减

表 3　C1 监测点初步预测结果

Table 3　C1 preliminary forecast results

监测周期/期	变形值 A/mm	模型 1		模型 2		模型 3		模型 4		模型 5	
		预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%
29	98.23	94.91	3.38	95.15	3.13	95.56	2.71	95.68	2.59	96.08	2.18
30	101.77	98.16	3.55	98.65	3.07	98.97	2.75	99.10	2.63	99.51	2.22
31	105.75	101.90	3.64	102.60	2.98	102.88	2.71	103.01	2.59	103.39	2.24
32	108.82	104.90	3.60	105.32	3.22	106.07	2.53	106.15	2.45	106.54	2.10
33	112.06	108.12	3.52	108.54	3.14	109.11	2.63	109.24	2.52	109.54	2.25

小趋势，进一步说明对滑坡变形数据的多尺度变量识别优化处理能逐步提高预测精度，充分验证了 CE-EMD 构建的有效性；模型 2 和模型 5 对比，后者的预测精度及稳定性相对更好，得出开展滑坡变形数据多尺度变量识别的必要性。

依据上述，CE-EMD-GWO-RVM 模型较模型 1—模型 4 的预测效果有一定提高，但其预测效果仍较一般，说明开展 CT 模型的补偿预测是必要的；经统计，得到 C1 监测点的最终预测结果如表 4 所列，经 CT 模型的补偿预测，所得 C1 监测点最终预测结果的相对误差特征值为：相对误差 E 的范围为 1.94% ~ 2.07%，平均值为 2.00%，方差值为 0.002 7。与模型 5 预测结果相比，其预测结果的相对误差均值及方差值均明显减小，说明经补偿预测，能进一步提升预测效果，且所得预测效果较优。

表 4　C1 监测点最终预测结果

Table 4　C1 final prediction results

监测周期/期	变形值 A/mm	分项预测结果		最终预测结果	
		预测值 B/mm	预测值 C/mm	预测值 Y/mm	相对误差 E/%
29	98.23	96.08	0.22	96.30	1.96
30	101.77	99.51	0.19	99.70	2.03
31	105.75	103.39	0.25	103.64	2.00
32	108.82	106.54	0.03	106.57	2.07
33	112.06	109.54	0.34	109.89	1.94

类比 C1 监测点的预测方式，再利用 CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型开展其他监测点的预测研究，所得结果如表 5 所列，4 个监测点预测结果的特征参数也统计为：(1) C1 监测点。相对误差 E 的范围为 2.10% ~ 2.25%，平均值为 2.20%，方差值为 0.003 5。(2) C2 监测点。相对误差 E 的范围为 1.95% ~ 2.07%，平均值为 2.01%，方差值为 0.002 0。(3) C3 监测点。相对误差 E 的范围为 1.90% ~ 2.05%，平均值为 1.96%，方差值为 0.003 2。(4) C4 监测点。相对误差 E 的范围为 1.95% ~ 2.07%，平均值为 2.00%，方差值为 0.002 7。

对比而言，4 个监测点的预测精度及稳定性相当，其后续 34—37 期外推预测结果具有较高的可信度。

通过外推预测，4 个监测点的后续变形具继续增加特征，只是增加幅度不一致；为有效实现预测结果的合理利用，按照 1.2 节思路，提出构建现有速率 V1 和预测速率 V2，前者是 30—33 期的变形速率均值，代表滑坡目前的变形特征；后者是 34—37 期的变形速率均值，代表滑坡后续的变形特征。

经统计，得到 C1 监测点的现有速率 V1 为 3.40 mm/期，预测速率 V2 为 2.27 mm/期；C2 监测点的现有速率 V1 为 2.44 mm/期，预测速率 V2 为 2.71 mm/期；C3 监测点的现有速率 V1 为 1.55 mm/期，预测速率 V2 为 1.66 mm/期；C4 监测点的现有速率 V1 为 1.32 mm/期，预测速率 V2 为 2.12 mm/期。

经过对比，C1 监测点的现有变形速率相对更大，即其变形趋于收敛；其余 3 个监测点的预测速率相对更大，即其变形趋于加速增加，按照 4 个监测点在滑坡上的分布位置，得出滑坡后缘稳定性将趋于稳定，但其前缘位置的稳定性将会趋于不利，建议需尽快开展此滑坡防治处理。

2.3　结果讨论

为进一步验证 CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型在滑坡变形预测中的适用性，该节重点再对其预测能力进行讨论，讨论思路为：一方面，再引入其他变形预测方法进行同样样本的预测，将其预测结果与本文预测结果进行对比分析；另一方面，再引入两个相近滑坡案例，通过 CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型开展其变形预测，以探讨该预测模型的普适性。

首先，利用 BP 神经网络、GM(1, 1)模型进行 C1—C4 监测点的变形预测，统计得到其预测结果的相对误差均值、方差值如表 6 所列。依据表 6，在相应监测点的预测结果中，BP 神经网络和 GM(1, 1)

表 5　4 个变形监测点的最终预测结果

Table 5　4 final prediction results of deformation monitoring

监测周期/期	C1 监测点预测结果			C2 监测点预测结果			C3 监测点预测结果			C4 监测点预测结果		
	变形值 A/mm	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	变形值 A/mm	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	变形值 A/mm	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	变形值 A/mm	预测值 Y/mm	相对误差 E/%
29	98.23	96.30	1.96	80.67	79.10	1.95	56.45	55.34	1.97	38.65	37.90	1.95
30	101.77	99.70	2.03	83.42	81.69	2.07	57.94	56.80	1.98	40.05	39.22	2.07
31	105.75	103.64	2.00	85.65	83.91	2.04	59.29	58.07	2.05	41.62	40.80	1.97
32	108.82	106.57	2.07	88.81	87.01	2.02	60.68	59.51	1.93	42.82	41.98	1.98
33	112.06	109.89	1.94	90.66	88.86	1.99	62.74	61.55	1.90	44.10	43.19	2.05
34	—	112.52	—	—	92.03	—	—	63.04	—	—	45.28	—
35	—	115.07	—	—	95.72	—	—	64.92	—	—	47.62	—
36	—	116.82	—	—	97.25	—	—	66.63	—	—	49.18	—
37	—	118.95	—	—	99.71	—	—	68.19	—	—	51.68	—

表 6　不同预测模型的预测结果

Table 6　Prediction results of different prediction models

预测模型	C1 预测结果的相对误差参数		C2 预测结果的相对误差参数		C3 预测结果的相对误差参数		C4 预测结果的相对误差参数	
	均值/%	方差值	均值/%	方差值	均值/%	方差值	均值/%	方差值
本文预测模型	2.20	0.003 5	2.01	0.002 0	1.96	0.003 2	2.00	0.002 7
BP 神经网络	3.45	0.015 0	3.80	0.095 4	4.10	0.124 0	4.00	0.254 0
GM(1，1)模型	4.06	0.325 1	3.72	0.065 8	3.72	0.086 5	3.79	0.136 5

表 7　不同案例的预测结果

Table 7　Prediction results for different cases

实　例	1#监测点预测结果的相对误差参数		2#监测点预测结果的相对误差参数		3#监测点预测结果的相对误差参数		4#监测点预测结果的相对误差参数	
	均值/%	方差值	均值/%	方差值	均值/%	方差值	均值/%	方差值
本文实例	2.20	0.003 5	2.01	0.002 0	1.96	0.003 2	2.00	0.002 7
案例 1	2.07	0.009 0	2.08	0.057 0	2.06	0.007 4	2.10	0.001 5
案例 2	2.13	0.004 6	2.01	0.002 2	2.00	0.004 6	2.05	0.004 3

模型的相对误差均值、方差值相当，说明其预测效果相近，但两者的相对误差均值、方差值均明显大于本文预测模型的相对误差均值、方差值，因此，对比而言，本文预测模型相较 BP 神经网络及 GM(1，1)模型具有更好的预测效果。

其次，再引入两个滑坡案例，以 CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型为基础，每个案例分别选取 4 个代表性监测点进行变形预测分析，所得结果如表 7 所列。依据表 7，在相应验证节点的预测结果，案例 1 和案例 2 的相对误差均值、方差值与本文实例的相对误差均值、方差值相差无几，即三者不仅具有相近的预测精度，还具相近的预测效果稳定性。

据上，本文预测模型在滑坡变形预测中具有良好的普适性，为滑坡变形规律研究提供了一种可靠思路；在该文研究基础上，建议后续将滑坡变形预测成果与其稳定性评价结合起来，为滑坡灾害防治提供更为坚实的理论支持。

3　结　论

本文以碎石土滑坡为工程背景，先通过互补式集合经验模态实现滑坡变形数据的多尺度变量识别，并利用相关向量机构建其初步预测模型，再通过混沌理论进行初步预测结果中预测误差的补充预测，以提高预测精度，主要得到如下结论。

(1)据现场调查，滑坡地表裂缝较为发育，且各监测点的累计变形值已较大，加之变形速率均具较广的波动范围，说明此滑坡变形迹象显著。

(2)CE-EMD 在构建过程中，从 EMD→E-EMD→CE-EMD，对应 dnSNR 值由 34.58→30.13→24.07，说明优化处理能逐步提高识别效果，且其相较 sym 小波、Kalman 滤波具有更优的数据分解处理效果，利用其识别滑坡变形数据的多尺度变量是可行的。

(3)CE-EMD-GWO-RVM-CT 模型能有效实现滑坡变形预测，所得 4 个监测点的相对误差均值介于

1.96%~2.20%，方差值介于 0.002 0~0.003 5，预测结果具有较高的预测精度及极强的稳健性，且经 4 个监测点的外推预测结果对比，C1 监测点的现有变形速率相对更大，其余 3 个监测点的预测速率相对更大，说明滑坡后缘稳定性将趋于稳定，但其前缘位置的稳定性将会趋于不利。

(4)通过该文研究，为碎石土滑坡变形预测提供了一种信息的思路，建议后续可在此基础上，进一步构建此类滑坡变形预警模型，以增加滑坡防治依据。

参考文献(References)：

[1] 董颖略. 基于 STK 的卫星信号仿真在复杂环境 GNSS 滑坡监测中的应用[J]. 铁道勘察，2024，50(6)：17-23.
DONG Y L. The application of STK-based satellite signal simulation in GNSS monitoring for complex environments [J]. Railway Investigation and Surveying，2024，50(6)：17-23.

[2] 时丕旭. 地面 LIDAR 在滑坡灾害三维实景建模中的应用[J]. 铁道勘察，2024，50(1)：28-32.
SHI P X. Application of ground LIDAR in 3D scene modeling of landslide disaster[J]. Railway Investigation and Surveying，2024，50(1)：28-32.

[3] JI L G，GANG Z T，CHAO M H，et al. A case study of a giant reactivated landslide based on NPR anchor cable Newton force early warning [J]. Journal of Mountain Science，2023，20 (11)：3283-3294.

[4] XIAO S. Improved Transfer Coefficient Method for Stability Analysis of a Landslide with Polyline Slip Surface [J]. Indian Geotechnical Journal，2019，49 (6)：595-602.

[5] LAN J，JIA Q W，SHI S G，et al. Landslide risk evaluation method of open-pit mine based on numerical simulation of large deformation of landslide [J]. Scientific Reports，2023，13 (1)：15410-15410.

[6] ZHI C C，SHI Q L，XUE W F，et al. Deformation behavior and triggering mechanism of the Tuandigou landslide around the reservoir area of Baihetan hydropower station [J]. Landslides，2023，20 (8)：1679-1689.

[7] 薛宏程，彭杏瑶，马倩，等. 考虑阻力作用的碎石土滑坡涌浪数值模拟方法研究 [J]. 人民长江，2023，54 (7)：153-158.
XUE Hongcheng，PENG Xingyao，MA Qian，et al. Numerical simulation method of gravel soil landslide surge considering resistance effect[J]. Yangtze River，2023，54 (7)：153-158.

[8] 龙孝，吴欢. 碎石土滑坡演化过程及其防治对策分析[J]. 人民长江，2021(S1)：90-92.
LONG Xiao，WU Huan. Analysis on the evolution process and prevention measures of gravel soil landslides [J]. Yangtze River，2021(S1)：90-92.

[9] 卓万生. 雨强对安溪县尧山村滑坡地下水渗流系统及稳定性的影响研究[J]. 工程地质学报，2020(6)：1311-1318.
ZHUO Wansheng. Influence on groundwater seepage system and stability of landslide under rainfall in Yaoshan village，Anxi county [J]. Journal of Engineering Geology，2020(6)：1311-1318.

[10] 陈家兴，赵兰英，司长亮. 碎石土古滑坡演化复活机理分析[J]. 人民长江，2019(10)：136-142.
CHEN Jiaxing，ZHAO Lanying，SI Changliang. Mechanism analysis of reactivation evolution of ancient detritus landslide [J]. Yangtze River，2019(10)：136-142.

[11] BNOU K，RAGHAY S，HAKIM A. A wavelet denoising approach based on unsupervised learning model [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing，2020，36：1-16.

[12] MIN L，CHENG S K，WEN Z Z. Landslide prediction based on improved principal component analysis and mixed kernel function least squares support vector regression model [J]. Journal of Mountain Science，2021，19(18)：2130-2142.

[13] 代长生. 基于变形数据分解处理的基坑危险性潜势分级研究[J]. 地质与勘探，2022(6)：1271-1280.
DAI Changsheng. Hazard potential classification of foundation pit based on deformation data decomposition [J]. Geology and Exploration，2022(6)：1271-1280.

[14] 贺骥，陈佳川，李贶家. 三峡枢纽工程运行安全风险预警指标体系构建研究[J]. 水利发展研究，2023，23(11)：45-51.
HE Ji，CHEN Jiachuan，LI Kongjia. Research on the construction of safety risk warning index system for Three Gorges hub project operation [J]. Water Resources Development Research，2023，23 (11)：45-51.

[15] 李晓斌. 基于极限位移准则和变形预测的滑坡变形潜势分析[J]. 大地测量与地球动力学，2022(6)：588-593.
LI Xiaobin. Analysis of landslide deformation potential based on limit displacement criterion and deformation prediction [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics，2022(6)：588-593.

[16] XIAO R T，JIANG N X，HONG Y H，et al. Short-term satellite clock bias forecast based on complementary ensemble empirical mode decomposition and quadratic polynomial [J]. Survey Review，2023，55 (389)：127-136.

[17] WEI J W，QING T. Combined model of air quality index forecasting based on the combination of complementary empirical mode decomposition and sequence reconstruction [J]. Environmental pollution (Barking，Essex：1987)，2022，316 (P2)：120628-120628.

[18] AN F Z，QIAN C Z，XIAN W，et al. Ultra-short-term wind power combined prediction based on complementary ensemble empirical

mode decomposition, whale optimisation algorithm, and elman network [J]. Energies, 2022, 15 (9): 3055-3055.

[19] BEI B Y, TING X, LU Q W, et al. Using complementary ensemble empirical mode decomposition and gated recurrent unit to predict landslide displacements in dam reservoir [J]. Sensors, 2022, 22 (4): 1320-1320.

[20] 杨晨昊, 郑东健. 基于 KPCA-WOA-RVM 的混凝土坝变形预测模型及其应用 [J]. 水电能源科学, 2022, 40 (10): 118-122.
YANG Chenhao, ZHENG Dongjian. Deformation prediction model of concrete dam basedon KPCA-WOA-RVM andIts application [J]. Water Resources and Power, 2022, 40 (10): 118-122.

[21] 张研, 范聪, 吴哲康, 等. 基于 PSO-RVM 的矿山边坡变形量预测模型 [J]. 金属矿山, 2022 (10): 191-196.
ZHANG Yan, FAN Cong, WU Zhekang, et al. Forecast model of mine slope deformation based on PSO-RVM[J]. Metal Mine, 2022 (10): 191-196.

[22] AMIN M K, LUIGI G, MOSTAFA P, et al. Monitoring and prediction of landslide-related deformation based on the GCN-LSTM algorithm and SAR imagery [J]. Natural Hazards, 2023, 119 (1): 39-68.

[23] HANDONG L, JINGJING L, JIAXING C, et al. Experimental study on tilting deformation and a new method for landslide prediction with retaining-wall locked segment [J]. Scientific reports, 2023, 13 (1): 5149-5149.

[24] YUE M Z, YANG H, PING Y, et al. Landslide displacement prediction based on optimized empirical mode decomposition and deep bidirectional long short-term memory network [J]. Journal of Mountain Science, 2023, 20 (3): 637-656.

[25] 王利, 岳聪, 舒宝, 等. 基于混沌时间序列的黄土滑坡变形预测方法及应用 [J]. 地球科学与环境学报, 2021, 43 (5): 917-925.
WANG Li, YUE Cong, SHU Bao. et al. Chaotic time series based surface displacement prediction method and application to loess landslides[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2021, 43 (5): 917-925.

[26] 张凯, 张科, 保瑞, 等. 基于优化经验模态分解和聚类分析的滑坡位移智能预测研究[J]. 岩土力学, 2021(1): 211- 223.
ZHANG Kai, ZHANG Ke, BAO Rui, et al. Intelligent prediction of landslide displacements based on optimized empirical mode decomposition and K-Mean clustering[J]. Rock and Soil Mechanics, 2021(1): 211- 223.

[27] 陈欣欣, 王路遥, 李鹏飞, 等. 基于 CE-EMD 分解和 BBO-ELM-BP 模型的水文站蒸发量预测研究[J]. 河南科学, 2022(11): 1794-1801.
CHEN Xinxin, WANG Luyao, LI Pengfei, et al. Prediction of evaporation at Hydrological Station based on CE-EMD decomposition and BBO-ELM-BP model[J]. Henan Science, 2022(11): 1794-1801.

(责任编辑　康　健)