

吴刚,邱俊,祝谭雍,等. 基于改进 PSO-GMM 算法的伸缩缝纵向位移监测数据分析方法[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2025, 45(6): 97-106.

WU Gang, QIU Jun, ZHU Tan-yong, et al. Analysis method for longitudinal displacement monitoring data of expansion joints based on improved PSO-GMM algorithm[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2025, 45(6): 97-106.

DOI:10.19721/j.cnki.1671-8879.2025.06.008

基于改进 PSO-GMM 算法的伸缩缝纵向位移 监测数据分析方法

吴刚^{1,2}, 邱俊¹, 祝谭雍³, 杜汶澎¹, 刘旭政^{1,2}, 李 桑⁴

(1. 华东交通大学 山区土木工程安全与韧性全国重点实验室, 江西 南昌 330013; 2. 华东交通大学 土木建筑学院, 江西 南昌 330013; 3. 江西省交通投资集团有限责任公司, 江西 南昌 330108; 4. 延安市公路局, 陕西 延安 716000)

摘要:为实现基于长期监测数据对桥梁伸缩缝服役状态的准确评估,提出一种基于改进粒子群优化-高斯混合模型(PSO-GMM)算法的伸缩缝纵向位移监测数据分析方法。该方法通过引入核密度估计窗口结构风险项对高斯混合模型目标函数改进设计,并以改进目标函数作为适应度函数,采用粒子群优化算法分析获得高斯混合模型最优参数,进而建立概率密度函数;采用有噪点和无噪点的 2 类仿真数据集对改进 PSO-GMM 算法有效性进行验证;以一座斜拉桥伸缩缝纵向位移监测数据为例,运用改进 PSO-GMM 算法分析伸缩缝纵向位移数据并建立其概率密度函数及服役状态评价方法。研究表明:基于改进 PSO-GMM 算法有效克服了传统高斯混合模型中期望最大化算法易陷入局部最优、对局部特征捕捉不足的问题,提升了监测数据拟合精度和鲁棒性;相较于核密度估计方法,改进 PSO-GMM 算法分析仿真数据集时,在整体趋势和局部细节方面均能准确反映数据分布特征;对于斜拉桥伸缩缝纵向位移监测数据的统计分析,改进 PSO-GMM 算法拟合概率密度函数精度高于核密度估计方法和期望最大化-高斯混合模型(EM-GMM)方法,基于其建立的伸缩缝服役状态评价方法可为管养决策提供理论依据。

关键词:桥梁工程;伸缩缝;高斯混合模型;粒子群优化;概率密度函数

中图分类号:U443.31

文献标志码:A

文章编号:1671-8879(2025)06-0097-10

Analysis method for longitudinal displacement monitoring data of expansion joints based on improved PSO-GMM algorithm

WU Gang^{1,2}, QIU Jun¹, ZHU Tan-yong³, DU Wen-peng¹, LIU Xu-zheng^{1,2}, LI Shen⁴

(1. State Key Laboratory of Safety and Resilience of Civil Engineering in Mountain Area, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, Jiangxi, China; 2. College of Civil Engineering and Construction, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, Jiangxi, China; 3. Jiangxi Communications Investment Group Co., Ltd., Nanchang 330108, Jiangxi, China; 4. Yanan Municipal Highway Bureau, Yanan 716000, Shaanxi, China)

Abstract: To achieve accurate assessment of the service status of bridge expansion joints based on

收稿日期:2025-05-22

基金项目:国家自然科学基金项目(52368073,52068026);赣鄱俊才支持计划项目(20243BCE51050);

江西省自然科学基金项目(20232BAB204070,20232BAB204071)

作者简介:吴刚(1988-),男,江西高安人,副教授,工学博士,E-mail:wugang523@126.com。

long-term monitoring data, a analysis method for the longitudinal displacement monitoring data of expansion joints was proposed based on an improved particle swarm optimization-Gaussian mixture model (PSO-GMM) algorithm. The objective function of the Gaussian mixture model (GMM) was improved through the introduction of a kernel density estimation (KDE) window structure risk term. The particle swarm optimization (PSO) algorithm was utilized to obtain the optimal parameters of the GMM under the condition that the improved objective function was adopted as the fitness function. Subsequently, a probability density function was established. The effectiveness of the improved PSO-GMM algorithm was verified using two types of simulated datasets with and without noise. Taking the longitudinal displacement monitoring data of an expansion joint in a cable-stayed bridge as an example, the improved PSO-GMM algorithm was applied to establish the probability density function of the expansion joint's longitudinal displacement, and a method for evaluating its service status was proposed. The research results show that the improved PSO-GMM algorithm effectively overcomes the problems of the expectation-maximization (EM) algorithm in the traditional GMM, such as being prone to local optima and insufficient in capturing local features, and enhances the fitting accuracy and robustness of monitoring data. Compared with the kernel density estimation (KDE) method, the improved PSO-GMM algorithm can accurately reflect the data distribution characteristics in terms of both overall trends and local details when analyzing simulated datasets. For the statistical analysis of longitudinal displacement monitoring data of expansion joints in cable-stayed bridges, the probability density function fitted by this method exhibits higher accuracy than those obtained by the KDE method and expectation maximization-Gaussian mixture model (EM-GMM) method. The evaluation method for the service status of expansion joints established herein provides a theoretical basis for maintenance decision-making. 1 tab, 8 figs, 38 refs.

Key words: bridge engineering; expansion joints; Gaussian mixture model; particle swarm optimization; probability density function

0 引言

桥梁伸缩缝作为桥面系重要构件,可为温度变化、活载作用及混凝土收缩徐变等作用下桥跨结构自由伸缩提供空间,其健康状况直接影响到桥梁服役状态^[1-3]。然而,在长期车辆荷载、环境腐蚀等多应力耦合作用下,伸缩缝常发生各种病害,进而导致其使用性能发生退化^[4-5]。在桥梁健康监测中,伸缩缝纵向位移监测是一项重要工作,既有研究对伸缩缝长期位移监测数据进行分析并评估其服役状态^[6-10]。可见,建立准确桥梁伸缩缝纵向位移监测数据分析方法,通过提取及量化监测数据的有效信息来评估其服役状态,对指导桥梁伸缩缝管养决策具有重要工程实践意义。

目前针对伸缩缝位移监测数据分析,常用方法包括线性回归分析^[6,11]、时间序列分析^[12]等统计方法,以及基于单一分布假设的参数化建模方法^[13-14]。但线性回归分析难以精准刻画位移与多

影响因素间的复杂非线性关系;时间序列分析对数据分布的多模态、突变特征适应性不足;基于单一分布假设的参数化建模方法无法兼容位移数据在复杂服役环境下的多样态分布规律,导致对服役状态的评估易出现偏差。高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)因其能够描述多模态分布,被广泛应用于监测数据分析及结构健康评估。廖聿宸等^[15]采用 GMM 建立了灌河大桥温差的概率分布模型,描述了桥梁竖向和横向温差的极值特性,为不同设计基准期的温差标准值提供了科学依据。Qu 等^[16]提出一种改进的 GMM 建模方法,实现了交通负载概率分布的精确拟合,揭示了车辆运行参数对梁桥疲劳性能的影响,为桥梁疲劳寿命评估提供了理论依据。林思健^[17]将 GMM 应用于结构振动信号的聚类分析,实现了结构状态分类和损伤识别,验证了 GMM 在结构健康监测中的鲁棒性与适用性。黄海宾等^[7]针对大跨桥梁伸缩缝服役性能评估问题,提出了一种基于联合概率密度建模的预警

方法,通过 GMM 有效建立了结构温度场和伸缩缝位移监测数据的联合概率密度模型,实现了对伸缩缝服役状态的实时监测和性能劣化的及时预警。刘汉藤^[18]通过 GMM 建立多维环境因素(如温度和湿度)与模态参数(如模态频率)的联合概率分布模型,揭示了环境参数对结构状态的影响,并实现了基于概率的预警评估,为健康监测系统的优化提供了理论支撑。Qu 等^[19]基于周期性应力数据对桥梁进行动态可靠性预测的问题,提出了一种基于高斯混合模型的贝叶斯循环动态线性模型(GMM-BCDLM),有效地捕捉应力数据中的周期性变化,实现了对桥梁主要构件可靠性指标的动态预测。Mao 等^[20]针对传统模态参数跟踪难以实现高效、准确的自动化处理问题,提出一种基于 GMM 的自动模态跟踪方法,为大跨度桥梁结构健康监测中的模态跟踪问题提供了一种全新的解决方案。Mohammad 等^[21]将 GMM 嵌入到结构健康监测(SHM)的创新混合方法中,从海量数据中提取低维特征解决了海量数据处理中的计算效率问题,并增强了环境振动和操作变化下的损伤可检测性。然而,GMM 的参数估计依赖期望最大化(Expectation Maximization, EM)算法,该算法对初始值敏感,这使得模型容易受初始值影响而陷入局部最优^[22]。

为了克服传统 GMM 中 EM 算法的局限性,汤峥等^[23]提出一种混合粒子群优化与 EM 算法的 PSO-EM 聚类算法,通过改进的粒子群优化算法获得混合模型的初始参数,改善了 EM 算法对初始值的敏感性问题,并通过优化避免陷入局部极值,提高了聚类准确率和整体聚类效果。孙颖等^[24]提出了一种结合近似骨架优化簇划分的混合蛙跳算法,提高了全局搜索能力,避免了局部最优问题,改进算法在 UCI 数据集和医学图像处理上实现了更好的效果。邓子畏等^[25]将马尔科夫链蒙特卡罗方法(MCMC)与随机变量相结合改进 EM 算法,解决了算法对初始值的依赖性和收敛慢问题,提高了混凝土泵车数据治理在数据缺失时填充的精度。邓银等^[26]基于强 Wolfe 条件提出了一种 APX-EM 算法,通过对 EM 算法的修正提高因子分析模型的稳定性、收敛性。翟继友等^[27]为解决 EM 算法对初始值敏感的问题,提出了将遗传算法与 EM 算法相结合的改进方法,优化了通过 GMM 所转换出来的语言质量。陶叶辉^[28]提出了一种 GMM 欠采样方法来优化改进 EM 算法,可求得高斯混合模型全局近

似最优的参数解,进一步提高了模型的聚类效果。Sun 等^[29]提出了 K-median 算法初始化 EM 算法中的参数,通过 GMM-MRF 框架对图像块进行了预测,提高了模型预测的准确性,从而有效优化了图像压缩的性能。Branislow 等^[30]针对 EM 算法的初始化问题,提出了粗增强贝叶斯混合估计(REBMIX)算法,通过 REBMIX 算法优化了 EM 算法的初始化步骤,减少了 EM 算法收敛所需的迭代次数,从而减少 EM 算法被局部最优困住的可能性。韩宇超等^[31]将 GMM 与概率密度估计和时序网络相结合,实现了风功率的日前区间预测,提高了预测的准确性和可靠性。樊学平等^[32]提出了一种改进的高斯混合粒子滤波(GMPF)算法,实现了桥梁极值应力的动态预测,提高了预测的精度和稳定性。但是上述方法在 GMM 中均以传统最大似然估计(MLE)为目标函数,原有算法框架并没有发生改变,仍然依赖于 EM 算法,对数据的全局和局部特征没有起到很好的平衡作用。

为解决现有桥梁健康监测技术分析中运用 GMM 存在的不足,提高其对伸缩缝纵向位移监测数据分析的准确性。本文拟通过在传统 GMM 的对数似然目标函数中引入核密度估计(KDE)窗口结构风险项,并结合粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的全局优化搜索能力,实现对全局和局部数据特征的拟合能力提升,最终建立一种基于改进 PSO-GMM 算法,对该算法进行有效性验证并进一步用于实际斜拉桥伸缩缝纵向位移监测数据分析,建立监测数据概率密度模型,为桥梁伸缩缝服役状态评价提供量化依据。

1 相关理论基础

1.1 改进目标函数的设计

在桥梁伸缩缝纵向位移数据分析中,GMM 能有效处理数据的多峰特征,适用于描述因多因素影响而呈现的复杂位移分布^[6,7,33]。对于 GMM,对数似然项代表模型拟合能力,可表述为

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^N \lg \left[\sum_{m=1}^M \pi_m \mathcal{N}(x_i | \mu_m, \Sigma_m) \right] \quad (1)$$

式中: θ 为 GMM 参数集,包含各成分的权重 π_m 、均值 μ_m 及协方差矩阵 Σ_m ; $\mathcal{N}(x_i | \mu_m, \Sigma_m)$ 为第 m 个高斯成分的概率密度函数, x_i 为第 i 个样本数据点; M 为 GMM 的成分总数; N 为样本数量。

由于 EM 算法对初始值敏感,且容易陷入局部最优,而 KDE 是一种非参数概率密度估计算法,有

较强的复杂局部特征捕捉能力,故本文提出改进 GMM 目标函数设计。在保持 GMM 对整体数据分布良好拟合的同时,将 KDE 方法的窗口结构风险(R_{KDE})作为惩罚项引入目标函数,用以约束模型在数据局部的表现,提升模型对局部特征的捕捉能力。KDE 风险项具体表达如下

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (2)$$

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} \quad (3)$$

$$R_{\text{KDE}} = \sum_{i=1}^N \left[\hat{f}(x) - p(x_i | \theta) \right]^2 \quad (4)$$

式中: $\hat{f}(x)$ 为在 x 点处估计得到的概率密度函数; $\hat{f}(x_i)$ 为核密度估计得到的数据点 x_i 的概率密度; $p(x_i | \theta)$ 为 GMM 拟合得到的数据点 x_i 的概率密度; R_{KDE} 为 KDE 风险项; h 为核函数的窗口宽度; K 为核函数; $u = \frac{x-x_i}{h}$,为标准化距离。

通过最小化 KDE 窗口结构风险项,目标函数能够减少局部过拟合问题,提升 GMM 在复杂分布上的拟合能力。

目标函数的优化过程通过设计正则化参数 λ ,以平衡 GMM 对数似然与 KDE 结构风险项之间的权重,从而实现全局与局部特征的结合,并提高模型在复杂数据分布下的表现。 λ 的选择通常通过交叉验证或试验试探法选择最优 λ ,本文采用试验试探法的方式,在预设区间内选取多个 λ ,通过在不同 λ 条件下对 GMM 参数进行优化,以最小化总误差函数为准则。最终改进目标函数表示如下

$$J(\theta) = -L(\theta) + \lambda R \quad (5)$$

式中: $L(\theta)$ 为 GMM 的对数似然函数; R 为 KDE 风险项; λ 为正则化参数,用于权衡全局拟合能力与局部特征捕捉之间的关系。

综上所述,提出的改进 GMM 目标函数设计可以实现全局与局部特征的动态平衡,不仅能降低过拟合风险,还可提高模型的拟合精度。

1.2 改进 PSO-GMM 算法

粒子群优化(PSO)算法的核心在于群体协作与个体探索的平衡,即每个粒子既根据历史信息修正行为(局部搜索),又依赖群体的最优信息调整策略(全局搜索),从而避免陷入局部最优^[34]。传统 GMM 参数求解方法通常依赖于人为设定初始值,容易因初始点选择不当而收敛于局部最优。因此,本文方法利用 PSO 算法的全局搜索特性,将 GMM 的参数(包括权重、均值和协方差)编码为粒子的位

置向量,并将第 1.1 节提出的改进目标函数[式(5)]作为适应度函数。PSO 算法通过在参数空间中随机初始化大量粒子,使搜索过程无需依赖人为预设的单一初始点,而是通过群体协作自动搜索整个参数空间。在迭代过程中,每个粒子根据自身历史最优位置(局部搜索)和全局最优位置(全局搜索)动态调整速度与位置,逐步收敛到全局最优解。该方式不仅避免了传统方法对初始值的敏感性,还能有效处理复杂目标函数中的多峰结构,确保获得更可靠的 GMM 最优参数估计。改进 PSO-GMM 参数求解步骤如下(流程见图 1):

步骤 1:参数编码。将 GMM 参数(包括权重、均值和协方差)进行编码表示为 PSO 算法的粒子位置向量。

步骤 2:初始化粒子群。设定粒子数量 n 、粒子的初始位置 X_i^0 、初始速度 V_i^0 以及最大迭代次数 T 。

步骤 3:目标函数计算。对每个粒子将其参数代入目标函数,如式(5)所示,计算每个粒子的适应度值,衡量参数组合的优劣。

步骤 4:粒子最优适应度值的信息更新。比较粒子的当前适应度值与历史最优适应度值,更新个体最优位置与全局最优位置,实现粒子最优适应度值的信息更新。

步骤 5:更新粒子状态。根据式(6)、(7)更新每个粒子的速度、位置,以搜索更优的 GMM 参数,即

$$v_{i+1} = \omega v_i + c_1 r_1 (p - x_i) + c_2 r_2 (g - x_i) \quad (6)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (7)$$

式中: ω 为惯性权重系数; c_1 、 c_2 均为学习因子; r_1 、 r_2 均为随机系数; p 为个体最优位置; g 为粒子群全局最优位置。

通过速度更新公式能够确保粒子在全局和局部最优解之间进行探索并逐步至收敛。

步骤 6:判断收敛。当迭代次数达到预设上限或收敛至某个阈值时,停止迭代,此时输出全局 GMM 的最优参数,并可用于后续数据分析。若不满足,则继续迭代,重新计算适应度值并更新位置。

步骤 7:输出最优参数。最终输出粒子群中最优适应度对应的参数作为 GMM 的参数解。

本文改进 PSO-GMM 算法适用于含噪声、非平稳数据的复杂分布建模,通过引入 KDE 结构风险项和 PSO 算法的全局搜索能力实现了概率密度函数模型的精准拟合,替代了传统 EM 算法的局部迭代优化路径,克服了 EM 算法对初始值依赖的问题,抑制了局部噪声对参数估计的干扰。

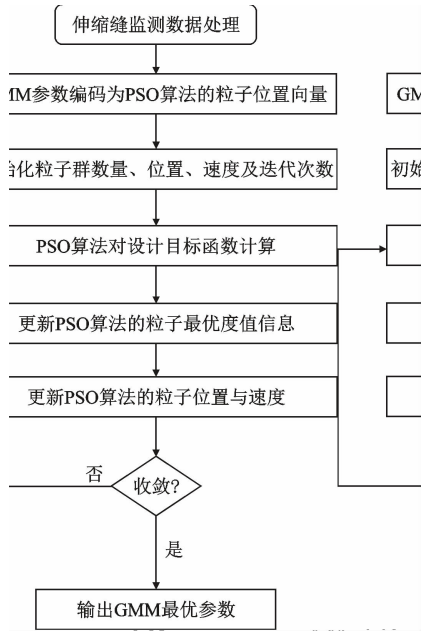


图 1 改进 PSO-GMM 算法流程

Fig. 1 Improved PSO-GMM algorithm flow chart

2 改进 PSO-GMM 算法有效性验证

温度变化、车辆荷载等作用下的伸缩缝纵向位移统计特征可能出现明显的 2 个或多个位移集群^[6,7,35],此处采用双峰分布的仿真数据来验证改进 PSO-GMM 算法在处理复杂结构数据时的有效性和鲁棒性。

2.1 仿真数据集制作

首先假设无噪点的伸缩缝纵向位移仿真数据服从由 2 个特定高斯分布组成的混合分布,并基于对实际监测数据和相关文献可知,温度变化是主导因素应该赋予更高的权重,通常处于小位移区间,而车辆荷载虽能引起大位移,但在长期统计中所占比例较低,其权重应较小^[36-38]。因此,第 1 个高斯分布设定其权重 $\omega_1 = 0.7$,均值 $\mu_1 = 15$,标准差 $\sigma_1 = 4$;第 2 个高斯分布的参数设定为权重 $\omega_2 = 0.3$,均值 $\mu_2 = 35$,标准差 $\sigma_2 = 6$ 。采用随机数生成算法,依据上述 2 个高斯分布的参数,精确生成大量符合相应概率密度函数的数据点。在生成过程中,严格遵循概率论的原理,生成了包含 5 000 个样本点的无噪点仿真数据集,其分布情况如图 2 所示。

为了更全面地验证方法的性能,考虑到实际监测环境中噪声的复杂性和多样性,在无噪点数据集的基础上加入噪点的制作仿真数据集模拟一种具有不同强度噪声的情况。对于第 1 个数据集(对应第 1 个高斯分布生成的数据点),引入均值为 0,标准

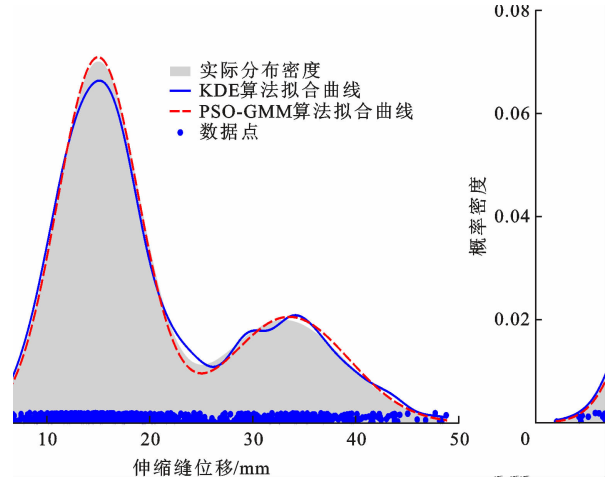


图 2 无噪点数据集概率密度函数拟合

Fig. 2 Probability density function fitting for noiseless datasets
 方差为 0.3 的高斯噪声;对于第 2 个数据集(对应第 2 个高斯分布生成的数据点),引入均值为 0,标准差为 0.5 的高斯噪声;随机选取 10% 的样本点叠加标准差为 2.0 的高斯噪声,其分布情况如图 3 所示。这种不同强度噪声的设置旨在模拟实际中可能出现的局部和全局噪声干扰差异。

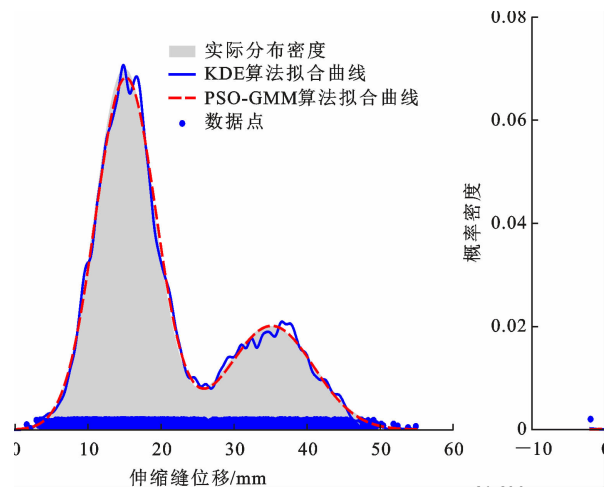


图 3 噪点数据集概率密度函数拟合

Fig. 3 Probability density function fitting for noisy datasets

2.2 仿真和结果数据分析

采用改进 PSO-GMM 算法对上述生成的无噪点和有噪点的仿真数据进行分析,如图 2、3 所示。为进行对比说明,图 2、3 中同时给出了 KDE 算法分析结果。

由图 2 可知,改进 PSO-GMM 算法在无噪点数据集上的拟合曲线与实际分布高度吻合,无论是整体趋势还是局部细节,均能够精确反映数据的分布特征。相较于 KDE 算法,改进 PSO-GMM 算法避免了过拟合,呈现出更加平滑且符合数据全局分布的

曲线。

仿真数据加入噪点后(图 3),尽管数据中存在噪声干扰,但通过 PSO 算法的全局搜索与优化,模型能够自适应地调整 GMM 参数,以应对噪声引起的不确定性,改进 PSO-GMM 算法拟合精度较高,而 KDE 算法对数据局部分布特征进行精细的捕捉,存在过拟合问题。

对无噪点和加入噪点数据集拟合后的均方误差如表 1 所示。由表 1 可以看出,改进 PSO-GMM 算法对有无噪点数据拟合精度均高于 KDE 算法,特别是在有噪点数据中其优越性更大。同时,在加入噪点后,改进 PSO-GMM 算法的均方误差值并无明显改变。由此说明,改进 PSO-GMM 算法在噪声环境下具有较强的稳定性和适应性,具有优秀的抗噪性能。

表 1 不同数据集拟合的均方误差比较

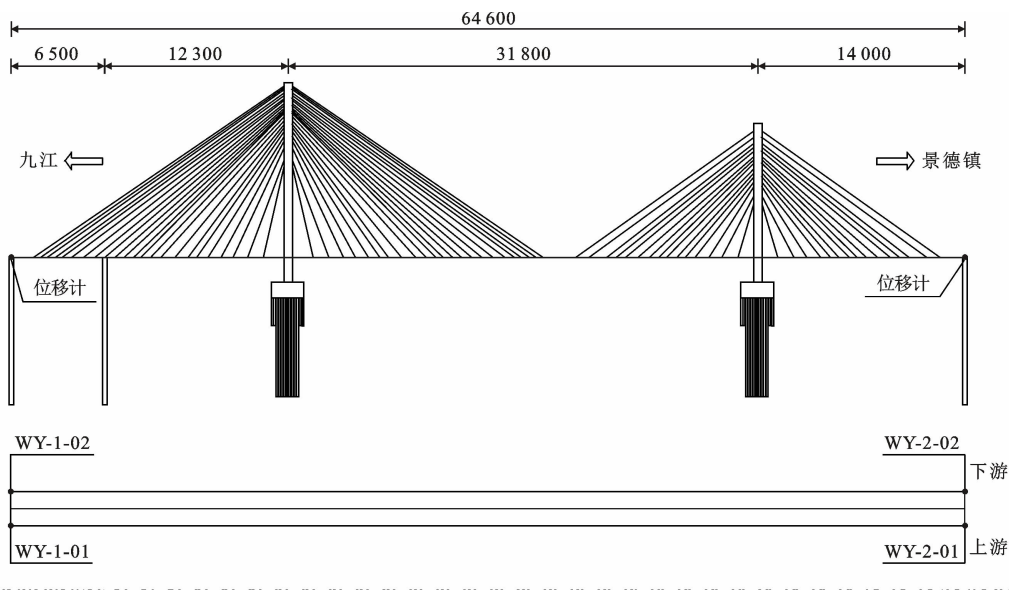
Table 1 MSE comparison of fitting results for different datasets

算法	均方误差	
	无噪点	加入噪点
KDE	3.403×10^{-5}	8.736×10^{-5}
改进 PSO-GMM	2.896×10^{-5}	3.268×10^{-6}

3 实际工程应用

3.1 工程背景

以江西九江某座斜拉桥伸缩缝监测数据为例进行分析。桥梁结构跨径布置为 65 m + 123 m + 318 m + 140 m,该桥主梁两端伸缩缝上下游处分别安装了 1 个位移传感器,共计 4 个伸缩缝位移传感器(WY-1-01、WY-1-02、WY-2-01、WY-2-02),如图 4 所示。



单位: mm

图 4 伸缩缝传感器测点布置

Fig. 4 Layout of measuring points for expansion joint sensors

3.2 斜拉桥伸缩缝纵向位移监测数据分析

采用改进 PSO-GMM 算法对 WY-1-01 传感器位移数据进行分析。

(1) 概率密度函数构建:采用本文提出算法,利用 GMM 的对数似然项与 KDE 的窗口结构风险项组合的目标函数作为适应度函数,通过 PSO 算法全局搜索优化获得最优参数,使用最优参数构建 GMM 模型,拟合的概率密度函数(PDF)如图 5 所示,得到桥梁伸缩缝纵向位移的概率密度函数为

$$p(x) = 0.39 \mathcal{N}_1(-26.909, 287.290) + 0.610 \mathcal{N}_2(13.923, 77.938) \quad (8)$$

式中: $p(x)$ 为伸缩缝纵向位移的概率密度函数; \mathcal{N}_1

为第 1 个高斯成分,权重为 0.39,均值为 -26.909,方差为 287.290; \mathcal{N}_2 为第 2 个高斯成分;权重为 0.610,均值为 13.923,方差为 77.938。

(2) 拟合精度分析:图 5 对比了本文提出算法与传统 KDE 算法、EM-GMM 算法,3 种方法拟合的概率密度函数所对应的均方误差值分别为 0.000 2、0.000 4 和 0.003。由图 5 可见,利用改进 PSO-GMM 算法准确拟合了伸缩缝纵向位移分布的概率密度函数,主要是因其能够更好地捕捉位移数据的全局分布特征,并通过全局优化机制避免局部最优问题,保证了拟合结果的精度。

(3) 累积分布函数(CDF)计算:基于式(8)构建

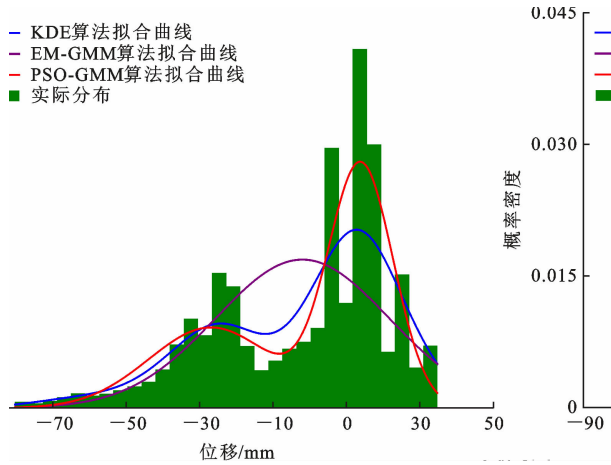


图 5 桥梁伸缩缝纵向位移概率密度函数

Fig. 5 Probability density functions of longitudinal displacement of bridge expansion joints

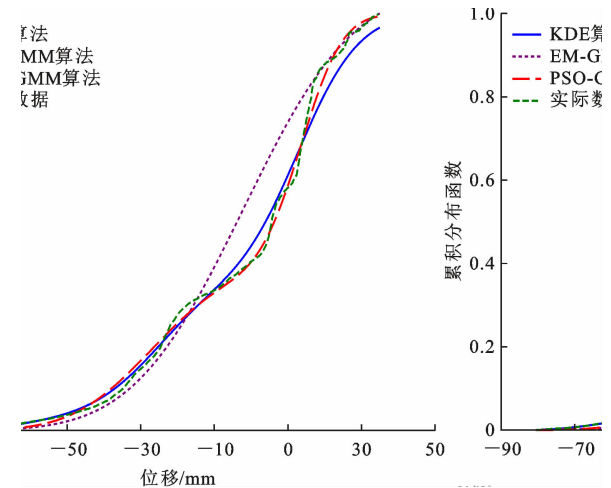


图 6 桥梁伸缩缝纵向位移累积分布函数

Fig. 6 Cumulative distribution functions of displacement of bridge expansion joints

的概率密度函数,利用数值积分方法计算桥梁伸缩缝纵向位移的 CDF(式(9)),计算结果如图 6 所示。根据伸缩缝纵向位移方向构建正向与负向位移的独立累积分布函数,如图 7、8 所示,以精准量化不同方向的结构风险。通过分方向累积分布函数,能够精准量化桥梁伸缩缝在正负位移方向的风险分布,从而设置更具针对性的预警阈值。式(9)可表示为

$$F(x) = \int_{-\infty}^x p(t) dt \tag{9}$$

式中: $F(x)$ 为累积分布函数; $p(t)$ 为概率密度函数; t 为积分变量。

(4)极限位移确定:基于高精度拟合位移分布的概率密度函数,结合正向与负向位移的独立累积分布函数得到桥梁设计基准期内的位移极值,为桥梁

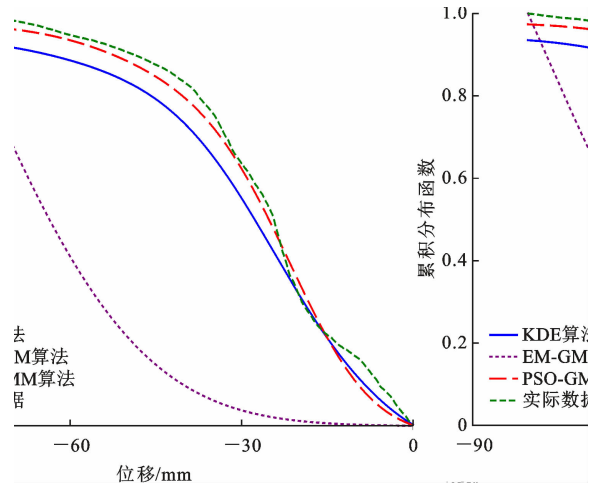


图 7 负方向伸缩缝纵向位移累积分布函数比较

Fig. 7 Comparison of cumulative distribution functions of longitudinal displacement of expansion joints in negative direction

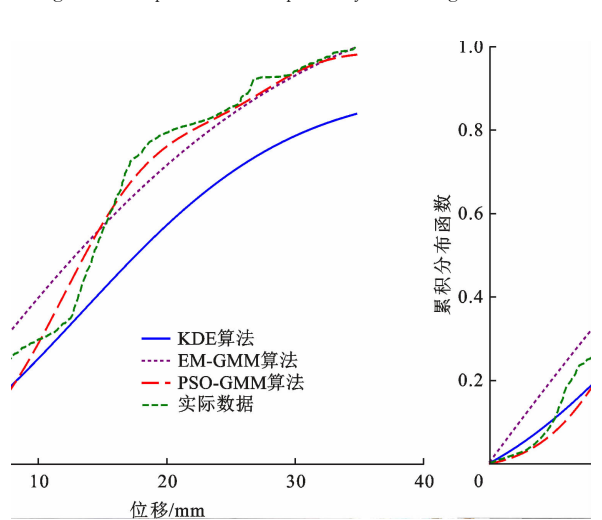


图 8 正方向伸缩缝纵向位移累积分布函数比较

Fig. 8 Comparison of cumulative distribution functions of longitudinal displacement of in positive direction expansion joints

设计、监测、维护及管理提供重要支持。在设计阶段,极值计算为伸缩缝安全裕量提供科学依据;在监测过程中,通过位移极值设置预警阈值,从而实现构件状态监测;在维护环节,位移极值能够优化维修策略,延长桥梁寿命。

综上所述,采用改进 PSO-GMM 算法建立的概率密度函数模型在拟合精度上优于传统拟合方法,具备良好的通用性,可推广应用于其他桥梁结构或构件长期监测数据分析中。

4 结 语

(1)本文提出的改进目标函数在 GMM 的对数似然项中引入了 KDE 的结构风险惩罚项,结合了 KDE 方法在局部特征捕捉能力与 GMM 的

全局分布描述能力,实现了全局与局部特征的动态平衡。

(2)采用 PSO 算法替代了传统 EM 算法的局部迭代优化路径,通过群体协作自动搜索整个参数空间,克服了传统 GMM 中 EM 算法对初始值依赖的问题、易陷入局部最优和对局部特征捕捉不足的问题,从而提升了模型的拟合精度和鲁棒性。

(3)在仿真数据集分析中,改进 PSO-GMM 算法展现出显著的拟合优势,对无噪点数据和噪声数据均能精准描述其分布特征,相较于传统 KDE 算法,改进 PSO-GMM 算法更能平衡全局与局部特征,避免过拟合并具备较强的抗噪能力。

(4)应用于桥梁伸缩缝实际监测数据时,改进 PSO-GMM 算法拟合概率密度函数的均方误差精度更高(均方误差为 0.000 2),能够更加准确反映位移数据的实际分布。进一步基于累积分布函数得到桥梁设计基准期内的位移极值,可为桥梁伸缩缝构件的安全评估和维护提供了量化依据,有助于提升桥梁结构管养水平和安全保障。

(5)本文方法不仅提升了桥梁伸缩缝纵向位移数据分析的拟合精度和抗噪性,还具备良好的通用性,适用于其他关键构件的健康监测与评估,为桥梁全生命周期管理提供了科学支持。未来研究可进一步探究 PSO-GMM 算法在复杂工况和多参数监测数据分析中的应用潜力,为桥梁结构健康监测与安全保障体系的完善提供支持。

参考文献:

References:

- [1] JI W, SHAO T Y, LI J Q. Analytical investigation of fatigue behavior in a modified composite steel box concrete girder bridge with corrugated steel webs under pavement and expansion joint deterioration[J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2024, 29(10): 04024078.
- [2] WU Y X, XU W Y, YU T L, et al. Development and performance evaluation of a polyurethane elastomer based seamless expansion joint for bridges[J]. *International Journal of Structural Integrity*, 2024, 15(6): 1132-1152.
- [3] HAN-MIN C H, LEE H W, KIM K S, et al. Investigating the application of smart materials for enhanced maintenance of rubber expansion joints in bridge expansion joint systems[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(7): 2828.
- [4] 韩大章,郭彤,黄灵宇,等. 随机车辆荷载下大跨钢桥伸缩缝纵向位移响应及病害控制研究[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(24): 172-178.
HAN Da-zhang, GUO Tong, HUANG Ling-yu, et al. A study on longitudinal displacements and damage control of expansion joints of long-span steel bridges under stochastic traffic loads[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(24): 172-178.
- [5] LI J S, WEN F, CHEN J, et al. Experimental study of bridge expansion joint damage based on natural frequency[J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6437.
- [6] 杨奕,季云峰,王晓宇,等. 基于监测数据的大位移伸缩缝性能评估[J]. *公路*, 2023, 68(1): 84-93.
YANG Yi, JI Yun-feng, WANG Xiao-yu, et al. Performance evaluation of large displacement expansion joints based on monitoring data [J]. *Highway*, 2023, 68(1): 84 - 89.
- [7] 黄海宾,冯江苏. 桥梁伸缩缝服役性能劣化的概率预警方法[J]. *安全与环境学报*, 2022, 22(4): 1789-1796.
HUANG Hai-bin, FENG Jiang-su. Probability warning method for service performance deterioration of bridge expansion joints[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2022, 22(4): 1789-1796.
- [8] NI Y Q, WANG Y W, ZHANG C. A Bayesian approach for condition assessment and damage alarm of bridge expansion joints using long-term structural health monitoring data[J]. *Engineering Structures*, 2020, 212: 110520.
- [9] HUANG H B, YI T H, LI H N, et al. New representative temperature for performance alarming of bridge expansion joints through temperature-displacement relationship [J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2018, 23(7): 04018043.
- [10] XIAO T G, HONG Y, XU J Y, et al. Performance evaluation of cable-stayed bridge expansion joints based on Lasso dimensionality reduction and temperature-displacement-correlation model [J]. *Advances in Structural Engineering*, 2024, 27(6): 981-994.
- [11] NI Y Q, HUAX G, WONG K Y, et al. Assessment of bridge expansion joints using long-term displacement and temperature measurement [J]. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 2007, 21(2): 143-151.
- [12] 王盛,陶天友,王浩. 大跨度斜拉桥伸缩缝温致位移提取方法对比[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2023, 53(4): 664- 671.

- WANG Sheng, TAO Tian-you, WANG Hao. Comparison of extraction methods for temperature-induced displacement of expansion joint of long-span cable-stayed bridge [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2023, 53(4): 664-671.
- [13] 李 微. 基于贝叶斯线性模型的桥梁伸缩缝损伤评估及可靠性研究[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2022.
- LI Wei. Research on damage assessment and reliability of bridge expansion joints based on Bayesian linear model[D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2022.
- [14] 丁幼亮, 周 凯, 王高新, 等. 苏通大桥斜拉桥伸缩缝位移的长期监测与分析[J]. 公路交通科技, 2014, 31(7): 60-64, 71.
- DING You-liang, ZHOU Kai, WANG Gao-xin, et al. Long-term monitoring and analysis of expansion joint displacement of Sutong cable-stayed bridge [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2014, 31(7): 60-64, 71.
- [15] 廖聿宸, 张 坤, 杜孟林, 等. 基于长期监测的开口截面组合梁斜拉桥温度场分析[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2023, 53(6): 1080-1090.
- LIAO Yu-chen, ZHANG Kun, DU Meng-lin, et al. Analysis on the temperature fields of cable-stayed bridges with open-section composite girder based on long-term monitoring [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2023, 53(6): 1080-1090.
- [16] QU H, NIU Z H, HUANG P M. Research on random fatigue load model of highway bridge by vehicle traffic based on GMM [J]. Tehnicki Vjesnik-Technical Gazette, 2020, 27(3): 961-969.
- [17] 林思健. 基于模态参数和高斯混合模型聚类分析的结构损伤识别[D]. 广州: 暨南大学, 2022.
- LIN Si-jian. Structural damage identification based on modal parameters and Gaussian mixture model cluster analysis[D]. Guangzhou: Jinan University, 2022.
- [18] 刘汉藤. 基于多维概率分布模型的结构健康监测数据分析研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
- LIU Han-teng. Data analysis of structural health monitoring based on multidimensional probability distribution models [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021.
- [19] QU G, SUN L M, HUANG H W. Bridge performance prediction based on a novel SHM-data assimilation approach considering cyclicity[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2023, 2023(1): 2259575.
- [20] MAO J X, WANG H, BILLIE F, et al. Gaussian mixture model for automated tracking of modal parameters of long-span bridge[J]. Smart Structures and Systems, 2019, 24(2): 243-256.
- [21] MOHAMMAD H D, ALIREZA G, SEYED A Z, et al. Early damage detection under massive data via innovative hybrid methods: Application to a large-scale cable-stayed bridge [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2021, 17(7): 902-920.
- [22] 李 婧. 基于 GMM 的 EM 优化算法的应用与研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- LI Jing. Research and application of EM optimization algorithm based on GMM [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.
- [23] 汤 峥, 宋余庆, 刘 哲. 基于粒子群优化和 EM 算法的图像聚类研究[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(7): 1602-1606.
- TANG Zheng, SONG Yu-qing, LIU Zhe. Research on clustering based on improved particle swarm optimization and expectation maximization algorithm[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 36(7): 1602-1606.
- [24] 孙 颖, 张 毅, 丁卫平, 等. 基于近似骨架和混合蛙跳算法的 K-means 方法及其在眼底病历图像中的应用[J]. 南通大学学报(自然科学版), 2020, 19(2): 36-42.
- SUN Ying, ZHANG Yi, DING Wei-ping, et al. K-means method based on the approximate backbone and the shuffled frog leaping algorithm and its application in fundus medical record images [J]. Journal of Nantong University (Natural Science Edition), 2020, 19(2): 36-42.
- [25] 邓子畏, 唐朝晖, 朱红求, 等. 基于改进 EM 算法的混凝土泵车数据治理[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(2): 443-449.
- DENG Zi-wei, TANG Zhao-hui, ZHU Hong-qiu, et al. An improved expectation maximization algorithm for missing data management of concrete pump truck[J]. Journal of Central South University (Science and Technology) 2021, 52(2): 443-449.
- [26] 邓 银, 唐亚勇. APX-EM 算法的带误差加速[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2025, 62(1): 52-56.
- DENG Yin, TANG Ya-Yong. An error-included acceleration for the APX-EM algorithm[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2025, 62(1): 52-56.
- [27] 翟继友, 张 鹏. 高斯混合模型参数估值算法的优化[J].

- 计算机技术与发展,2011,21(11):145-148.
ZHAI Ji-you, ZHANG Peng. Optimization of parameter estimation based on gaussian mixture model[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(11): 145-148.
- [28] 陶叶辉. 基于改进 EM 算法的高斯混合模型的研究与应用[D]. 上海:上海工程技术大学,2022.
TAO Ye-hui. Research and application of GMM based on improved EM algorithm [D]. Shanghai: Shanghai University of Engineering Science, 2022.
- [29] SUN J, ZHAO Y, WANG S, et al. Image compression based on gaussian mixture model constrained using markov random field[J]. Signal Processing, 2021, 183: 107990.
- [30] BRANISLAV P, JERNEJ K, MARKO N. Improved initialization of the EM algorithm for mixture model parameter estimation [J]. Mathematics, 2020, 8(3): 373.
- [31] 韩宇超,同向前,邓亚平. 基于概率密度估计与时序 Transformer 网络的风功率日前区间预测[J]. 中国电机工程学报,2024,44(23):9285-9296.
HAN Yu-chao, TONG Xiang-qian, DENG Ya-ping. Probabilistic distribution estimation and temporal transformer-based interval prediction in day-ahead wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(23): 9285-9296.
- [32] 樊学平,刘月飞. 基于改进高斯混合粒子滤波新算法的桥梁极值应力动态预测[J]. 吉林大学学报(工学版),2024,54(4):1038-1044.
FAN Xue-ping, LIU Yue-fei. Bridge extreme stress dynamic prediction based on improved Gaussian mixed particle filter new algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(4): 1038-1044.
- [33] 吴铮,张悦,董泽. 基于改进高斯混合模型的热工过程异常值检测[J]. 系统仿真学报,2023, 35(5):1020-1033.
WU Zheng, ZHANG Yue, DONG Ze. Outlier detection during thermal processes based on improved Gaussian mixture model [J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 1020-1033.
- [34] WANG D S, TAN D P, LIU L. Particle swarm optimization algorithm: An overview [J]. Soft Computing, 2018, 22(2): 387-408.
- [35] 蔡邦国,楼允鹏,尹恒,等. 基于监测数据的斜拉桥伸缩缝服役性能评估[J]. 公路,2020,65(5):98-105.
CAI Bang-guo, LOU Yun-peng, YIN Heng, et al. Evaluation of service performance of cable-stayed bridge expansion joints based on monitoring data[J]. Highway, 2020, 65(5): 98-105.
- [36] 刘杰,武晓阳. 基于健康监测长期数据的伸缩缝性能评估[C]//世界交通运输大会执委会. 桥梁与隧道工程篇. 北京:人民交通出版社股份有限公司,2022: 393-400.
LIU Jie, WU Xiao-yang. Performance evaluation of expansion joints based on long-term health monitoring data[C]// ECWT. Executive Committee of World Transportation Conference. Bridge and Tunnel Engineering. Beijing: China Communications Press Co. Ltd., 2022: 393-400.
- [37] 张宇峰,承宇,傅斌,等. 基于健康监测实测数据的江阴长江大桥伸缩缝状态分析与评定[C]//交通部公路科学研究院,东南大学. 全国既有桥梁加固、改造与评价学术会议论文集. 北京:人民交通出版社,2008:260-265.
ZHANG Yu-feng, CHENG Yu, FU Bin, et al. Analysis and evaluation of the expansion joint status of Jiangyin Yangtze River Bridge based on measured health monitoring data [C]// Research Institute of Highway Ministry of Transport, Southeast University. Proceedings of the National Academic Conference on Reinforcement, Reconstruction and Evaluation of Existing Bridges. Beijing: China Communications Press, 2008: 260-265.
- [38] 刘扬,李杜宇,邓扬. 大跨度悬索桥伸缩缝位移监测数据分析与评估[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版),2015,12(2):21-28.
LIU Yang, LI Du-yu, DENG Yang. Analysis and assessment of the monitoring data of expansion joints for long span suspension bridge [J]. Journal of Changsha University of Science and Technology (Natural Science), 2015, 12(2): 21-28.