基于PSO-SVM的临时演出场景短期风险预测研究*

邓子璇[1,2], 庄明奇[1†], 张展铭[3]

(1. 中国艺术科技研究所 国家舞台设备质量检验检测中心,北京 100007; 2. 武汉大学 新闻与传播学院,湖北 武汉 430072;
3. 中国科学院 电工研究所,北京 100190)

摘　要：临时演出场景因具有结构不固定、环境多变、搭建速度快等特点,往往比永久性建筑面临更高的安全风险,易发生结构倾斜、沉降等问题. 为此,本文提出一种基于粒子群(Particle Swarm Optimization,PSO)优化支持向量机(Support Vector Machine,SVM)的临时演出场景短期风险预测方法. 首先,介绍SVM的基本原理,确定待优化变量,并给出PSO算法的优化原理;然后,设计基于PSO-SVM的临时演出场景风险预测模型. 选取结构倾角、沉降和电气设备电流/温度等作为关键状态信息,搭建数据采集实验平台;最后,利用所建风险预测模型对采集的数据进行分析、训练和预测,开展实验数据验证. 结果表明,PSO-SVM方法不仅在训练集、验证集和预测集方面实现较高的预测精度(均在96%以上),更能通过置信区间与阈值预警机制的融合,增强其在临时演出场景工程风险监测中的实用性与决策可信度.

关键词：临时演出场景;粒子群优化;支持向量机;风险预测

DOI：10.13568/j.cnki.651094.651316.2026.05.06.0001

中图分类号：TP274　**文献标识码**：A　**文章编号**：2096-7675(2026)05-0577-011

引文格式：邓子璇,庄明奇,张展铭. 基于PSO-SVM的临时演出场景短期风险预测研究[J]. 新疆大学学报(自然科学版中英文),2026,43(5):577-587.

英文引文格式：Deng Zixuan, Zhuang Mingqi, Zhang Zhanming. Research on short-term risk prediction for temporary performance scenes based on PSO-SVM[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English),2026,43(5):577-587.

Research on Short-Term Risk Prediction for Temporary Performance Scenes Based on PSO-SVM

Deng Zixuan[1,2], Zhuang Mingqi[1], Zhang Zhanming[3]

(1. National Center for Quality Inspection and Testing of Stage Equipment, China Institute of Arts Science & Technology, Beijing 100007, China; 2. School of Journalism and Communication, Wuhan University, Wuhan Hubei 430072, China;
3. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Temporary performance scenes, owing to their unfixed structures, variable environments, and rapid erection, often face higher safety risks than permanent buildings, and are prone to problems such as structural tilting and settlement. To address those problems, this paper proposes a short-term risk prediction method for temporary performance scenes based on optimizing support vector machine (SVM) using particle swarm optimization (PSO). Firstly, introduces the basic principle of SVM, determines the variables to be optimized, and provides the optimization principle of PSO algorithm; Then, designs a temporary performance scene risk prediction model based on PSO-SVM. Selects key state information such as structural inclination, settlement, and electrical equip-

* **收稿日期**：2026-05-06; **修回日期**：2026-06-24; **录用日期**：2026-06-29.
基金项目：中国艺术科技研究所基本科研业务费专项“临时搭建大型文艺演出场景智慧检测监测方法研究”(ZR2025-006).
作者简介：邓子璇(1994—),女,博士,助理研究员,从事艺术科技融合、数字文化产业的研究,E-mail:dzxuan7767@163.com.
† **通信作者**：庄明奇(1978—),男,本科,工程师,从事临时舞台设备设计制作及检测的研究,E-mail:z28016184@163.com.

ment current/temperature, etc., builds a data acquisition experimental platform; Finally, uses the established risk prediction model to analyze, train, and predict the collected data, and conducts experimental data validation. The results show that the PSO-SVM method not only achieves high prediction accuracy in the training set, validation set, and prediction set (all above 96%), but also enhances its practicality and decision credibility in engineering risk monitoring through the fusion of confidence intervals and threshold warning mechanisms.

Key words: temporary performance scenes; particle swarm optimization; support vector machine; risk prediction

0 引言

近年来,随着经济与科技的飞速发展,人们在满足物质需求的基础上,对精神文化的要求越来越高,各种文艺商演、路演、大型晚会接踵而至,采用临时结构搭建的演出场景越来越多,样式也越来越复杂[1]. 而当前针对临时演出场景的研究较少,整体存在作业不规范,舞台结构设计、搭建、检测及验收技术不统一等问题[2]. 在临时搭建的演出场景表演,易发生安全事故,给演员和观众的身心健康埋下隐患. 为此,需要对临时搭建的演出场景进行风险监测和预测评估.

风险监测与预测是实现现代风险管理从“被动应对”向“主动预警”转型的核心,其原理是利用多类检测方法实时采集风险来源的影响因素,通过对数据进行智能分析与学习,预测风险发生的可能性[3]. 风险预测已广泛应用于多种行业,成为数字化转型的关键一环,能够实现对风险的监测与提前预警[4-7]. 在金融行业,通过机器学习模型可以综合分析用户的消费行为、社交数据、设备指纹等信息,实时预测申请人未来的违约概率[5];在工业领域,根据振动、温度、电流等数据并结合人工智能学习模型,能够提前预测设备发生故障的概率[6]. 在医疗服务行业,智能化系统可以实时分析患者的生命体征数据,提前数小时预测患者病危风险[7]. 虽然人工智能技术已在多个领域研究和推广,但临时演出场景的智能化风险预测研究较少. 现有临时演出场景的风险监测与评估主要依靠传统人工巡检,该监测方式存在效率低、漏检率高、人工成本高等缺点. 人工智能技术的快速发展为临时演出场景的风险管理提供全新思路,能够实现临时演出场景的实时监测与短期风险预测.

当前人工智能技术主要包括机器学习、计算机视觉、自然语言处理等,其中:机器学习能够让计算机自动学习数据规律[8];深度学习作为机器学习的子方向,主要利用多层神经网络处理复杂数据[9];计算机视觉用于识别、理解图像和视频内容[10];自然语言处理技术则用于计算识别和理解人类文字和语音[11]. 根据上述技术特点可知,采用机器学习方法能够实现临时演出场景的实时监测与短期风险预测. 在众多机器学习算法中,支持向量机(Support Vector Machine,SVM)以小样本学习能力强、无需依赖大规模数据集等优势,在实际工程应用中表现突出[12-14]. 赖泽辉等[12]采用SVM回归算法构建城市排水窨井水位预测模型,实现对窨井实时水位的有效预测. 宋旭明等[13]设计基于SVM的高铁桥墩墩顶位移预测模型,有效分析高铁桥墩附加位移的单因素敏感性. 姚晨伟等[14]建立SVM集成预测模型,显著提高冬季降水预测的准确性和稳定性. 然而,SVM方法预测精度受惩罚因子及核参数的影响较大,需对其设计参数进行优化. 常用的优化算法包括粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)、遗传算法优化、蚁群优化算法等[15]. 其中PSO算法具有参数少、结构简单、易实现等优点,受到广泛关注. 李淑锋等[16]采用PSO优化的SVM模型进行停电预测研究;郭天颂等[17]提出一种基于PSO-SVM的滑坡易发性评价方法;徐传顺等[18]利用PSO-SVM算法实现沿岸湿地植被的有效识别.

由于当前针对临时演出场景风险管理的研究较少,尚无相关智能化风险预测研究. 因此,本文基于上述PSO-SVM的优越性能,提出一种临时演出场景关键结构短期风险预测方法. 首先,介绍SVM的基本原理,确定待优化变量,给出PSO算法的优化原理;然后,设计基于PSO-SVM的风险预测模型,搭建临时演出场景实验平台,实时采集结构倾角、沉降和电气设备电流/温度等状态信息;最后,对采集的数据进行分析、训练和预测,验证所提方法的有效性.

1 SVM及PSO的基本原理

1.1 SVM预测原理

SVM是一类典型的监督型机器学习算法,能够将具体问题转化为二次寻优问题,从而较好解决小样本、高维数和局部极小点等问题,在处理“非线性”“过拟合”“维数灾”等问题上具有优越性能. SVM的本质是一种

二分类算法，对于线性可分的样本数据，通过最大化不同类别样本间的间隔，求解出最优的分类超平面，如图1所示．针对无法通过原始样本数据直接构造分类超平面的情况，可以将原始数据映射到更高维的特征空间，映射后的数据在高维空间中变得线性可分，如图2所示．

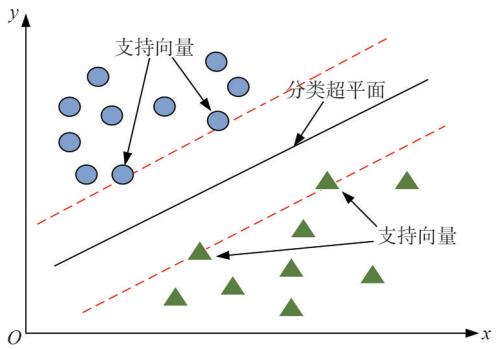


图 1　SVM分类超平面示意

Figure 1　Schematic of SVM classification hyperplane

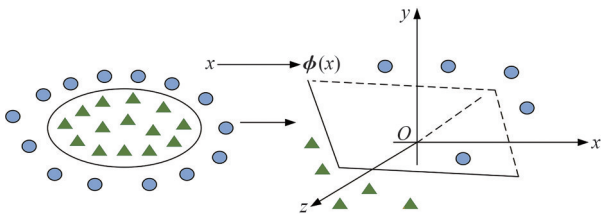


图 2　数据从低维映射到高维示意

Figure 2　Schematic of data mapped from low-dimensional space to high-dimensional space

临时演出场景中的状态量具有典型的线性不可分特征，故需先将数据从低维空间映射到高维空间再进行分类．映射到高维空间后的特征向量表示为$\boldsymbol{\phi}(x)$，数据在高维空间的分类超平面为：

$$f(x)=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(x)+b, \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{w}$为特征空间权向量；b为偏置．

为获得最优分类超平面，采用ε不敏感损失函数求解凸优化问题，表达式为：

$$\min_{w,b,\xi,\xi_i^*}\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2+C\sum_{i=1}^{l}(\xi_i+\xi_i^*), \tag{2}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} y_i-\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(x_i)-b\leqslant\varepsilon+\xi_i, \\ \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(x_i)+b-y_i\leqslant\varepsilon+\xi_i^*, \\ \xi_i,\xi_i^*\geqslant 0,\ \ i=1,2,\cdots,l, \end{cases} \tag{3}$$

式中：$C>0$为惩罚因子，用于权衡模型复杂度和训练误差；ε为不敏感带宽度；y_i为目标值；ξ_i、ξ_i^*为松弛变量，用于处理落在ε带外的样本．

引入拉格朗日乘子α_i、α_i^*并求解对偶问题，可得高维映射后的分类超平面为：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i-\alpha_i^*)\kappa(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)+b, \tag{4}$$

式中：$\kappa(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)=\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}_j)$为核函数．

核函数是非线性SVM的核心机制，能够将低维空间数据映射到高维空间，从而使低维空间中线性不可分的数据变得线性可分．本文采用径向基核函数构建SVM模型，以实现数据精确划分，表达式为：

$$\kappa(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)=\exp\left(\frac{-\|\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j\|^2}{2\delta^2}\right), \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{x}_i$和$\boldsymbol{x}_j$分别为状态输入向量和期望值;$\left\| \boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j \right\|$为欧氏距离;$\delta$为核参数.

SVM的性能主要由惩罚因子C和径向基核参数δ决定. C的选取直接影响"训练结果正确率"和"决策函数边际最大化"这两个目标,当C趋于无穷大时,模型对数据误分类容忍度极低,在训练集上具有超高的训练准确度,但对测试集效果不佳,即出现模型"过拟合". 当C趋于0时,模型对数据误分类容忍度较高,在训练集和测试集上均表现不佳,即出现模型"欠拟合". δ取值较大时,SVM的模型泛化能力较弱,对新样本的适应性较差,分类准确率较低. δ取值较小时,模型对训练样本分类过拟合,对新样本的分类准确率也较低.

1.2 PSO优化算法

为提高SVM分类精度,本文采用PSO优化算法对参数C和δ进行优化搜索. PSO算法起源于对鸟群觅食过程的模拟,是一种依靠群体协作进行寻优的算法. 其中每个"粒子"对应一只鸟,鸟群所要寻找的"食物"即为待求问题的最优解.

临时演出场景短期风险预测研究中,采用PSO算法对参数C和δ这两个粒子进行初始化. 假设在一个由n个粒子组成的m维空间中存在最优解,这些粒子的位置X可表示为:

$$X_i = x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{im}. \tag{6}$$

通过求解局部最优解和全局最优解,可得粒子的速度和位置迭代更新公式为:

$$V_{id}(t+1) = w*V_{id}(t) + c_1 r_1 [P_i(t) - X_{id}(t)] + c_2 r_2 [P_g(t) - X_{id}(t)], \tag{7}$$

$$V_{id}(t+1) = X_{id}(t) + \alpha V_{id}(t+1), \tag{8}$$

式中:$i = 1, 2, 3, \cdots, n$;$d = 1, 2, 3, \cdots, m$;r_1、r_2为[0, 1]的随机数;t为迭代次数;c_1、c_2为粒子加速度系数. $V_i = v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{im}$为粒子速度;$P_i = p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{im}$为局部最优解;$P_g = P_{g1}, P_{g2}, \cdots, P_{gm}$为全局最优解.

综上,本文将SVM中的惩罚因子C和径向基核参数δ作为待优化参数,并基于PSO对其进行迭代寻优,以增强SVM的模型精度.

2 风险预测模型与关键结构状态监测

2.1 临时演出场景风险预测模型

根据上述SVM和PSO的算法原理,并结合本文临时演出场景的关键数据,设计基于PSO-SVM的临时演出场景风险预测模型,如图3所示.

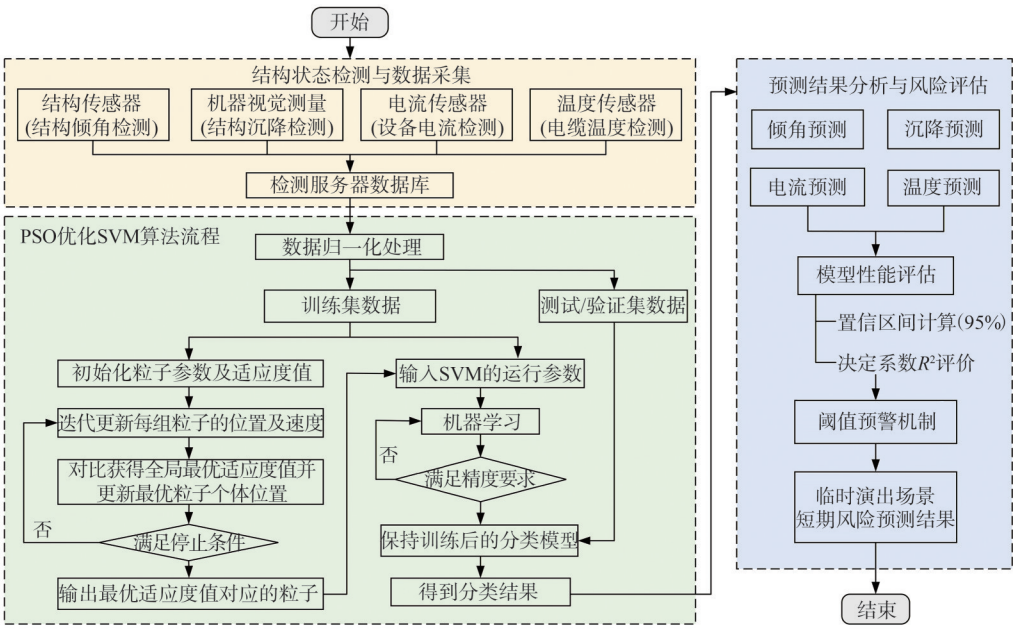


图 3 临时演出场景风险预测整体流程

Figure 3 The overall process of risk prediction for temporary performance scenes

1）首先利用倾角、机器视觉位移测量设备和电流/温度等不同类型的传感器，按照一定采样频率采集临时演出场景中的结构倾角、沉降和电气设备电流/温度等关键运行参数，形成完整的时间序列数据．

2）各类传感器采集的原始数据通过LoRaWAN、ZigBee无线或有线技术传输至现场监测平台，再通过网络交换设备传输至监测服务器．服务器端部署数据管理系统，对实时数据进行接收、解析和存储，并建立结构状态监测数据库，为后续分析与模型训练提供数据基础．

3）由于实际采集数据可能存在噪声干扰、缺失值或异常值，故在模型训练前进行数据预处理，主要包括数据清洗、异常值检测及数据归一化等步骤．归一化处理用于消除不同变量量纲差异，提高模型训练的稳定性，表达式为：

$$\dot{x}=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}},\tag{9}$$

式中：x为原始值；$x_{\min}$和$x_{\max}$为训练集上的最小值和最大值；$\dot{x}\in[0,\ 1]$为归一化后的值．

4）将预处理后的数据按一定比例划分为训练集、验证集和预测集．其中：训练集用于建立SVM预测模型，验证集用于调整模型参数与评价模型性能，预测集用于检验模型在未知数据上的泛化能力．

5）根据结构安全监测需求，将结构倾角、沉降及电气设备电流/温度等监测参数作为输入特征变量，构建多维特征向量．同时以未来时刻的状态值或风险指标作为预测目标变量，从而建立输入-输出映射关系，为SVM模型训练提供基础．

6）采用径向基函数作为SVM的核函数，对输入特征进行非线性映射，将原始低维数据映射到高维特征空间．在该特征空间中，通过求解最优回归函数建立输入变量与输出变量间的非线性关系，实现结构状态变化趋势的预测．

7）利用PSO算法对SVM模型中的惩罚因子C和核参数δ进行全局搜索优化．每次迭代过程中，通过计算模型预测误差作为适应度函数，并不断更新粒子的个体最优解和全局最优解，获得最优参数组合．随后使用该最优参数重新训练SVM模型，以提高模型预测精度．

8）模型训练完成后，利用预测集对模型进行性能评估．通过计算决定系数R^2、构建95%置信区间，对模型预测结果精度与可靠性进行量化分析．

9）预先设定结构安全阈值，当模型预测值或其置信区间上界超过安全阈值时，系统将自动触发预警信号，并向监测平台发出报警提示，从而提醒管理人员及时采取应急措施．

10）最终输出临时演出场景关键结构状态的短期风险预测结果，并将预测信息实时显示在监测系统界面中，为现场结构安全管理与风险决策提供科学依据．

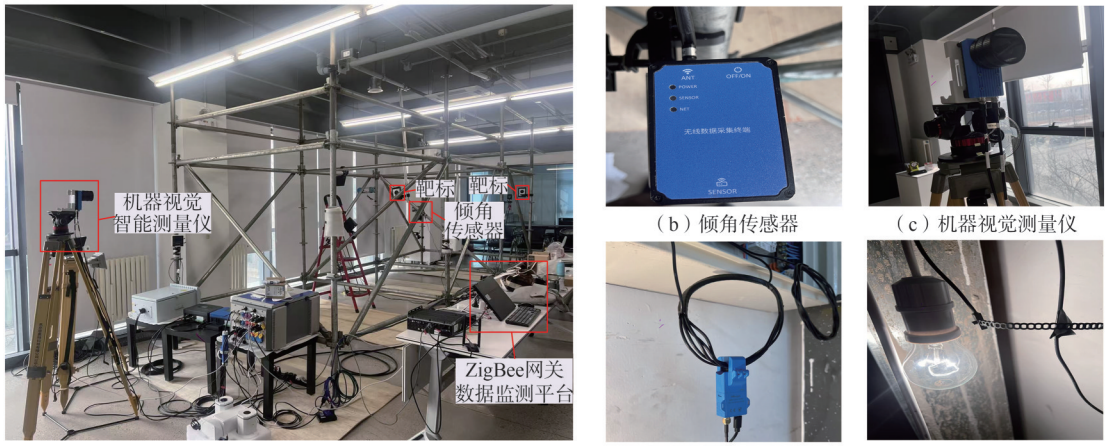
2.2　关键结构监测概况

由于临时演出场景在短时间内搭建而成，涉及演出场景设施（如舞台、灯光、观众看台等）的快速组装，临时演出场景搭建工作中存在任何疏忽或失误，都可能酿成安全事故．为保障现场安全和演出活动的顺利进行，需对临时演出场景的关键结构状态进行实时监测和风险评估．本文搭建一个临时演出场景实验平台（图4），以结构倾斜、沉降和电气设备电流/温度等为研究对象，开展关键结构状态监测及风险预测研究．实验所用高性能工控机（Industrial Personal Computer，IPC）型号为研华IPC-610L，配置为Intel Core i7-10700 CPU．传感器数据通过LoRaWAN、ZigBee无线网关接收，经千兆网络交换机传输至IPC．

1）结构倾角监测．临时结构杆件相对于水平位置的倾斜度、不同部件间的相互平行度及垂直度可由倾角传感器采集得到．本文采用的倾角传感器为带LoRaWAN无线传输功能的双轴/三轴倾角仪，如图4（b）所示．倾角传感器内部的加速度计由多个微小质量块构成，能够测量被测物和重力加速度相对于垂直方向的加速度．当被测杆件不发生倾斜时，传感器内部的加速度计指向地球重力方向；当杆件倾斜时，加速度计感应到重力变化，并通过电阻、电容、电流及磁场等物理量反映出来，进而计算被测物体的倾斜角度．

2）结构沉降监测．临时搭建结构的沉降信息可通过机器视觉智能测量仪获取，所用视觉智能测量仪如图4（c）所示．机器视觉采用光学图像结合智能算法，利用智能靶标识别及亚像素处理等技术，实现前端高精度多点表面位移测量．可动态监测物体的微小移动，并提供高精度的位移数据．如图4（a）所示，在被测物表面安

装测量靶标,机器视觉相机抓拍靶标成像,进而识别靶标的亚像素图像位移,自标定矩阵算法将图像位移转换到物理空间位移,得到靶标的实际位移.



(a)临时演出场景整体实验平台 (b)倾角传感器 (c)机器视觉测量仪 (d)电流传感器 (e)温度传感器

图 4 临时演出场景实验平台

Figure 4 Experimental platform of temporary performance scenes

3)电气设备电流/温度监测. 针对临时演出场景中的舞台设备配电箱,选用电流传感器测量电流信号,如图4(d)所示. 综合考虑不同类型的热敏电阻,本文采用无线传输表带接触式热敏电阻传感器监测舞台设备配电箱中的电缆表面温度,如图4(e)所示. 电流传感器输出的感应电动势是与被测电流变化率成正比的微分信号,为得到与被测电流成正比的信号,需对感应电动势进行积分,然后对积分处理后的信号进行放大、滤波. 放大电路用于将信号幅值提升到合适范围,以便后续测量和处理;滤波电路用于去除信号中的噪声和干扰成分,提高信号质量. 利用热敏电阻阻值随温度变化而变化的特点,通过电信号转换实现温度动态监测. 热敏电阻采用半导体材料(如锰、钴等金属氧化物),其电阻率随温度呈指数变化.

4)整体动态监测平台. 在IPC上部署临时演出场景关键设备动态监测平台,构建临时演出场景关键设备动态监测工作站,如图5所示. 传感器采集信号后,经LoRaWAN、ZigBee无线传输至网关,再经网络交换机传送至现场监测IPC,动态收集、储存、处理、显示采集的数据. 此外,本文构建的监测工作站支持远程操作,方便工作人员随时查看结构状态和预测结果.

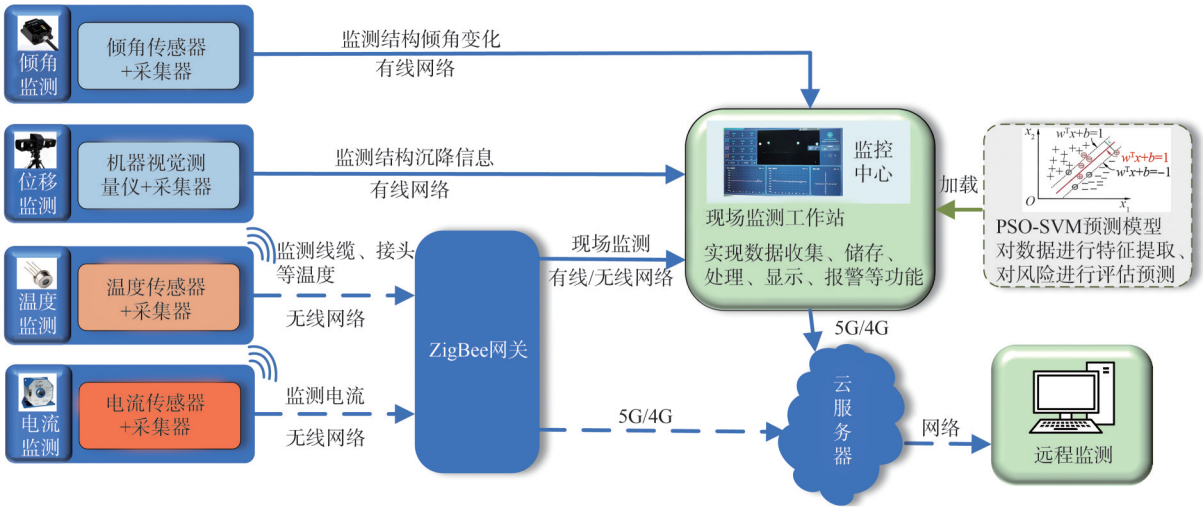


图 5 临时演出场景动态监测系统

Figure 5 Dynamic monitoring system of temporary performance scenes

3　实验数据验证

3.1　数据集与评价指标

本文真实数据来源于上述临时演出场景实验平台，分别对结构倾角、沉降和电气设备电流/温度等状态信息进行数据采集、提取、训练和预测．为模拟外部环境变化造成的状态量改变，不定期施加人为外部扰动，使结构倾角、沉降等信息发生改变，进而采集受扰后的状态数据．以2026年2月4日采集的数据为案例，进行风险预测和评估．为对比分析所提模型在不同结构状态的预测性能，将采集的所有不同结构状态数据均按7∶1.5∶1.5比例，划分为训练集、验证集和预测集．PSO-SVM预测模型中，设置惩罚因子C的搜索范围为[0.1，100]，核参数δ的搜索范围为[0.01，10]，不敏感带宽度ε为0.1，粒子群规模N为30，最大迭代次数$T_{\max}$为100，惯性权重w由0.9向0.4线性递减，个体学习因子c_1为2.0，群体学习因子c_2为2.0，粒子速度范围为[−1，1]．

为评估所建风险预测模型的性能，本文采用置信度评价指标衡量预测结果的可信程度，其物理意义为：在当前输入条件x下，模型预测值$\hat{y}$与真实值y的绝对误差不超过η的概率．置信度评价指标表达式为：

$$C(x)=P\left(\left|y-\hat{y}(x)\right|\leqslant\eta|x,D\right), \tag{10}$$

式中：y为真实值；$\hat{y}(x)$为模型预测值；η为误差容限；D为训练数据集．

基于工程惯例、模型简洁性及当前场景下数据分布相对稳定考虑，本文采用95%置信区间进行不确定性量化，该置信水平在统计精度与可靠性间提供了良好平衡，对应的5%误报率在工程应用中被广泛接受，表达式为：

$$C_{95\%}(x)=P\left(y\in[\,L_{95\%}(x),U_{95\%}(x)\,]|x,D\right), \tag{11}$$

式中：$L_{95\%}(x)$为95%置信区间的下界；$U_{95\%}(x)$为95%置信区间的上界．

为衡量评估预测值与实际值间的符合程度，本文采用R^2作为核心评价指标，其值介于0~1，越接近1，说明效果越好，表达式为：

$$R^2=1-\frac{\sum(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum(y_i-\bar{\hat{y}})^2}. \tag{12}$$

3.2　实验结果分析

3.2.1　结构倾角风险预测

基于PSO-SVM预测模型进行倾角预测和预警的结果如图6所示．预测模型在数据预处理阶段共处理1 256个倾角数据点，并设定预警阈值为0.4°．当实验平台无外部扰动时，结构倾角的稳态波动范围稳定在0.1°~0.2°，设定的预警阈值约为稳态波动上限的2~4倍，可有效避免因传感器噪声或微小振动导致的误报警．模型在训练集、验证集和测试集等不同数据段下的精度分别为96.34%、97.05%和97.86%，均与实际数据吻合良好，并在多个时间节点输出完整的预测分析结果，包括误差估计、置信区间及基于预警阈值的状态评估等信息．共检测到预警数据点317个，占总数据量的25.2%．根据首次出现预警的时刻及预警预测结果，可提前部署风险应急预案．此外，为评估模型预测精度，采用R^2对数据预测值和实际值进行衡量，如图7所示．预测模型拟合出的回归线为$y=0.916\,3x+0.027\,5$，与实际理想回归线的R^2为0.938 5．表明本文所建倾角预测模型在训练效果、预测精度等方面表现良好，能够为临时演出场景的工程结构安全监测与风险评估提供有效支持．

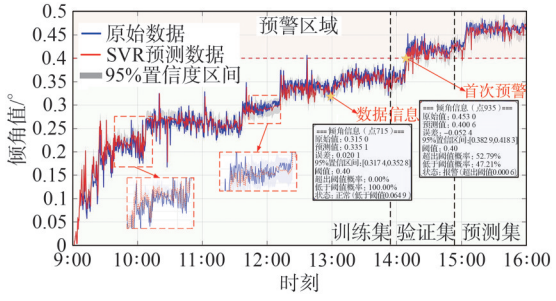


图 6　PSO-SVM倾角预测与预警结果

Figure 6　Tilt angle prediction and warning results of PSO-SVM

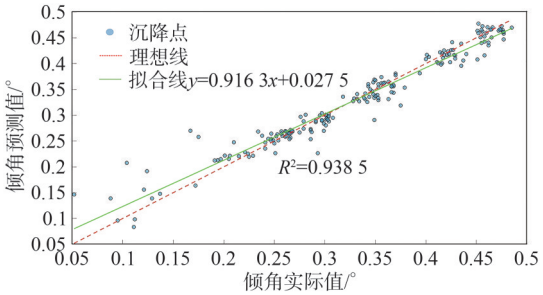


图 7 PSO-SVM倾角预测回归关系

Figure 7 Tilt angle prediction regression relationship of PSO-SVM

3.2.2 结构沉降风险预测

基于PSO-SVM预测模型进行结构沉降预测和预警的结果如图8所示. 预测模型在数据预处理阶段共处理34 202个沉降数据点,并设定预警阈值为60 mm. 与倾角预测结果类似,所建预测模型显示出较高的预测可靠性,在训练集、验证集和测试集等不同数据段下的精度分别为97.72%、98.31%和98.71%. 红色预测曲线与蓝色实际观测曲线拟合良好,95%置信区间的平均宽度为5.839 0,表明其对历史数据具备较强的解释能力. 以沉降阈值为判别基准,模型成功识别出占总数据量8.1%的预警数据点. 采用R^2的评估结果如图9所示,预测模型拟合出的回归线为$y = 0.962\,6x + 0.989\,9$,与实际理想回归线的R^2为0.993 4. 整体而言,预测模型可实现较高的预测精度,能够为沉降监测提供有效的预测支持.

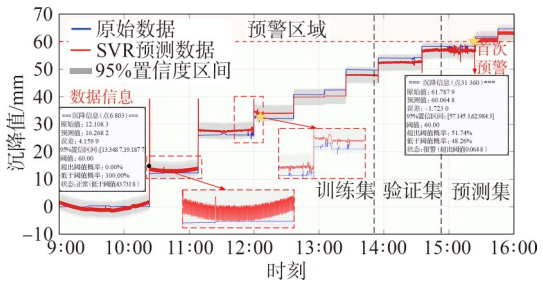


图 8 PSO-SVM沉降预测与预警结果

Figure 8 Settlement prediction and warning results of PSO-SVM

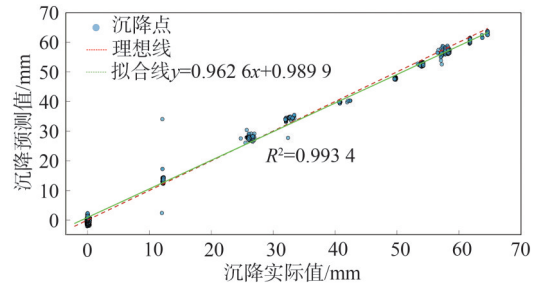


图 9 PSO-SVM沉降预测回归关系

Figure 9 Settlement prediction regression relationship of PSO-SVM

3.2.3 电气设备电流/温度风险预测

电气设备的电流和温度相互影响,电流越大、温度上升越快. 为方便呈现该变化关系,本文采用基于PSO-SVM的双序列时序预测模型,同步分析电流与温度数据. 数据集包含电流与温度序列各975个数据点,其中:电流预警阈值设为37 A,温度预警阈值设为55 ℃,模型预测预警结果和R^2评估结果如图10、图11所示. 采用双纵坐标清晰展示两组时序数据:电流数据以蓝色虚线(原始值)和蓝色实线(预测值)表示,并辅以深灰色置信区间;温度数据以红色虚线(原始值)和红色实线(预测值)表示. 模型在训练集、验证集和测试集等不同数据段下电流的拟合精度分别为98.27%、99.73%和98.37%,温度的拟合精度分别为98.52%、97.85%和98.01%,显示出良好的泛化能力.

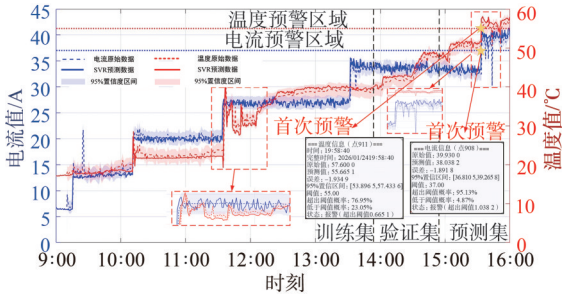


图 10　PSO-SVM电流与温度预测预警结果

Figure 10　Current and temperature prediction and warning results of PSO-SVM

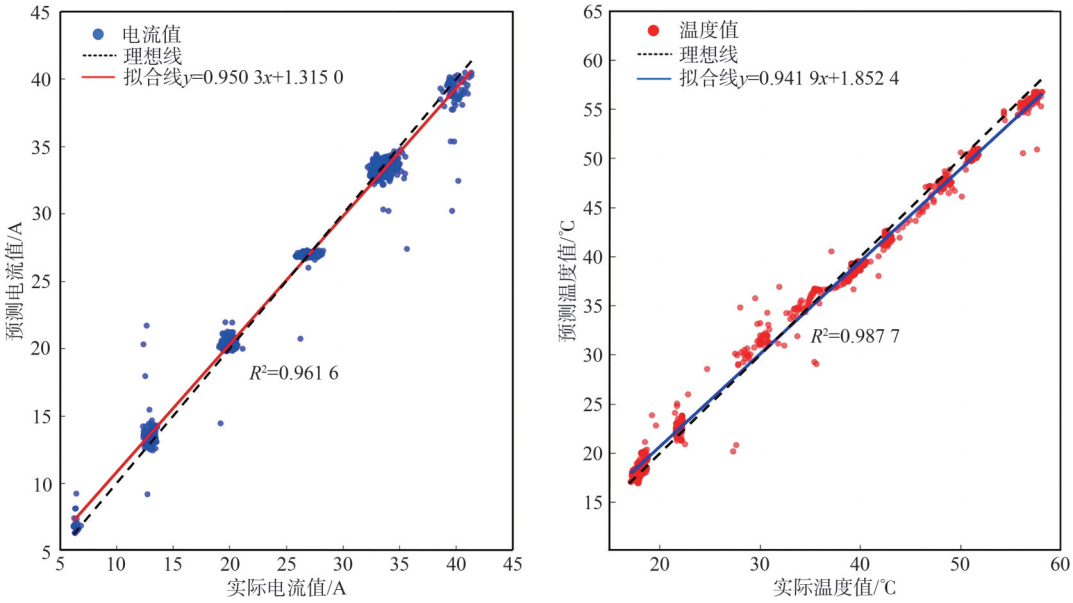


图 11　PSO-SVM电流与温度预测回归关系

Figure 11　Current and temperature prediction regression relationship of PSO-SVM

由95%置信区间上界超出安全阈值的数据点个数与总数据点个数进行比值计算，可得平均报警概率．其中：电流序列超出阈值的点数为58个，平均报警概率为5.95%；温度序列超出阈值的点数为49个，平均报警概率为5.03%．由电流和温度的回归关系可知，电流序列的R^2为0.961 6，标准差为0.610 253；温度序列的R^2为0.987 7，标准差为0.920 012．表明PSO-SVM模型在双变量时序预测中具备较高的精度与稳定性．

综上，本文基于PSO-SVM所建的双序列预测模型，能够有效捕捉电流与温度间的时序关联特征，在维持较高预测精度的同时，附加基于概率的预警能力，为多元时序数据的协同监测与安全预警提供一种可行的解决方案，对设备状态监测与风险预警具有实际应用价值．

此外，对所建模型的执行时间进行统计．针对预测任务（倾角、沉降、电流/温度），分别不间断运行预测模型10次，所获平均执行时间如表1所示．由于临时搭建演出场景中结构倾角和沉降的变化通常较缓慢，电气设备电流/温度变化也以秒级为周期，故本文所建预测模型引起的端到端延迟远低于风险状态变化的时间尺度，能够满足秒级预警响应需求．

表 1　PSO-SVM预测时间

Table 1　Prediction time of PSO-SVM

指标	倾角预测	沉降预测	电流/温度双序列预测
优化过程总耗时（100次迭代，30个粒子）	13.6 s	18.4 s	25.2 s
PSO-SVM单次预测平均推理时间（100个测试点）	0.31 ms	0.35 ms	0.52 ms

4 结 论

针对临时演出场景,本文首次提出一种基于PSO-SVM的智能化短期风险预测方法,在一般SVM方法基础上,引入PSO优化算法对SVM的惩罚因子C和径向基核参数δ进行优化搜索,有效提升预测性能. 通过搭建实验数据采集平台,给出结构倾角、沉降和电气设备电流/温度等状态监测方法,进而设计整体系统预测模型. 在真实数据集上的模型预测结果表明,所提方法能够对多种不同类型的状态数据进行训练拟合及有效预测,具有良好的泛化能力和预测性能. 本方法聚焦临时演出场景的安全隐患与突发问题,可为该领域风险识别、预警分析与预测防控的专项研究提供科学依据与实践参考,同时助力完善演艺场景安全管控体系,全面强化演艺行业整体风险抵御能力,切实提升文旅演艺领域安全生产与运营管理水平.

参考文献:

[1] 景卫岐. 舞台搭建现状及规范化搭建操作程序研究[J]. 安徽建筑,2021,28(4):64+72.
Jing W Q. Research on the current status of stage construction and standardized construction procedures[J]. Anhui Architecture,2021,28(4):64+72. (in Chinese)

[2] 张曈. 从舞美设计制作角度谈临时搭建舞台的安全——以大型舞剧《蓝月谷》为例[J]. 演艺科技,2020(8):57-60.
Zhang T. Safety of temporary stage construction from the perspective of stage design and production—Taking the large-scale opera *Blue Moon Valley* as an example[J]. Entertainment Technology,2020(8):57-60. (in Chinese)

[3] 黄志恒,田仪帅,宁延. 人工智能技术在项目进度预测中的应用与前瞻[J]. 科技管理研究,2025,45(21):177-185.
Huang Z H,Tian Y S,Ning Y. Application and prospect of artificial intelligence technology in project progress prediction[J]. Science and Technology Management Research,2025,45(21):177-185. (in Chinese)

[4] 曲艺,徐强,谢青,等. 基于可视化技术的电力用户信息安全预警系统构建[J]. 自动化技术与应用,2025,44(10):143-147.
Qu Y,Xu Q,Xie Q,et al. Construction of information security early warning system for power users based on visualization technology[J]. Techniques of Automation & Applications,2025,44(10):143-147. (in Chinese)

[5] 陈夏伊. 人工智能在金融领域的数据预测方法综述[J]. 计算机科学,2025,52(12):271-284.
Chen X Y. Survey of data prediction methods using artificial intelligence in the financial sector[J]. Computer Science,2025,52(12):271-284. (in Chinese)

[6] 宋俊杰,陈翀,王涛,等. 基于半监督学习Informer算法的工业机器人故障诊断方法[J]. 机电工程技术,2024,53(2):24-28.
Song J J,Chen C,Wang T,et al. Informer-based semi-supervised learning for fault diagnosis of industrial robot[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology,2024,53(2):24-28. (in Chinese)

[7] 杨明志,熊谟玮,张雯慧,等. 基于PSO-SVM模型的我国医疗资源配置的评价与预测[J]. 中国卫生统计,2026,43(1):29-33+38.
Yang M Z,Xiong M W,Zhang W H,et al. Evaluation and prediction of medical resource allocation based on PSO-SVM model in China[J]. Chinese Journal of Health Statistics,2026,43(1):29-33+38. (in Chinese)

[8] 刘玉琳,白杨,崔斌,等. 面向机器学习的自动化特征工程研究综述[J]. 计算机应用与软件,2025,42(1):1-10+40.
Liu Y L,Bai Y,Cui B,et al. A survey on automated feature engineering for machine learning[J]. Computer Applications and Software,2025,42(1):1-10+40. (in Chinese)

[9] 潘志松,韩笑,黎维. 基于深度学习的时间序列预测方法综述[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版),2025,57(5):799-821.
Pan Z S,Han X,Li W. Review of time series forecasting methods based on deep learning[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition),2025,57(5):799-821. (in Chinese)

[10] 肖泽皓. 计算机视觉技术在自动化质检设备中的创新应用[J]. 中国设备工程,2026(2):180-182.
Xiao Z H. Innovative application of computer vision technology in automated quality inspection equipment[J]. China Plant Engineering,2026(2):180-182. (in Chinese)

[11] 傅娟. 基于深度学习的自然语言处理技术在智能翻译系统中的应用研究[J]. 计算机科学,2025,52(11):241000037.
Fu J. Research on application of deep learning-based natural language processing technology in intelligent translation sys-

tems[J]. Computer Science,2025,52(11):241000037.(in Chinese)
[12] 赖泽辉,彭进双,包世泰,等. 基于支持向量机回归的城市排水窨井水位预测[J]. 中国给水排水,2025,41(13):126-130.
Lai Z H,Peng J S,Bao S T,et al. Prediction of urban drainage manhole water level using support vector machine regression[J]. China Water & Wastewater,2025,41(13):126-130.(in Chinese)
[13] 宋旭明,李小龙,唐冕,等. 深基坑开挖致高铁桥墩位移的SVM预测方法[J]. 浙江大学学报(工学版),2025,59(6):1233-1240+1252.
Song X M,Li X L,Tang M,et al. SVM prediction method for displacement of high-speed railway piers caused by deep foundation pit excavation[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science),2025,59(6):1233-1240+1252.(in Chinese)
[14] 姚晨伟,杨子寒,白慧敏,等. 中国冬季降水的支持向量机预测模型研究[J]. 地球物理学报,2024,67(10):3670-3685.
Yao C W,Yang Z H,Bai H M,et al. Ensemble prediction of winter precipitation in China based on support vector machine method[J]. Chinese Journal of Geophysics,2024,67(10):3670-3685.(in Chinese)
[15] 韩萌,何菲菲,张瑞华,等. 生物启发式的模式挖掘方法综述[J]. 计算机工程与应用,2024,60(16):19-33.
Han M,He F F,Zhang R H,et al. Survey of pattern mining methods based on biological heuristic algorithms[J]. Computer Engineering and Applications,2024,60(16):19-33.(in Chinese)
[16] 李淑锋,李加,张玉峰,等. 基于粒子群优化的支持向量机停电预测研究[J]. 南京理工大学学报,2022,46(4):460-466.
Li S F,Li J,Zhang Y F,et al. Research on power outage prediction of support vector machine based on particle swarm optimization[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology,2022,46(4):460-466.(in Chinese)
[17] 郭天颂,张菊清,韩煜,等. 基于粒子群优化支持向量机的延长县滑坡易发性评价[J]. 地质科技情报,2019,38(3):236-243.
Guo T S,Zhang J Q,Han Y,et al. Evaluation of landslide susceptibility in Yanchang County based on particle swarm optimization-based support vector machine[J]. Geological Science and Technology Information,2019,38(3):236-243.(in Chinese)
[18] 徐传顺,袁希平,甘淑,等. 分段主成分与PSO-SVM的高光谱湿地植被识别研究[J]. 测绘科学,2026,51(2):72-80.
Xu C S,Yuan X P,Gan S,et al. Hyperspectral wetland vegetation classification based on segmented PCA and PSO-SVM[J]. Science of Surveying and Mapping,2026,51(2):72-80.(in Chinese)

责任编辑：岳荣强