

基于点云数据实时配准算法的桥梁结构复杂缺陷形态识别

李沛东

(平顶山市公路交通勘察设计院, 平顶山 467000)

摘要: 桥梁结构损伤检测过程中, 大多依托于二维图像完成结构复杂缺陷的形态识别, 只考虑表面的灰度和纹理等信息, 使得识别结果的平均精度均值(m_{AP})较低。因此, 提出基于点云数据实时配准算法的桥梁结构复杂缺陷形态识别方法。首先采用激光扫描仪和传感器设备, 采集桥梁结构三维点云数据, 并运用基于密度的聚类算法进行点云数据聚类分割, 实现点云数据去噪处理; 然后利用柔性动作-评价(SAC)配准算法、改进迭代最近点(ICP)配准算法进行点云数据实时配准, 考虑深度、高度等第三维属性完成复杂缺陷区域检测; 最后针对缺陷区域的测量点分别计算结构位移函数, 基于此识别出缺陷的具体形态。试验结果表明, 所提方法得出的复杂缺陷形态识别结果的 m_{AP} 值大于0.92, 基本满足了桥梁检测要求。

关键词: 三维点云数据; 点云配准; 去噪处理; 形变特征

中图分类号: TH133.3; TG115.28

文献标志码: A

文章编号: 1000-6656(2024)06-0054-06

Complex defect morphology identification of bridge structures based on point cloud data real time registration algorithm

LI Peidong

(Pingdingshan Highway Transportation Institute of Survey and Design, Pingdingshan 467000, China)

Abstract: In the process of bridge structural damage detection, most of the recognition of complex defect morphology relies on two-dimensional images, only considering information such as surface grayscale and texture, resulting in low Mean Average Precision(m_{AP}) of the recognition results. Therefore, a real-time registration algorithm based on point cloud data was proposed for the recognition of complex defect morphology in bridge structures. Firstly, laser scanners and sensor equipment were applied to collect three-dimensional point cloud data of bridge structures, and density-based clustering algorithms was used for point cloud data clustering and segmentation to achieve point cloud data denoising processing. The Soft Assignment Cost (SAC) registration algorithm and improved Iterative Closest Point (ICP) registration algorithm were used for real-time registration of point cloud data, complex defect area detection was completed by considering three-dimensional attributes such as depth and height. Finally, the structural displacement function separately for the measurement points in the defect area was calculated, and the specific defect morphology was identified based on this. The experimental results showed that the m_{AP} value obtained from the application of the proposed method for complex defect morphology recognition was higher than 0.92, which basically met the requirements of bridge detection.

Key words: 3D point cloud data; point cloud registration; noise reduction processing; deformation characteristic

收稿日期: 2023-09-28

作者简介: 李沛东(1982—), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事道路、桥梁工程的检测工作

通信作者: 李沛东, dangpangyijc@163.com

在现代综合交通体系中, 桥梁是不可或缺的一项基础设施^[1]。在长期运营后, 受到基础不均匀沉降、外部荷载的共同影响, 桥梁结构会出现复杂缺陷, 这些缺陷会直接影响桥梁的承载能力, 甚至威胁桥梁

结构的安全^[2]。为了避免桥梁垮塌事故发生,需要及时检测桥梁结构复杂缺陷、识别出具体的缺陷形态,并给出对应的桥梁养护策略。因此,有必要开发出一种高质量的桥梁结构复杂缺陷形态识别方法,并将其应用于桥梁管理养护工作中。

巫生平等^[3]采集了桥梁结构的位移响应数据,并计算出位移响应均值作为损伤特征函数,然后基于样本数据绘制位移均值曲线,在曲率归一化处理后推算出相邻测点的平均曲率差,从而判断出结构的损伤状态,但该方法识别准确率较低。宋超^[4]以长短时记忆递归网络为基础,建立一种桥梁结构缺陷识别模型。该方法将桥梁动态测试数据输入模型中,提取数据特征,基于此识别出具体的缺陷状态,但其抗噪性能较差。钟玉琪等^[5]采集了不同荷载条件下的桥梁结构响应数据,通过移动主成分分析算法对响应数据进行特征挖掘,获取第一特征向量并输入基于机器学习的缺陷形态识别模型中,即可得到结构损伤识别结果,但该方法计算复杂度较高。

从上述研究成果可以看出,目前尚缺少高质量的桥梁结构复杂缺陷形态识别方法。为此,笔者提出一种基于点云数据实时配准算法的新型识别方法,以准确检测桥梁结构的损伤状态。

1 桥梁结构复杂缺陷形态识别方法设计

1.1 采集桥梁结构三维点云数据

依托于激光扫描仪、传感器等设备开展激光三角测量,获取桥梁结构相关的三维点云数据^[6],作为复杂缺陷形态识别的基础。先采用激光扫描仪对目标结构发射激光,并通过传感器采集反射回的光线,采集具体的点云数据,其采集过程如图1所示。图1中,O为激光扫描仪所在点,x,y,z为三维坐标系的3个轴,A为目标物和传感器之间的直线距离,α为激光垂直角,β为激光水平角。

按照激光扫描原理采集三维点云数据时,需要转动激光扫描仪不断沿着三维坐标轴进行扫描^[7],结合激光线返回时间确定目标物与激光扫描仪器之间的距离,最终推算出每个点的三维坐标,即

$$\begin{cases} x = A \cos \beta \sin \alpha \\ y = A \cos \beta \cos \alpha \\ z = A \sin \alpha \end{cases} \quad (1)$$

式中:(x,y,z)为点的三维坐标;α为激光发射角。

通过上述计算,得出桥梁结构上每个点的三维坐标集合,完成三维点云数据采集。考虑到点云数

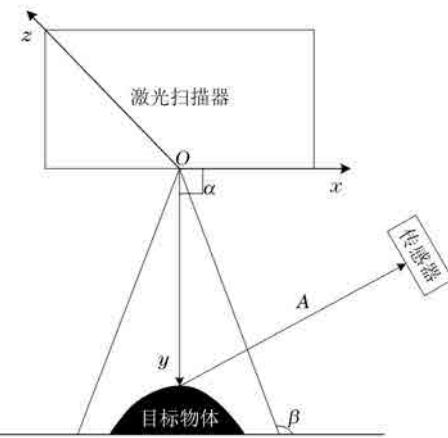


图1 基于激光扫描的三维点云数据采集过程示意

据中包含的噪声可能会干扰缺陷识别结果,故需要经过去噪处理再进行复杂缺陷的检测和识别。

1.2 建立点云数据去噪处理方案

以桥梁结构三维点云数据为目标,采用基于密度的聚类算法(DBSCAN)进行聚类分割处理,筛选出最大数量的聚类结果并将其保留,达到处理点云数据噪声的效果。为了避免出现全局参数选取不合理导致聚类效果较差的情况,在去噪过程中引入自动计算半径阈值、最小邻域点个数阈值,来控制全局参数的调整^[8]。

实际操作过程中,针对所有的三维点云数据,两两分别进行间隔距离计算,在遍历所有点云数据后,通过式(2),(3)统计出最大间隔距离、最小间隔距离,即

$$\tau_{\max} = \max[\tau(c, v)], v = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

$$\tau_{\min} = \min[\tau(c, v)], v = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

并将二者之间的差值表示为

$$\eta = \tau_{\max} - \tau_{\min} \quad (4)$$

式中: τ 为数据点间隔距离; τ_{\max}, τ_{\min} 为最大间隔距离和最小间隔距离;c为目标数据点;v为点云中任意数据点;N为点云中包含的数据点数量。

对间隔距离区间进行均匀划分,形成数个子区间,找到最高频数子区间的中值,将其看作半径阈值。然后,统计半径阈值条件下所有数据点对应的近邻数据点数量,再对邻域范围进行均匀分段形成数个小区间,根据频数最高小区间包含的邻域点数量,设定最小邻域点个数阈值。

基于半径阈值和最小邻域点个数阈值,实现基于DBSCAN聚类算法的三维点云数据去噪处理,实际去噪操作需要经历以下3个步骤。首先,针对整个桥梁结构点云建立索引区间和搜索树,每个数据点

分别充当一次搜索中心，根据半径阈值设置合理的搜索半径实现点云数据的近邻搜索，当搜索出的近邻点数量超过最小邻域点个数阈值，则可以将该搜索点标注为核心点，此时该点属于未聚类状态。然后，从多个核心点中任选其一，与其他核心点相连接得到连接路径，将该路径上核心点半径阈值范围内的所有数据点看作一个聚类，该核心点属于已聚类状态。最后，按照上述操作重复对所有处于未聚类状态的核心点进行聚类操作，直到所有核心点都完成聚类，删除其中聚类数量较小的集合，即完成桥梁结构三维点云数据去噪处理。

1.3 基于点云数据实时配准算法检测结构复杂缺陷

对去噪处理后的桥梁结构三维点云数据进行实时配准，需要经历粗配准和精配准两个环节^[9]。在配准处理之前，获取点云中所有数据点的法向量、邻域表面曲率特征统计量，形成PFH（点云特征点特征直方图）特征描述子（见图2）。

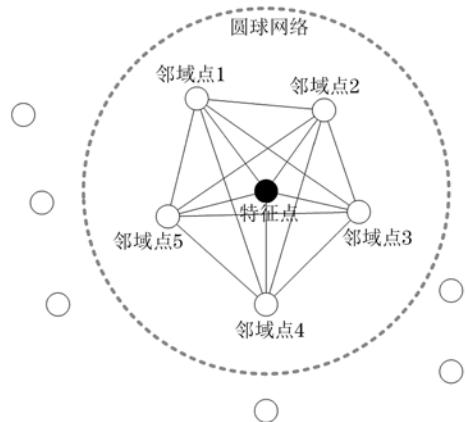


图2 点云特征点特征直方图示意

图2中黑色的点表示特征点，以此为中心构造出一个圆球网络，即虚线包含区域，该区域内存在的所有点构成了邻域点集。针对点云的邻域建立一个局部坐标系，基于此得到特征元素三元组。

按照上述操作提取桥梁结构点云数据和标准无缺陷点云数据特征描述子后，依托于SAC（柔性动作-评价）粗配准算法找到两部分点云之中的对应点。其中，点云数据集中目标点云的搜索主要是计算不同点之间的刚性变换矩阵，通过Huber函数描述距离误差和，以此描述配准误差，即

$$H(l_\varepsilon) = \begin{cases} \frac{1}{2}l_\varepsilon^2, & |l_\varepsilon| \leq \phi \\ \frac{1}{2}\phi(2|l_\varepsilon| - \phi), & |l_\varepsilon| > \phi \end{cases} \quad (5)$$

式中： $H(l_\varepsilon)$ 为 Huber 函数； ε 为对应点对组编号；

l_ε 为数据点变换后的距离差； ϕ 为给定的判断阈值。

通过搜索最小距离误差和，找到最优刚性变换矩阵后，这两个点就属于粗配准的数据点。随后，进入精配准阶段，采用改进的 ICP（基于最小二乘法的最优配准方法）方法不断进行迭代分析，找到最匹配的原点云和目标点云数据^[10]。实际操作过程中，将源点云和目标点云分别设置为

$$\begin{cases} P = \{P_i | p_i \in \lambda^3, i = 1, 2, 3, \dots, m\} \\ Q = \{Q_j | q_j \in \lambda^3, j = 1, 2, 3, \dots, n\} \end{cases} \quad (6)$$

式中： P 为标准点云集合； Q 为桥梁结构三维点云集合； i, j 为数据点编号； p, q 分别为标准点云和桥梁结构三维点云集合中的特征点； λ 为特征点集合； m 为标准点云中的数据点数量； n 为桥梁结构三维点云中的数据点数量。

提前设置一个最大迭代次数，用来控制点云精配准是否终止。从点云的特征描述子入手，找到两个最相近的标准点云和桥梁结构三维点云数据点，并计算二者的旋转平移矩阵，实现标准点云的更新，即

$$P' = RP + T \quad (7)$$

式中： P' 为更新后的标准点云； R 为旋转矩阵； T 为平移矩阵。

将错误的点云匹配点去除后，保留剩余的标准点云，并计算出此次精准匹配迭代分析结果的均方误差，即

$$E_{m+1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|R_{m+1}P_i + T_{m+1} - P'_i\|^2 \quad (8)$$

式中： E_{m+1} 表示均方误差； R_{m+1} 为在 $m+1$ 次迭代后的旋转矩阵； T_{m+1} 为在 $m+1$ 次迭代后的平移矩阵； P'_i 为标准点云集合中的特征点。

当均方误差计算结果小于预先设置的判断阈值，或者达到最大迭代次数时，即代表此次三维点云数据精准配准完成。

以点云数据实时配准结果为基础，进行桥梁结构复杂缺陷区域检测，具体的操作流程如图3所示。即，在点云配准完成后，分别计算不同数据点之间的间距，以此来确定桥梁结构表面是否存在缺陷。若间距计算结果大于阈值，可以判断该点属于缺陷点，需要记录到缺陷点云集合中。根据缺陷点云集合，即可检测出桥梁结构复杂缺陷区域。

1.4 获取桥梁结构缺陷形态识别结果

为了进一步确定桥梁结构复杂缺陷类别和状态，在缺陷检测完成后进一步分析点云数据，提取桥梁结构缺陷区域的形变特征，识别出具体的缺陷形

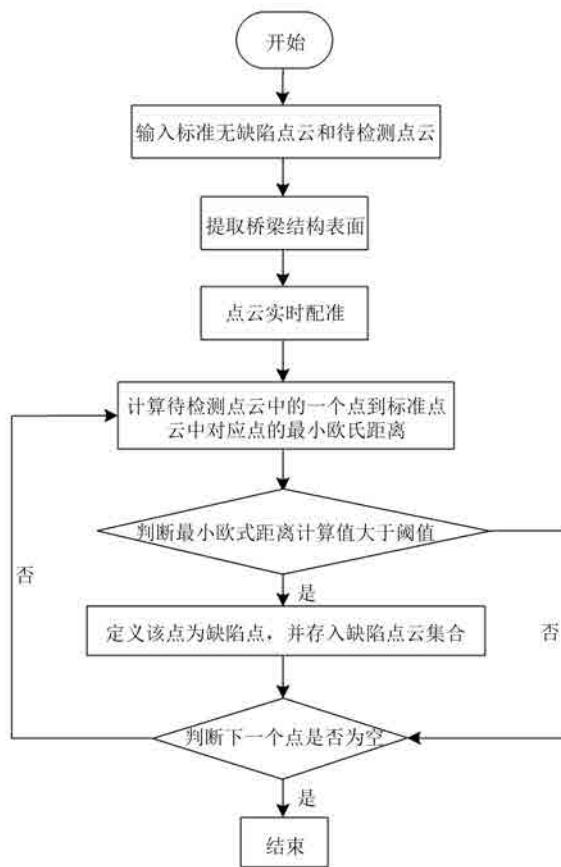


图3 基于点云数据实时配准算法的缺陷检测流程图
态。将桥梁结构缺陷区域的弯曲形变结构表示为

$$\sigma(h) = \frac{eg\psi J}{h^2} \quad (9)$$

式中： $\sigma(h)$ 为长度方向上桥梁结构坐标的结构弯矩； e 为点云位置差值； g 为测量点位桥梁结构的变形挠度； ψ 为弹性模量； J 为横截面方向的惯性矩； h 为桥梁结构长度。

对于桥梁结构缺陷形态测量点来说，结合胡克定律可以将其应变公式写为

$$\sigma(h) = \zeta(h) / \psi \quad (10)$$

式中： $\sigma(h)$ 为应变； $\zeta(h)$ 为桥梁结构所承受的应力。

以此为基础，定义桥梁结构复杂缺陷区域对应的微分方程，即

$$\frac{e^2 g}{e h^2} = \frac{\sigma(h)}{\Phi} \quad (11)$$

式中： Φ 为桥梁结构厚度的一半。

在微分方程的辅助下，可以计算出桥梁结构缺陷区域的变形挠度，并将测量点处的斜率函数表示为

$$\tan \theta(h) = \frac{\sigma_{s-1} \Delta L + (\sigma_{s-1} - \sigma_s) h_{s-1}}{2 \Delta L \times \Phi} + \frac{(\sigma_{s-1} - \sigma_s)(h^2 - h_{s-1}^2)}{2 \Delta L \times \Phi} + \tan \theta_{s-1} \quad (12)$$

式中： θ 为斜率； ΔL 为桥梁结构点云数据划分子区域的长度； s 为子区域编号； σ_s 为子区域桥梁应变； h_s 为子区域桥梁结构长度。

最终，将缺陷区域内测量点处的结构位移函数表示为

$$\begin{aligned} \mu(h) &= \int_{h_{s-1}}^h \tan \theta(h) e h + \mu_{s-1} \\ &= \int_{h_{s-1}}^h \frac{\sigma(h)}{\Phi} e h + \int_{h_{s-1}}^h \tan \theta_{s-1} e h + \mu_{s-1} \end{aligned} \quad (13)$$

式中： μ 为测量点处结构位移函数； μ_s 为子区域结构位移函数。

可基于式(13)计算结果，判断当前桥梁结构复杂缺陷形态，最终识别出结构缺陷类型。

2 检测试验

2.1 点云数据采集

以独塔自锚式悬索桥为研究对象，将所提识别方法应用到该桥梁上，识别桥梁结构的缺陷形态，从而验证其可行性，目标桥梁结构如图4所示。

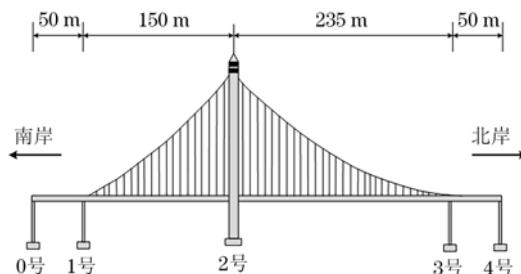


图4 目标桥梁结构示意

针对目标桥梁结构采集三维点云数据时，采用便携式计算机、激光扫描仪和传感器组成点云数据获取平台，在照明灯、移动电源和相机支架等硬件设备的辅助下进行点云数据扫描，最终得到1 780组点云数据，这些数据中包含横向裂缝、纵向裂缝、交叉裂缝和网状裂缝等4类缺陷。

2.2 缺陷形态识别结果

运用所提方法进行复杂缺陷形态识别之前，需要先对点云数据进行去噪处理，去噪前后的三维点云数据离散度图如图5所示。

由图5可知，去噪处理前后点云离散度最大值分别为10.84 m和3.27 m。整体来看，点云去噪处理使得点云离散度大幅降低，去噪效果良好，随后将其应用到后续桥梁结构复杂缺陷识别过程中，部分识别结果如图6所示。

根据图6可知，新提出的方法可以准确识别出桥梁结构的复杂缺陷，证明了基于点云数据实时配

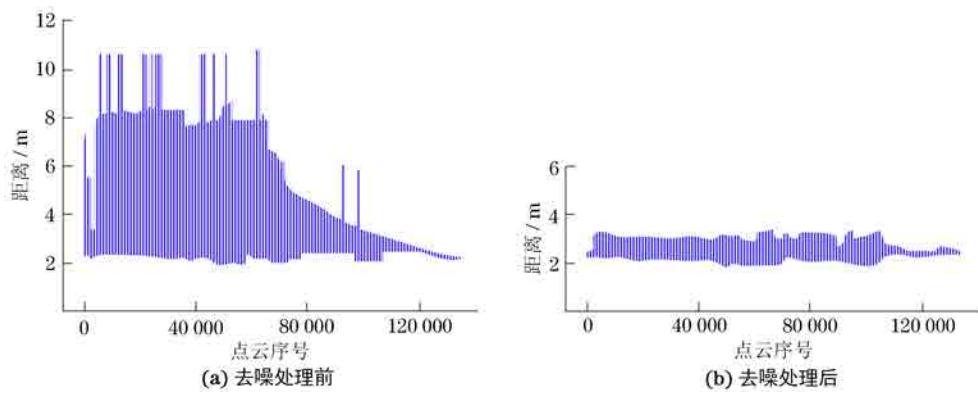


图5 去噪处理前后三维点云数据离散度图

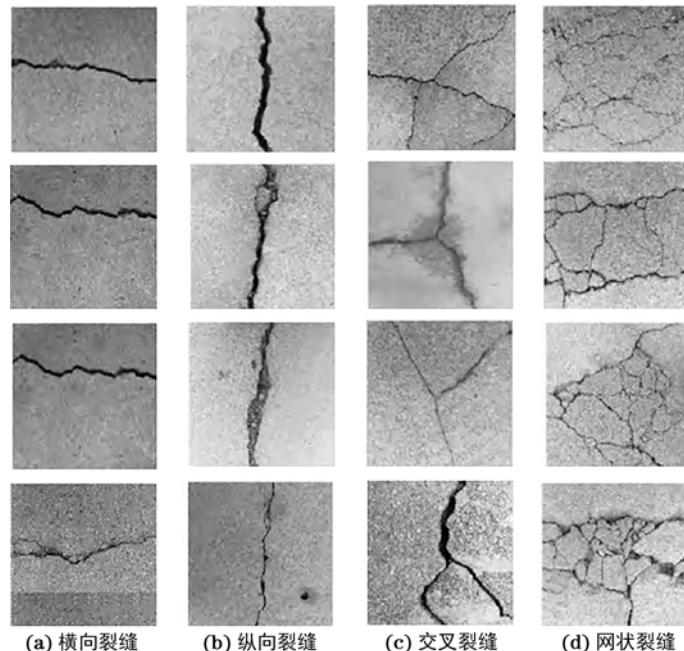


图6 部分桥梁结构复杂缺陷识别结果

准算法的识别方法是可行的。

2.3 识别方法性能对比

总结以上试验的所有缺陷形态识别结果,绘制混淆矩阵,并应用参考文献[3], [4], [5]提出的方法进行缺陷形态识别,最终得出不同方法识别结果的识别混淆矩阵(见图7)。

从图7可以明显看出,参考文献[3], [4], [5]所提方法识别出的桥梁复杂缺陷形态存在明显的混淆情况。为了更加直观地对比不同方法的缺陷识别能力,选取平均精度均值作为衡量指标,即

$$m_{AP} = \frac{\int_0^1 \rho(v)v}{N} \quad (14)$$

式中: m_{AP} 为平均精度均值; ρ 为复杂缺陷形态识别结果的精确率; v 为识别结果的召回率; N 为数据集中缺陷类别数量。

利用式(14)进行一系列计算后,最终得到如图8所示的 m_{AP} 值对比结果。

从图8可以看出,所提方法的桥梁结构复杂缺陷识别结果 m_{AP} 值总是大于 0.92,而其他3种方法的 m_{AP} 值为 0.74~0.87。测试结果表明,运用点云数据实时配准算法后,可以更加准确地识别出桥梁结构复杂缺陷。

3 结语

针对桥梁结构复杂缺陷识别效率低的问题,提出一种基于点云数据实时配准算法的识别方法,通过三维激光扫描采集点云数据,并经过去噪处理、缺陷检测和形变分析,对缺陷进行识别。试验结果表明,所提方法识别结果的平均精度均值大于 0.92,相比其他3种方法有质的提升,能精准识别出桥梁结构复杂缺陷形态,可为桥梁结构的检测与监测提

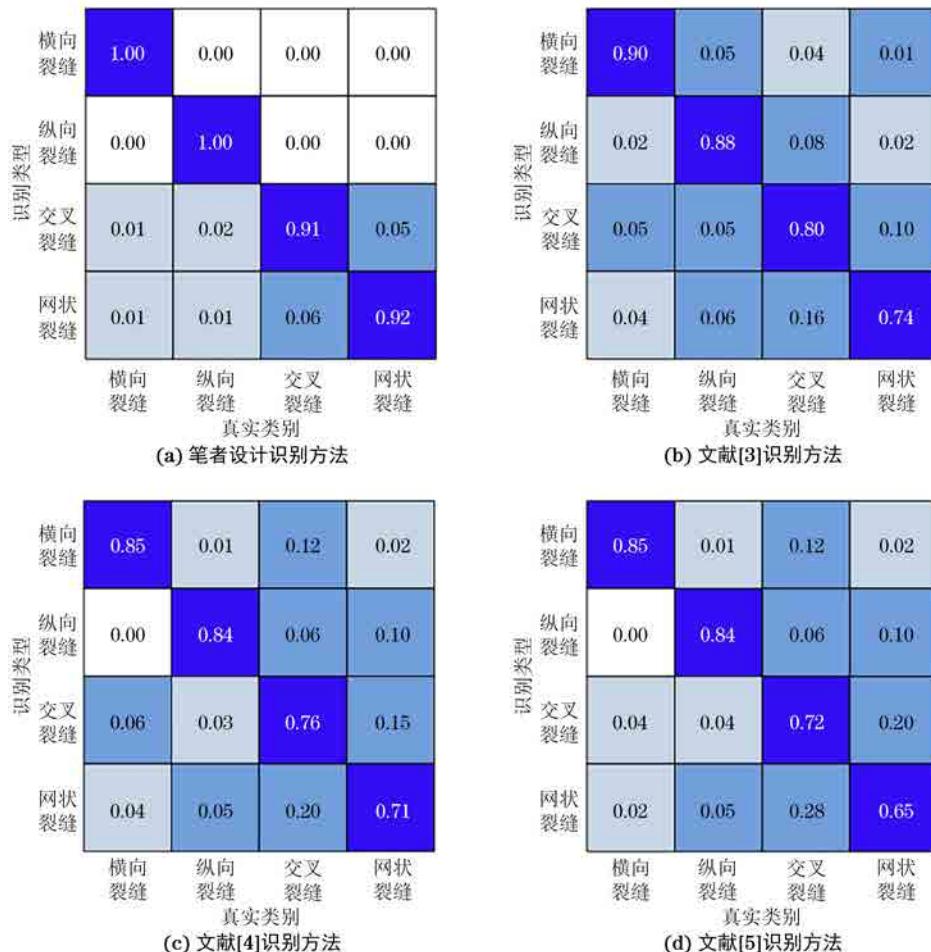


图 7 不同方法识别结果的混淆矩阵

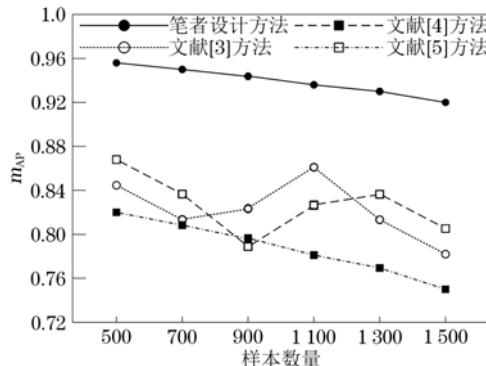


图 8 不同方法识别结果的 m_{AP} 值对比

供一些参考。

参考文献：

- [1] 程东风, 王万庆, 张秀成, 等. 基于遗传算法的两阶段铁路桥梁结构损伤识别[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(16): 7096-7103.
- [2] 宋超, 王康迪, 柳尚, 等. 基于LSTM神经网络的桥梁损伤预警方法[J]. 世界桥梁, 2023, 51(3): 81-88.
- [3] 巫生平, 蒋国平. 基于位移平均曲率差的桥梁结构损

伤识别方法研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(10): 240-250.

- [4] 宋超. 基于长短时记忆递归网络的桥梁结构损伤识别[J]. 福建交通科技, 2023(4): 49-54.
- [5] 钟玉琪, 张红, 张舸, 等. 基于组合荷载响应特征融合的桥梁结构智能损伤识别方法[J]. 实验力学, 2023, 38(2): 151-164.
- [6] 聂振华, 蔡文, 夏子立, 等. 基于高分辨率ECOMAC的桥梁结构损伤识别[J]. 振动·测试与诊断, 2023, 43(1): 179-187, 205.
- [7] 温晓光. 基于弹性波CT成像法的混凝土桥梁内部缺陷检测评估[J]. 公路, 2023, 68(1): 124-128.
- [8] 王鸿宇, 李雪峰, 范尚权. 基于车桥耦合振动的变截面连续梁桥单损伤识别研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2022, 45(12): 1677-1683.
- [9] 何金宝, 胡秋宝, 付志超, 等. 基于DCGAN和改进YOLOv5s的桥梁表面缺陷检测识别[J]. 江西师范大学学报(自然科学版), 2022, 46(6): 655-660.
- [10] 刘丽君, 刘伟峰. 基于小波包和传递比函数的桥梁结构在未知地震作用下的损伤识别[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2022, 61(2): 308-313.