

典型环肋壳圈结构点云对象智能识别与测量

韩玉超, 彭 飞, 王 中*

(海军工程大学 舰船与海洋学院, 武汉 430033)

摘 要: [目的]针对传统随机采样一致性 (RANSAC) 算法在圆柱分割中的不足, 结合结构特征和统计方法, 提出一种环肋壳圈点云的分割方法。[方法]利用模型表面积特征估计局内点比例, 提高初始参数的精确度; 加入主方向和半径限制, 提高圆柱识别的准确性并减少迭代次数; 使用基于加权函数的修正方法抑制局外点干扰, 使圆柱拟合更逼近真值; 通过 DBSCAN 算法对环肋点云聚类, 并利用改进的 RANSAC 算法识别环肋构件的局部特征, 实现构件尺寸的精确测量。[结果]试验结果表明: 所提方法有效解决环肋壳圈各部分构件的智能识别与尺寸测量问题, 显著提高柱段及环肋的识别速度和精度。柱段分割的精确率、召回率和整体精度分别达到 96.9%、99.5% 和 96.4%, 计算速度提高约 4.6 倍; 环肋构件尺寸测量误差在 0.2% 以内。[结论]所提方法与传统方法相比, 其点云的分割精确度和计算效率均具有显著优势。

关键词: 精度造船; 激光雷达; 点云分割; 随机采样一致性; 圆柱检测

中图分类号: U671.99 **文献标志码:** A **【DOI】** 10.13788/j.cnki.cbgc.2026.03.16

Intelligent Recognition and Measurement of Point Cloud Objects for Typical Ring-Ribbed Shell Structures

HAN Yuchao, PENG Fei, WANG Zhong*

(College of Ship and Ocean, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: [Purpose] To overcome the limitations of the traditional random sample consensus (RANSAC) algorithm in cylindrical segmentation, a novel method is developed for segmenting point clouds of ring-ribbed shells by integrating structural features and statistical methods. [Method] Initially, the model surface area feature is utilized to estimate the proportion of inliers, thereby enhancing the accuracy of initial parameters. Subsequently, principal component and radius constraints are introduced to enhance the accuracy of cylinder identification and reduce the number of iterations. Then, a weight function-based correction method is applied to mitigate outlier interference, thereby improving the accuracy of cylinder fitting. Finally, the DBSCAN algorithm clustered the point clouds of ring-ribs, and an improved RANSAC algorithm identified localized features, thus achieving precise measurement of component dimensions. [Result] Experimental results show that the proposed method effectively addresses the intelligent recognition and dimensions measurement of components in various parts of the ring-ribs, significantly improving the recognition speed and accuracy of cylindrical shell and ring-ribs. The precision, recall, and overall accuracy of cylindrical shell reach 96.9%, 99.5% and 96.4% respectively, with a computational speed increase of approximately 4.6 times. The measurement error for ring-rib component dimensions is within 0.2%. [Conclusion] Compared with traditional methods, the proposed method offers significant advantages in the accuracy and computational efficiency of point cloud segmentation.

收稿日期: 2025-06-10; 修回日期: 2025-09-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51609253)

作者简介: 韩玉超 (1989—), 男, 博士研究生。研究方向: 船舶智能制造、船舶数字化建造技术。

通信作者: 王 中 (1981—), 男, 博士、副教授。研究方向: 船舶数字化设计制造。E-mail: wangzhong@nue.edu.cn

Key words: precision shipbuilding; LiDAR; point cloud segmentation; random sample consensus; cylindrical detection

0 引言

在船舶建造领域, 船体构件几何精度和变形量的检测与控制贯穿了船舶的整个生命周期。如何快速高效地实现船体结构的测量, 一直是船舶先进制造领域的难题之一^[1]。在船体建造及精度测量领域, 点云及三维激光扫描技术作为一项新兴技术近几年得到快速发展^[2]。目前国内船厂虽已纷纷引入了各种光学测量手段, 但大部分集中于局部尺寸或特定位置的测量^[3]。这些采集手段通常速度较慢, 数据量较小, 其中包含的信息也局限于待测部分的局部数据。对于整体尺寸、整体变形及某些特征在全局下的尺寸获取还有所欠缺^[4]。

目前点云在船舶领域内的研究与应用已日渐增多^[5]。杨泽鑫等^[6]针对舱壁点云的分割进行研究, 实现了船体平面结构的提取。陈尚伟等^[7]将三维点云应用于船体分段合拢, 开展了基于深度学习的合拢面智能识别研究。倪崇本等^[8]提出一种基于法向一致性的船体板架结构点云分割方法, 并最终用于逆

向建模。随着三维激光扫描技术的不断发展, 点云的应用范围也逐步拓展到船舶建造领域, 尤其对精度要求较高的潜艇建造检测与精度控制过程中^[9]。

环肋耐压壳圈作为潜艇的一种典型结构, 其建造精度的控制和检测非常重要。相关规范中要求, 环肋壳圈在建造过程中需要精确控制的尺寸包括柱段长度、半径, 环肋面板和腹板的半径、厚度、高度等。通过三维激光扫描技术, 对采集到的点云智能识别提取, 自动获取各个构件相应位置的待测数据, 提高检测的精度与效率, 具有较强的工程意义。

考虑到以上问题, 提出一套完整的环肋壳圈结构点云智能识别与测量方法, 对传统的RANSAC方法进行改进, 见图1。结合点云的主方向和法向量等特征, 根据结构本身特点规划计算流程, 将整体点云分解为柱段、环肋面板及腹板部分。在此基础上, 计算各构件的尺寸及部件间的相对位置关系, 快速完成各结构尺寸的精度评估, 为三维激光扫描技术在船舶建造过程中的应用提供理论和方法依据。

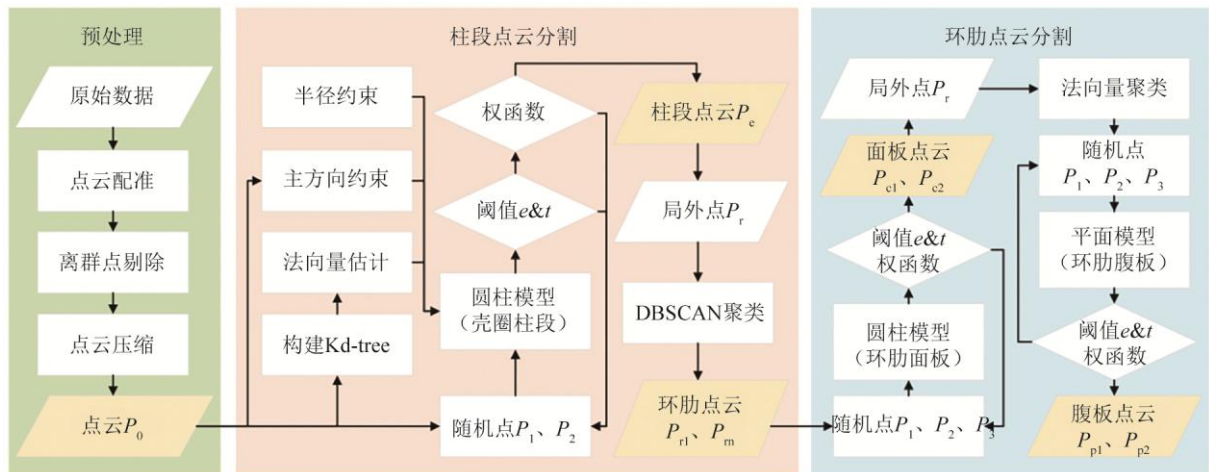


图1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of Algorithm

1 壳圈点云 RANSAC 优化分割

1.1 壳圈点云分割的原理与方法

1.1.1 传统 RANSAC 算法

RANSAC算法的核心思想是通过反复随机选择数据集的子集来生成模型, 并利用剩余数据来测试

模型, 直至找到满足预设条件的最优模型, 见图2。目前, 该算法在建筑桥梁和结构管道的点云分割中得到广泛应用^[10-11]。对于基本几何体等参数较少的情况, RANSAC算法显示出明显的优势^[12]。

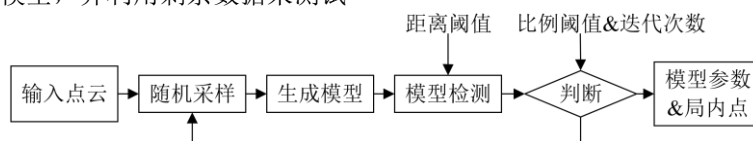


图2 传统 RANSAC 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of Classical RANSAC Algorithm

传统RANSAC算法在进行点云分割时, 其目标函数为

$$p = 1 - (1 - e^s)^N \quad (1)$$

式中: p 为找到最优模型的概率, 即置信度; e 为找到局内点的概率, 即待分割模型点云占点云总数的比例; s 为构建模型所需的最小子集, 对于圆柱需要的最小点数为2; N 为采样次数。

为确保在循环过程中至少有1次采样使 s 个点均为局内点, 从而保证在循环过程中至少有1次采样使目标函数取得最大值, 需要根据式(1)推算在给定置信度 p 的条件下所需的采样次数 N , 其中 N 应满足以下条件:

$$N \geq \frac{\ln(1-p)}{\ln(1-e^s)} \quad (2)$$

置信度 p 一般设置为[0.95, 0.99]。

检测方法: 从点云中随机选取构建几何体的最小点集; 然后计算剩余点与该模型的欧氏距离, 统计小于设定距离阈值 t 的点数量; 最后与比例阈值 e 比较, 若该值大于 e , 则证明获得的点集满足条件。

然而在一般情况下, 比例阈值 e 显然是未知的。因此对于未知点云只能采用一个保守的估计值作为初始条件, 后续根据计算结果再对 e 进行调整。此外, 为提高置信度, 通常会将采样次数 N 设置得足够大, 以确保生成足够多的假设模型, 从而提高找到最优模型的概率。

1.1.2 RANSAC 圆柱检测

确定一个圆柱需要圆柱轴线及半径共7个参数, 其中轴线由轴线上点 (x, y, z) 及其方向 (n_1, n_2, n_3) 6个参数确定。传统RANSAC圆柱检测算法从原始数据点中随机选出2个点作为种子点, 根据其空间位置及

法向量计算出圆柱参数, 见图3。任意2点的坐标及法向量分别为 P_1, P_2 及 N_1, N_2 。首先确定圆柱的轴线 $N_1 \times N_2$, 然后将2条法线 $(P_1 + N_1)$ 和 $(P_2 + N_2)$ 沿轴线方向投影到与轴线垂直的平面上, 2条投影线相交得到点 O 。由此可以得到轴线的直线表达式, P_1 和 P_2 到轴线距离即为圆柱的半径。

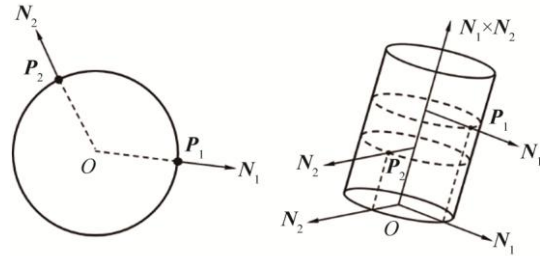


图3 2点式构建圆柱面

Fig. 3 Two-Point Cylinder Construction

传统RANSAC算法在环肋壳圈的柱段点云分割时, 主要存在3个方面的缺陷:

- 1) 随机模型生成速度快, 但准确度低, 对每个模型进行验证会消耗大量时间。
- 2) 初始阈值确定困难, 设定过大会导致无法收敛, 设定过小会使大量局内点未被检测到, 从而导致欠分割问题。
- 3) 算法随机性强, 这导致在满足收敛条件的情况下, 得到的结果未必是全局最优解。

因此, 考虑将模型的一些结构特征作为约束条件, 限制初始模型的生成和初始阈值的设定, 并结合统计学方法提高结果的稳定性, 见图4。本文将从3个方面改善这些问题。

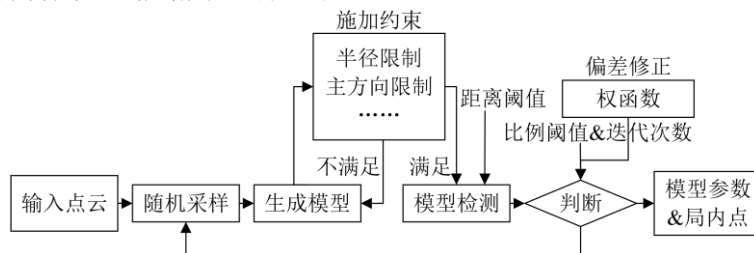


图4 基于结构特征的RANSAC优化算法流程图

Fig. 4 Flowchart of RANSAC Based on Model Structural Features

1.2 基于结构特征的模型优化

1.2.1 基于模型主方向的轴方向约束

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是一种常用的三维点云特征提取方法, 其通过正交线性变换将数据转换到新的正交基下, 以反映点云在不同方向上的分布和离散程度, 其中最大特征值对应的特征向量称为第一主方向。对于离散的环肋壳圈点云, 当所有点投影至圆柱轴线方向上时, 得

到的结果离散程度最大。由于环肋壳圈整体围绕中轴对称, 环肋壳圈整体点云和柱段点云的第一主方向基本完全一致, 见图5。因此, 根据这一特征, 通过PCA第一主方向来近似确定柱段的轴线方向, 并以此为约束, 作为生成验证模型的判断条件之一。具体实现步骤如下。

- 1) 计算整个环肋壳圈点云的质心 μ , 并中心化 $q_i = p_i - \mu$, p_i 为空间点坐标。

2) 构造三维点云的协方差矩阵 $D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \mathbf{q}_i \cdot \mathbf{q}_i^T$ 。

3) 对 D 进行特征值分解, 最大特征值 λ_1 对应的特征向量 \mathbf{V}_1 即为 PCA 第 1 主方向, 直接作为柱端轴线方向 \mathbf{N}_0 。

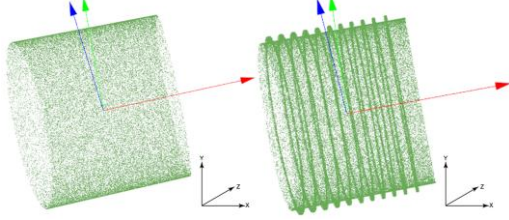


图 5 点云主方向对比图

Fig. 5 Comparison of Principal Directions in Point Clouds

计算随机模型轴线 \mathbf{n}_i 与点云主方向 \mathbf{N}_0 的夹角 θ_i :

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{|\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{N}_0|}{\|\mathbf{n}_i\| \|\mathbf{N}_0\|}\right) \quad (3)$$

通过设置角度阈值 θ_0 来检验随机模型。若夹角 $\theta_i > \theta_0$, 舍弃该模型, 跳过模型验证步骤, 重新随机采样建立模型; 若 $\theta_i \leq \theta_0$, 进入后续局内点统计与模型评估环节。该过程借助环肋壳圈的结构特征, 通过主方向夹角的约束提前过滤无效模型, 可大幅减少模型验证的计算耗时。

1.2.2 基于圆柱模型尺寸的半径约束

在实际测量过程中, 通常可提前通过设计值或

$$e_{\text{cyl}} = \frac{S_{\text{cyl}}}{S_{\text{cyl}} + S_{\text{rib}}} = \frac{S_{\text{cyl}}}{S_{\text{cyl}} + n(S_{\text{panel}} + S_{\text{web}})} \approx \frac{2\pi r_{\text{cyl}} L}{2L\pi r_{\text{cyl}} + n[4(w+t)\pi r_{\text{cyl}} + 4h\pi r_{\text{cyl}}]} = \frac{L}{L + 2n(w+t+h)} \quad (4)$$

式中: L 为环肋壳圈结构柱段长度; n 为环肋数量; w 、 t 和 h 分别为环肋面板宽度、厚度及腹板高度。这些值同样可以通过设计值或手动粗略测量获得。

1.4 基于加权函数的圆柱偏差修正

传统 RANSAC 算法在距离阈值 t 设置较大时, 易受邻近点干扰出现圆柱轴线及半径偏离的情况, 见图 6。因此考虑采用迭代和加权函数的方法抑制邻近点的干扰。方法思路: 基于验证模型进行局内点判

手动粗测获得柱段壳圈的大致尺寸。在模型验证阶段, 可根据壳圈半径对生成的随机模型做出约束限制, 即对最小样本生成的圆柱模型半径进行判断。若在范围之外, 放弃本次抽样, 直接进行下一次随机抽样。这样省略了模型验证的过程, 也可以减少模型验证的计算耗时。

根据柱段设计半径 R_d , 综合考虑加工误差、激光扫描噪声、估算误差等因素, 设定半径约束范围为 $[R_d - \Delta, R_d + \Delta]$; 在随机采样生成圆柱模型后, 先计算模型半径 R_m , 若 R_m 不在半径约束范围内, 直接跳过模型验证步骤, 避免无效计算; 若 R_m 在半径约束范围内, 再进行后续局内点统计与模型评估工作。

1.3 基于表面积的比例阈值估计

对于一个待分割的整体模型, 局内点比例 (比例阈值) e 通常是未知的。但出于保守, 即确保迭代收敛, e 通常会取一个较小的值。在距离阈值 t 不变的情况下, 当 e 较低时, RANSAC 可能在刚满足 e 的条件时就提前收敛, 使大量的真值点未被检出。这一方面对点云分割精度有影响, 另一方面剩余点集合中仍包含大量的柱段点, 对后续分割造成干扰。因此, 设定合理的 e 可有效提高精度。

对于环肋壳圈, 若使用激光扫描仪等设备对模型表面正常随机采样, 其点云点密度在所有区域都应基本相近。因此可根据不同结构的表面积占比, 推算出柱段和环肋部分点云的占比为

断时, 以点到验证模型的距离和点法向量与验证模型轴线方向的夹角作为权重进行判断, 加权函数为

$$w(d, \theta) = \exp\left(-\frac{d^2}{\sigma_d^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\theta^2}{\sigma_\theta^2}\right) \quad (5)$$

式中: d 为局内点到模型的距离; θ 为局内点法向量与轴线夹角的余角; σ_d 为局内点距离的标准差; σ_θ 为局内点余角的标准差。

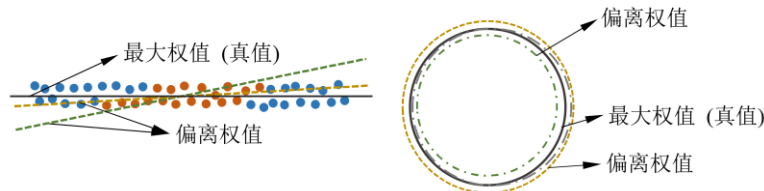


图 6 迭代逼近真实圆柱过程

Fig. 6 Iterative Approximation Toward True Cylinder

当验证模型越接近最优模型时, 点与模型的距离和点法向量与轴线的余角越小, 此时, 该结果的权值越大; 反之, 当验证模型偏离最优模型时, 距离和余角普遍较大, 其权值较小, 因而受到抑制。

具体过程为: 首先, 根据点到圆柱的距离阈值统计当前待提取圆柱的局内点, 计算总权值 w_1 。然后, 根据最小二乘法对局内点重新拟合圆柱, 统计新圆柱的总权值 w_2 。若 $w_2 > w_1$, 说明新圆柱比验证圆柱

更接近最优圆柱, 用新圆柱代替原始假设圆柱能有效减小验证圆柱与真实圆柱之间的差别。对于新圆柱, 可继续统计局内点计算权值, 并比较两圆柱权值的大小, 进行圆柱更新。上述过程迭代进行, 直至得到具有最大权值的圆柱为止。

2 环肋点云分割及尺寸参数提取

2.1 环肋点云 DBSCAN 聚类

DBSCAN是一种具有代表性的基于密度的聚类算法, 根据密度相连性定义聚类集合, 把具有足够高密度的区域划分为独立点簇, 见图7, 图7中 P 、 Q 、 S 、 R 代表点云中的任意点。与传统的 K -means算法相比, DBSCAN无需事先指定簇数 k 即可找到任意密度相连的聚类区域, 同时完成噪声点的剔除。

环肋部分点云具有比较明显的聚类特性, 即单个环肋点云较稠密, 没有明显的偏离点, 点间的平均距离和方差均较小, 分布密度比较均匀。单个环肋邻域点之间符合密度直连和密度可达的特性, 而各环肋点云之间具有明显的距离间隔, 不存在不同密度的簇或嵌套簇, 点云之间独立性明显, 具有非密度相连的特性。DBSCAN算法可有效过滤噪声点, 对非环肋段部分的离散点进行有效的剔除。

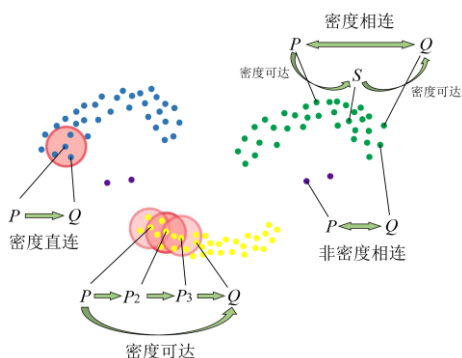


图7 DBSCAN中4种点的关系

Fig. 7 Four Types of Point Relationships in DBSCAN

此外, 传统DBSCAN算法需要大量的邻近点搜索过程, 样本集较大时, 聚类计算时间较长。因此采用点云KD-Tree结构, 以加快邻近点搜索速度。

2.2 环肋点云构件点云分割

环肋构件主要由面板和腹板两大部分组成, 可拆分为面板的内外侧和腹板的两侧。这些区域相互呈垂直相接或平行关系, 几何单元包含圆柱和平面两种形式。这样的复杂结构使环肋点云的分割难度更大, 因此在点云分割与聚类的基础上, 进行单环肋点云分割提取, 见图8。主要方法及步骤如下。

1) 以圆柱壳圈轴线作为环肋点云的参考主方向, 约束面板轴线和腹板法线方向, 加快RANSAC的计算速度。结合加权函数偏差修正, 提高柱段点云分割精度。

2) 对于环肋点云, 面板部分为圆柱, 但通常环肋壳圈中环肋直径高度比很大, 接近数十比一, 所以可将圆柱提取近似为圆形提取。此外, 局部法向量可能受折角过渡的影响, 进而导致局部的法向量不准确, 因此采用圆形三点法来替代圆柱两点法生成验证模型, 即在环肋点云上随机取3个点作为种子点, 计算圆形的圆心和轴线方向, 以此生成圆柱验证模型。这种方法适用于直径高度比较大的情况, 可获得较快的收敛速度。

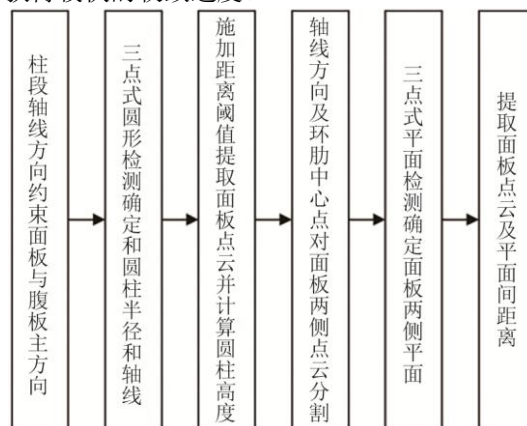
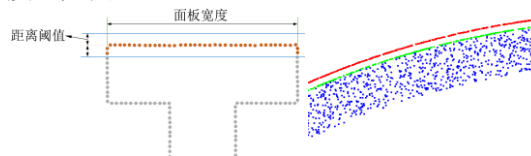


图8 环肋结构点云分割流程

Fig. 8 Flowchart of Point Cloud Segmentation for Ring-Rib Structures

3) 迭代得到的圆柱最优模型可获得面板的内外侧点云。获取点云包围盒计算后, 即可得到面板圆柱的高度, 即面板宽度。同理, 从获取的点云中提取面板内侧点云及对应圆柱, 两者半径差即为面板厚度, 见图9。



(a) 使用距离阈值分割 (b) 面板腹板分割结果

图9 环肋结构点云分割示意图

Fig. 9 Illustration of Point Cloud Segmentation for Ring-Rib Structures

4) 对剩余点云去噪后, 根据主方向和环肋点云的中心点建立平面, 以此平面将剩余点云分割为左右2部分, 分别对应腹板的两侧。对两侧点云分别进行三点法平面提取, 获得两侧面的平面方程, 其平面间距离即为面板厚度, 平面与主方向交会的位置即为环肋所在位置。

3 仿真试验

3.1 建模及数据采集

对环肋壳圈进行三维建模, 在模型表面进行随

机离散采样并添加噪声。分别对柱段和环肋点云作标注, 见图10。整体点云规模为1 000 083, 其中柱段和环肋点云分别占比为44.6%和55.4%。

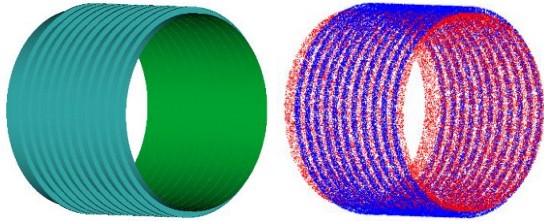


图10 典型环肋壳圈结构模型及其点云

Fig. 10 Typical Ring-Rib Cylindrical Shell Structure Model and Point Cloud

3.2 分割精度统计方法

算例中的所有点可分为柱段点与环肋点2类。根据类别进行标注, 其中柱段点标注为Positive, 环肋点标注为Negative, 并将此标注结果作为真实类别。同样, 分割算法会对每个点进行分割, 判断其属于柱段还是环肋, 该计算结果作为预测类别。将真实类别与预测类别进行对比, 结果一致时记为True, 反之为False。柱段点和环肋点的标注类别和计算结果对比后会出现4种情况。

- 1) TP (True Positive): 真正类, 实际是柱段点, 算法判断为柱段点, 判断正确。
- 2) TN (True Negative): 真负类, 实际是环肋点, 算法判断为环肋点, 判断正确。
- 3) FP (False Positive): 假正类, 实际是环肋点, 算法误判为柱段点, 判断错误。
- 4) FN (False Negative): 假负类, 实际是柱段点, 算法误判为环肋点, 判断错误。

为定量评价点云分割效果, 选取分类任务中广泛使用的3项指标(精确率、召回率和整体精度), 作为分割算法的性能评价标准。其优势在于能够分别量化“分类准确性”“正样本覆盖度”及“整体分类可靠性”, 与本研究中环肋壳圈点云“柱段(正类)-环肋(负类)”的二元分割目标高度契合。针对本研究算例, 各指标的意义如下。

1) 精确率 (Precision, P), 衡量被算法判断为柱段点的所有点云中, 真正属于柱段点的比例。该指标可表征所提算法预测结果的准确性与可信度, 公式为

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (6)$$

2) 召回率 (Recall, R), 衡量所有真实柱段点中, 被算法正确识别出的比例。高召回率意味着算

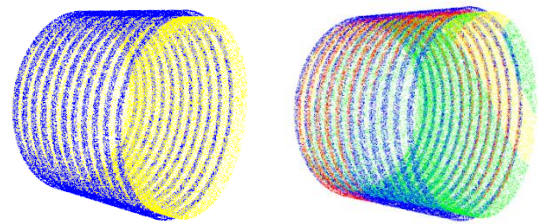
法漏检现象少, 识别完整性高; 反之, 表明算法遗漏了部分真实柱段点, 存在较多漏判问题, 公式为

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (7)$$

3) 整体精度 (Overall Accuracy, A_O), 衡量所有与柱段相关的点云中, 被正确识别的比例。该指标综合考虑了误判与漏判情况, 是介于精确率与召回率之间的折中指标, 公式为

$$A_O = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (8)$$

图11为采用不同初始阈值时各评价指标的结果对比, 图11中: N_{TP} 为黄色; N_{FP} 为红色; N_{FN} 为蓝色; N_{TN} 为蓝色。图11(a)为当初始阈值接近真值时 ($t=0.005$ 、 $e=0.45$ 和 $r=4\ 549.99$), 点云分割结果准确性较高, P 、 R 和 A_O 等3项指标均处于较高水平, 接近100% ($P=98.27\%$ 、 $R=100.00\%$ 和 $A_O=98.27\%$)。图11(b)为当初始阈值偏差较大时 ($t=0.100$ 、 $e=0.25$ 和 $r=4\ 816.56$), 点云分割结果误差显著增加 ($P=36.08\%$ 、 $R=21.35\%$ 和 $A_O=15.49\%$), 错误分类(红色和绿色)区域的面积占比明显上升, 同时3项指标均随之降低。因此, 通过3项指标的对比, 可直观地体现计算结果的准确性以及不同条件下算法效果的差异。



(a) 初始阈值接近真值 (b) 初始阈值偏差较大

图11 不同计算结果对比

Fig. 11 Comparison of Different Calculation Results

3.3 柱段点云分割及验证

3.3.1 传统 RANSAC 分割速度及精度规律

为验证所提方法的改进效果, 对距离阈值和比例阈值的变化规律进行研究。对提前标注的环肋壳圈点云进行计算, 验证距离阈值和比例阈值对精度的影响。采用传统方法, 将初始比例阈值 e 设置为1%, 距离阈值 t 设为固定的10 mm。使用C++语言和PCL库进行算法测试, 在统一硬件平台(CPU: Intel Core i7-8700, 内存: 32 GB)上运行。每组参数重复计算1 000次后对结果取均值, 计算结果包括精度、计算效率及模型参数, 计算结果见图12。

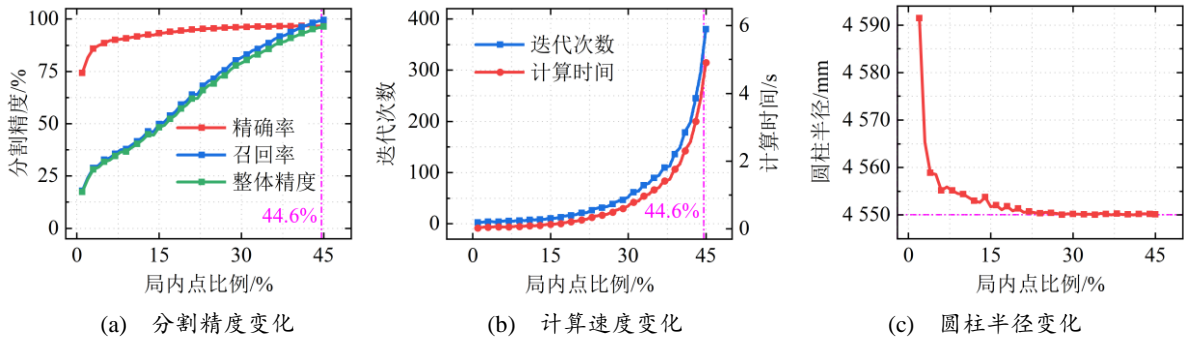


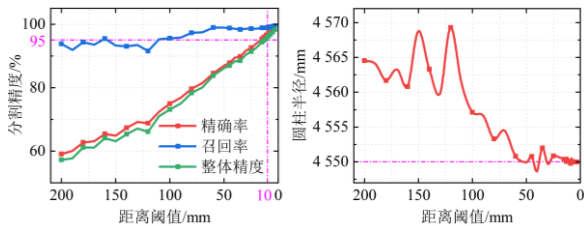
图 12 距离阈值固定下各指标随比例阈值变化趋势

Fig. 12 Variation of Metrics with Ratio Threshold at Fixed Distance Threshold

由计算结果可知, 在 e 值未知的情况下, 计算精度很难保证, 模型参数误差也较大。各项指标随着 e 值的调整而逐渐提高, 当 e 值达到理论值(44.4%)时, 精确率为96.85%, 召回率为99.09%, 整体精度为96.00%, 圆柱半径为4 549.98 mm。如果动态调整 t 值和 e 值, 需反复计算各种情况下的结果, 且结果的好坏无法评估, 只能通过类似打分的策略来判断。此过程耗费时间, 且若初值设置不好将会大大降低计算速度。

在此基础上, 如果对距离阈值进行优化调整, 将进一步提高整体的识别精度。图13为当固定比例阈值为44%时, 逐渐减小距离阈值, 分割精度和几何尺寸的精度也会不断提高。在阈值设置为10 mm时, 精确率为96.83%, 召回率为99.31%, 整体精度为96.18%, 较传统方法有比较明显的提高。

由此可见, 初值的设置对结果有很大的影响。传统方法通过逐次反复测试初值会对速度和精度产生较大限制, 同时也会遗漏大量的真值。



(a) 分割精度变化曲线 (b) 圆柱半径变化曲线

图 13 比例阈值固定下各指标随距离阈值变化趋势

Fig. 13 Variation of Metrics with Distance Threshold at Fixed Ratio Threshold

3.3.2 优化算法后分割速度及精度对比

采用所提方法对点云进行分割计算。据式(4)估算11道环肋表面积占比为54.3%, 柱段表面积占比

为45.7%, 与真值(44.6%)偏差为+1.1%。考虑估算的误差及参数的容错性, 将比例阈值 e 上调至46%作为初始值。距离阈值 t 默认取10 mm, 验证模型轴线方向夹角偏差约束取 1° 。参考柱段设计半径 $R_d=4\ 500$ mm, 考虑加工误差、扫描噪声及算法冗余等因素, 将半径约束范围设定为[4 500, 4 600]。加权函数修正迭代次数取10。

为量化分析各优化策略的实际效果, 从传统RANSAC算法开始, 采用逐步叠加约束的验证方式, 依次引入比例阈值估计、主方向约束、半径约束及加权函数修正。在每增加一项约束后进行重复计算, 并同步统计分割精度、模型半径与计算时间。优化前后RANSAC算法针对柱段点云的分割结果对比见图14。

计算结果表明, 在原始RANSAC算法基础上, 随着各项优化策略的引入, 算法性能显著提升, 分割精度逐步提高, 计算耗时大幅缩短。比例阈值基于表面积占比的统计规律, 避免了传统算法中初始阈值盲目设置的问题, 提升了参数的可靠性与结果的准确性; 点云主方向通过 1° 角度约束限制, 过滤了轴线方向偏离的无效圆柱模型, 减少了不必要的模型验证环节; 半径约束剔除了不符合尺寸为[4 500, 4 600]的不合理模型, 进一步降低无效计算量; 加权函数修正通过距离与法向量夹角的加权判断, 有效抑制了局外点干扰, 显著提升了圆柱拟合的最终精度。优化后算法对柱段分割结果的精确率、召回率和整体精度达到96.9%、99.5%和96.4%, 3项指标均优于传统RANSAC算法, 计算速度较传统方法提升约4.6倍, 柱段半径与设计值相差仅0.04 mm。这些指标证明所提方法通过结构特征对参数的约束, 不仅能有效减少模型的检测次数, 提高点云分割的准确率, 还克服了初始参数选取的困难。

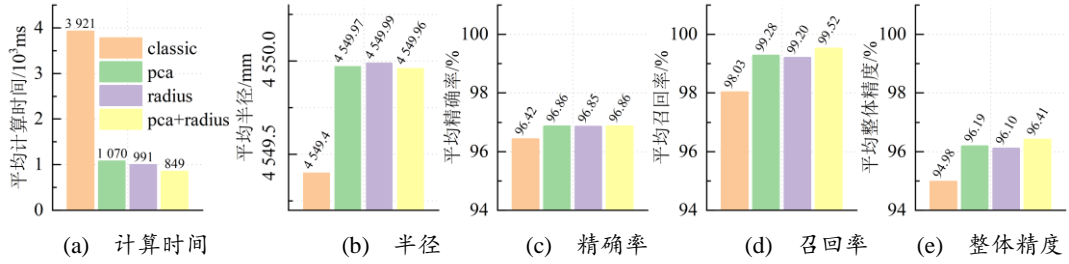


图 14 传统 RANSAC 及优化后指标变化值

Fig. 14 Index Changes before and after Optimizing Classic RANSAC

3.4 环肋点云分割及验证

对柱段分割后的剩余点云进行DBSCAN聚类, 获得各单个环肋点云, 见图15。对单个环肋点云进一步分割, 同样施加主方向约束和半径约束, 比例阈值 e 仍按照表面积公式估算, 面板内外侧分别占比15%和13%, 距离阈值 t 设置为1 mm~5 mm。以此作为初始条件, 使用三点法圆形提取方法依次计算面板内外侧的圆柱参数。

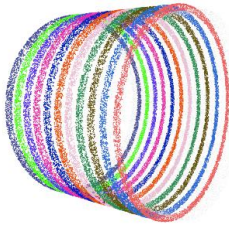


图 15 分割聚类后的环肋点云

Fig. 15 Ring-Rib Point Cloud after Segmentation and Clustering

提取计算各几何体的参数信息, 进而获取环肋构件的尺寸参数。该模型共包含11道环肋, 分割后的各部分点云见图16。将各尺寸参数与设计值比较, 各个环肋各部分尺寸相对误差结果见图17。

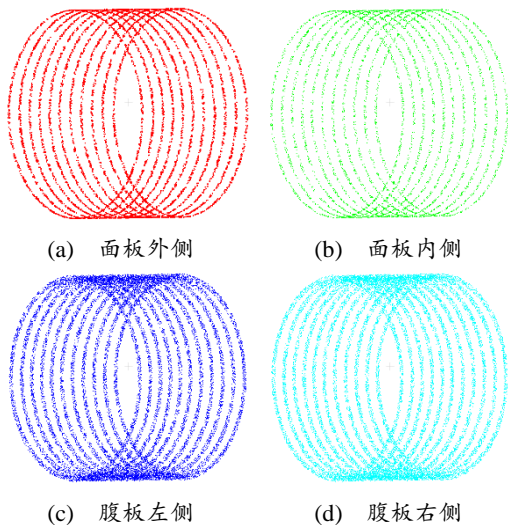
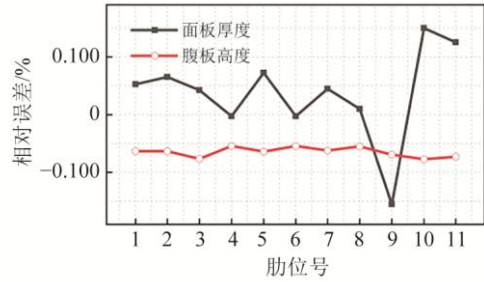
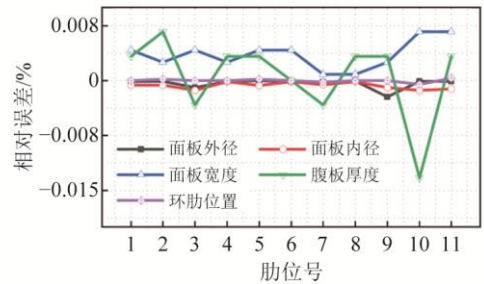


图 16 分割后各部分环肋点云

Fig. 16 Segmented Components of Ring-Rib Point Cloud



(a) 面板厚度等尺寸相对误差



(b) 面板外径等尺寸相对误差

图 17 各环肋构件尺寸相对误差

Fig. 17 Relative Dimensional Errors of Individual Ring-Rib Components

由图17可知, 大部分构件尺寸的计算误差都较小。环肋面板内外径、面板宽度、腹板高度及环肋位置由于尺寸基数较大, 误差基本都在0.02%以内; 而面板厚度和腹板厚度由于尺寸量级在数十毫米级, 换算后相对误差有所增大; 但所有厚度的尺寸偏差均在0.2 mm内, 最大偏差为0.155%, 可基本满足环肋壳圈结构高精度的测量要求。

4 验证试验

采用实艇模型验证所提方法的可行性, 对某加工完成的环肋壳圈进行现场数据采集, 获取该壳圈的稠密点云数据, 并使用本文所提方法进行分割与识别。该环肋壳圈设计半径为3.1 m, 垂直放置。采用手持式三维扫描仪KSCAN-Magic进行数据采集, 该扫描仪具有11束平行激光线, 最高扫描速率为1 350 000次/s, 其中大面幅扫描精度最高达0.02 mm,

可以满足船体高精度数据采集的需求。

使用三维激光扫描仪对环肋壳圈进行点云采集, 将获得的数据去噪, 剔除环境后获完整的壳圈点云。该壳圈共包含5道环肋, 仅对下面3道环肋及壳圈外表面进行了细致的扫描。模型表面共布设763个标志点用于扫描仪的自动配准, 采集密度设置为1 mm, 以保证数据的准确和充分。壳圈模型及采集过程见图18。



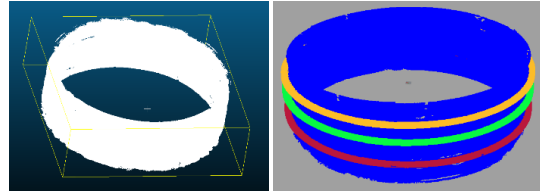
图 18 环肋壳圈模型及扫描过程

Fig. 18 Ring-Rib Cylindrical Shell Model and Scanning Process

初始获取的稠密点云规模为 8.8×10^7 , 对初始点云进行去环境、去噪、降采样处理, 获得光滑完整的环肋壳圈点云, 最终点云规模降低至 2.2×10^6 , 并用于后续数据输入。由于该壳圈的加工精度较低, 因此适当放宽RANSAC中距离阈值、比例阈值、角度约束及半径约束的参数指标。这虽然会增加计算时间, 但可以保证迭代结果的稳定性。初始点云及分割结果见图19和图20。

由图19和图20可知, 所提算法能准确完成壳圈与环肋的识别与分割, 聚类分割也能很好地得到三

部分独立的环肋点云, 在此基础上也能准确地分割出各个环肋点云中的面板与腹板部分。证明本文所提方法在实际应用中的可行性。由于壳圈整体加工精度较低, 计算的构件尺寸仅代表其平均尺寸。



(a) 原始点云 (b) 分割后的壳圈及环肋点云

图 19 圆柱壳圈点云分割结果

Fig. 19 Segmentation Results of Cylindrical Shell Point Cloud

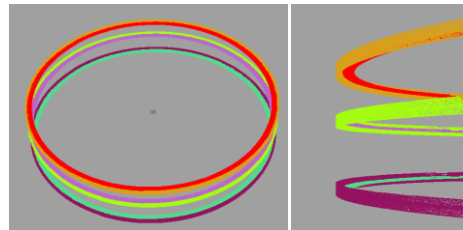


图 20 环肋面板及腹板点云分割结果

Fig. 20 Segmentation Results of Ring-Rib Panel and Web Point Clouds

由计算结果可知, 壳圈外径为3 183.8 mm, 设计值为3 185.0 mm, 环肋尺寸见表1。与设计值对比, 计算结果与设计值接近, 构件尺寸的误差在1%以内。

表 1 环肋尺寸参数

Tab. 1 Ring-Rib Dimensional Parameters

参数	面板内半径/mm		面板外半径/mm		面板宽度/mm	
	计算值	误差/%	计算值	误差/%	计算值	误差/%
环肋 1	3 366.4	0.04	3 374.7	0.05	166.3	0.79
环肋 2	3 362.6	-0.07	3 372.4	-0.02	165.8	0.48
环肋 3	3 362.1	-0.09	3 371.1	-0.06	165.3	0.18
设计值	3 365.0		3 373.0		165.0	

5 结论

针对典型耐压环肋壳圈点云, 本文提出一套构件对象智能识别和尺寸测量方法。结合传统RANSAC和DBSCAN等算法, 并根据环肋壳圈本身结构特征, 对算法进行优化改进, 有效提高了对象识别精度和计算速度。尽管整个算法流程相对完整, 但仍存在一些问题。首先, 在某些局部尺寸的提取和计算上, 精度有待进一步提升; 其次, 对于包含较大结构变形的模型, 算法的处理能力还需要优化。

未来研究将在提高提取精度的基础上, 进一步改进算法, 以应对存在不同缺陷的点云。在提取尺

寸参数的同时, 还应分析其变形量。最终目标是将该方法推广应用于实际加工生产的精度测量过程中, 实现该方法的落地应用。但从整体来看, 所提方法对人的依赖较少, 在提取环肋壳圈结构点云方面表现出较好的稳定性, 可为实际工程应用提供有价值的参考和指导。

参考文献:

[1] MAISANO D A, MASTROGIACOMO L, FRANCESCHINI F, et al. Dimensional Measurements in the Shipbuilding Industry: On-Site Comparison of a

- State-of-the-Art Laser Tracker, Total Station and Laser Scanner[J]. *Production Engineering*, 2023, 17(3): 625-642.
- [2] BERTAGNA S, BRAIDOTTI L, BUCCI V, et al. Laser Scanning Application for the Enhancement of Quality Assessment in Shipbuilding Industry[J]. *Procedia Computer Science*, 2024, 232: 1289-1298.
- [3] HAN Y C, PENG F, WANG Z, et al. An Automatic Measurement Method for Hull Weld Seam Dimensions Based on 3D Laser Scanning[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 312: 118922.
- [4] HE P P, HU D L, HU Y. Deployment of a Deep-Learning Based Multi-View Stereo Approach for Measurement of Ship Shell Plates[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 260: 111968.
- [5] 韩玉超, 彭飞, 王中, 等. 点云在船舶建造领域的应用进展与展望[C]// 2022 年数字化造船学术交流会议. 2022.
HAN Y C, PENG F, WANG Z, et al. Progress and Prospects of Point Cloud Applications in Shipbuilding[C]//2022 Digital Shipbuilding Academic Exchange Conference. 2022.
- [6] 杨泽鑫, 程效军, 李泉, 等. 平面舱壁类型的船舱点云分割方法[J]. *中国激光*, 2017(10): 259-266.
YANG Z X, CHENG X J, LI Q, et al. Segmentation of Point Cloud in Tank of Plane Bulkhead Type[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017(10): 259-266.
- [7] 陈尚伟, 汪骥, 刘玉君, 等. 基于 PointNet++的船体分段合拢面智能识别方法[J]. *船舶工程*, 2019, 41(12): 138-141.
CHEN S W, WANG J, LIU Y J, et al. Intelligent Recognition of Block Erection Surface Based on PointNet++[J]. *Ship Engineering*, 2019, 41(12): 138-141.
- [8] 倪崇本, 李志月, 杨荣淇. 基于法向一致性的船体板架结构点云识别[J]. *船舶工程*, 2022, 44(2): 123-127.
NI C B, LI Z Y, YANG R Q. Recognition of Hull Point Cloud Basing on the Normal Consensus[J]. *Ship Engineering*, 2022, 44(2): 123-127.
- [9] 王中, 彭飞, 韩玉超, 等. 非均匀采样加权最小二乘圆拟合的潜艇承压检测数据处理方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(6): 970-976.
WANG Z, PENG F, HAN Y C, et al. Survey Data Processing Method of Submarine Pressure Resistance Based on Non-Uniform Sampling Weighted Least Square Circle Fitting[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(6): 970-976.
- [10] YAN Y J, HAJJAR J F. Automated Extraction of Structural Elements in Steel Girder Bridges from Laser Point Clouds[J]. *Automation in Construction*, 2021, 125: 103582.
- [11] 徐景中, 李均. 复杂屋顶平面的 RANSAC 优化分割方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, 48(9): 1531-1537.
XU J Z, LI J. Optimal RANSAC Method for Segmentation of Complex Building Roof Planes[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(9): 1531-1537.
- [12] XU B, CHEN Z, ZHU Q, et al. Geometrical Segmentation of Multi-Shape Point Clouds Based on Adaptive Shape Prediction and Hybrid Voting RANSAC[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 20-24.
- [30] 张寒冰. 供应链在船舶数字化改造及配套采购中的应用[J]. *船舶物资与市场*, 2023, 31(3): 1-3.
ZHANG H B. The Application of Supply Chain in the Digital Transformation and Supporting Procurement of Ships[J]. *Marine Equipment/Materials & Marketing*, 2023, 31(3): 1-3.
- [31] 熊峰, 沈泽炎, 孔维畅. 基于遗传算法的数字化船舶车间仓库设备货位优化[J]. *工业控制计算机*, 2022, 35(12): 14-17.
XIONG F, SHEN Z Y, KONG W C. Optimization of Equipment Location in Digital Workshop Warehouse Based on Genetic Algorithm[J]. *Industrial Control Computer*, 2022, 35(12): 14-17.
- [32] 韦刚, 李秀文, 沙新明. 基于“先焊后弯”的船舶管系数字化信息化生产线设计与应用[J]. *机电设备*, 2021, 38(2): 89-92.
WEI G, LI X W, SHA X M. Design and Application of Digital and Informationized Production Line of Ship Pipes Based on "Welding Before Bending"[J]. *Mechanical and Electrical Equipment*, 2021, 38(2): 89-92.
- [33] 孙静, 王建冬. 多级市场体系下形成数据要素资源化、资产化、资本化政策闭环的总体设想[J]. *电子政务*, 2024(2): 12-20.
SUN J, WANG J D. The Overall Concept of Forming A Policy Loop for the Resourceization, Assetization and Capitalization of Data Elements Under A Multi-Level Market System[J]. *E-Government*, 2024(2): 12-20.

(上接第 141 页)