

基于全向声呐的引水隧洞点云模型去噪方法研究

宋 轲, 张学武, 张 卓, 徐晓龙, 王吉松
(河海大学 信息学部物联网工程学院, 江苏 常州 213000)

摘要: 三维重建技术逐渐成为引水隧洞运营期安全检测的关键手段; 而受隧洞特殊水文环境噪声、数据采集设备噪声以及载体运动噪声等影响, 采集的点云数据不可避免的会遭受到噪声干扰, 导致有用信息缺乏, 不利于三维重建的进行; 因此, 文章提出了基于声呐数据特征点的点云去噪算法, 实现隧洞点云数据的去噪; 首先, 该文依据引水隧洞声呐点云数据的特点, 定义视觉距离和视角向量特征参数; 其次, 通过耦合视角向量与点云法向量估计点云漂移向量, 并使用核函数方法估计视角距离参数的概率密度分布从而计算漂移距离; 最后, 采用漂移算法在保持点云模型特征的同时实现噪声的滤波; 实验结果表明, 文章提出的算法在去除隧洞点云模型数据噪声的同时能很好的保持引水隧洞模型的细节特征, 为后续隧洞病害的检测提供高精度点云数据模型。

关键词: 声呐点云; 点云去噪; 点云法向量; 视角距离; 漂移算法

Research on Denoising Method of Point Cloud Model of Water Tunnel Based on Omnidirectional Sonar

SONG Ke, ZHANG Xuewu, ZHANG Zhuo, XU Xiaolong, WANG Jisong

(School of Internet of Things Engineering, Faculty of Informatics, Hohai University, Changzhou 213000, China)

Abstract: Three-dimensional reconstruction technology has gradually become a key means of safety detection during the operation of water diversion tunnel. Affected by the special hydrological environment noises of the tunnel, data acquisition equipment and carrier motion, the collected point cloud data will inevitably suffer from noise interference, resulting in a lack of useful information, which is not conducive to the three-dimensional reconstruction. Therefore, a point cloud denoising algorithm based on sonar data feature points is proposed to achieve the noise denoising of tunnel point cloud data. Firstly, according to the characteristics of the sonar point cloud data of the water diversion tunnel, the visual distance and perspective vector feature parameters are defined; Secondly, the point cloud drift vector is estimated by coupling the perspective vector and point cloud normal vector, and the probability density distribution of the perspective distance parameter is estimated by using the kernel function method to estimate the drift distance; Finally, the drift algorithm is used to achieve the noise filtering while maintaining the characteristics of the point cloud model. Experimental results show that the proposed algorithm can remove the data noise of the tunnel point cloud model while maintaining the detailed characteristics of the diversion tunnel model, and provide a high-precision point cloud data model for the detection of subsequent tunnel diseases.

Keywords: sonar point cloud; point cloud denoising; point cloud normal vector; viewing distance; drift algorithm

0 引言

近年来我国开发建设了一系列水文地质环境更为复杂的长距离引水隧洞工程^[1]。为了保障长距离引水隧洞工程安全, 构建智慧水利体系, 需要对其进行长期的数字化检测。目前, 引水隧洞检测普遍采用放空后人工巡视检测, 但是这种检测方式存在易漏检、缺陷评估困难、安全成本高等不利因素。三维重建技术^[2]相较于传统人工分段检测手段, 不仅能有效反映探测目标的形状, 同时可实现对目标物进行剖面提取、坐标查询、距离测量等三维视觉损伤评估和测量功能。因此三维重建技术逐渐成为引水隧洞运营期安全检测的关键手段。

三维重建技术是指人们借助三维扫描设备获取点云数据^[3], 然后通过计算机数字化手段将三维实体再现在计算机中。而常见的三维扫描设备有激光扫描测量系统与声呐探测系统。相较于激光扫描, 声呐探测系统一方面能够不受水体能见度影响, 满足在静水和动水条件下的探测需求, 另一方面能避免频繁放空隧洞所造成的引水隧洞结构安全性问题和经济效益。但是基于声呐探测系统的点云数据, 由于外界条件和设备本身的因素, 会出现多种噪声, 而带有噪声的点云数据会对后续的模式重建^[4]、目标检测与分割任务^[5]带来严重影响, 因此对基于声呐设备的点云数据去噪算法进行研究具有现实意义。

收稿日期: 2022-05-17; 修回日期: 2022-06-27。

作者简介: 宋 轲(1998-), 男, 江苏盐城人, 硕士研究生, 主要从事水下探测成像、点云重构方向的研究。

张学武(1973-), 男, 江苏常州人, 教授, 主要从事水下探测成像, 计算机视觉方向的研究。

通讯作者: 张 卓(1978-), 女, 辽宁葫芦岛人, 中级, 主要从事计算机视觉, 深度学习方向的研究。

引用格式: 宋 轲, 张学武, 张 卓, 等. 基于全向声呐的引水隧洞点云模型去噪方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(1): 140-146.

目前国内外研究人员针对点云数据提出了许多去噪算法^[6-7], 主流的去噪算法分为五大类: (1) 基于统计的点云滤波技术, 即将一些适合的统计学概念运用于点云特征点中, 如将核的聚类、贝叶斯统计^[8]和 L1 稀疏范例^[9]引入到点云去噪中用于确定点云的离群聚集信息。文献 [10] 采用了基于核的聚类方法来滤波点云, 其主要是利用核的聚类进行离群点的判断, 此外受均值漂移技术的启示, 其利用迭代策略将点移动到高概率的位置从而完成点云的滤波。这个方法一方面能够获得较好的效果并且对离群点检测具有鲁棒性, 但另一方面其方法的研究重点不在特征保持。文献 [11] 提出的方法是应用一个类似的 L_0 最优化过程来估计法线, 接着沿着法线的方向重新定位点的位置以便更好地维持显著的特征; (2) 基于邻域的点云滤波方法, 其参考图像中的常见预处理算法, 主要利用每个点与其邻域内的点之间的特征点参数如点的位置信息、曲面的法线信息以及区域信息来定义来估计滤波后每个点的位置^[12], 双边滤波算法是其中一种。双边滤波^[13]一种保持边缘的平滑滤波器本身是用于处理图像噪声, 现在已经被广泛运用于三维点云去噪算法中; (3) 基于投影的点云滤波方法是通过使用各种不同的投影策略如局部最优投影 (LOP)^[14]、移动最小二乘法 (MLS), 来调整每个点的位置进行点云滤波, 文献 [15] 便是通过迭代投影点到 MLS 曲面上来处理噪声问题, 这个方法关键就是通过局部最小化公式寻找局部参考平面。MLS 的方法的缺点便是这个过程中包含了一个寻找参考平面的非线性优化, 其计算量大; (4) 其他领域的技术如信号处理技术^[16]、偏微分技术^[17]运用于点云滤波中, 其中基于偏微分的点云滤波技术也是三维网格滤波技术的扩展至点云滤波中; (5) 混合点云滤波的组合即常常使用两种以及两种以上的滤波技术一起去处理原始点云, 文献 [18] 便是首先使用粒子群优化技术选择带宽近似核密度估计 (KDE), 之后还将均值漂移聚类算法被应用在 KDE 中用于去除离群点, 最后结合双边滤波去除剩余点的噪声, 结果表明该方法对高噪声的点云具有鲁棒性, 同时这种方法很具有参考价值。

上述主流去噪算法中, 提出后广泛运用于常规的激光点云或者深度图转换后的点云中, 但针对特殊点云数据的去噪优化仍有不足。因此文中基于对核的聚类的点云滤波技术与均值漂移滤波技术^[19]的分析, 拟从声呐点云数据构建角度出发, 提出声呐点云的特征点参数, 研究兼顾模型结构特征的隧洞模型去噪算法, 为后续的引水隧洞三维重建工作提供技术保障。

1 声呐点云数据的获取与特点

1.1 系统构造

目前使用声呐探测系统对长距离引水隧洞进行检测, 主要是通过水下机器人搭载成像声呐装置, 利用声呐成像技术^[20]实现对隧洞整体结构的检测。文中依照此思路布置整个系统, 具体的系统示意图如图 1 所示。文中拟采用全

向声呐即单波束机械扫描成像声呐, 该种声呐一方面技术成熟, 硬件成本低, 精度满足需求; 另一方面因内部机械结构可以进行 360° 环视扫描适用于引水隧洞, 功能满足需求。此外文中设计的系统整体详细的工作流程如图 2 所示。

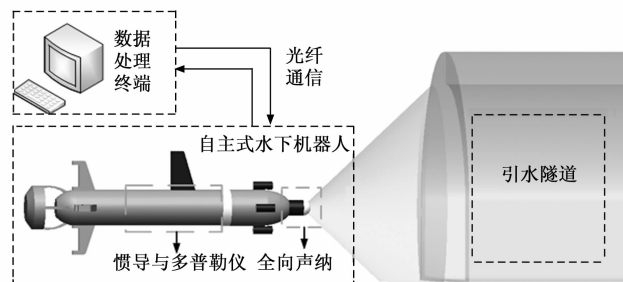


图 1 系统组成示意图

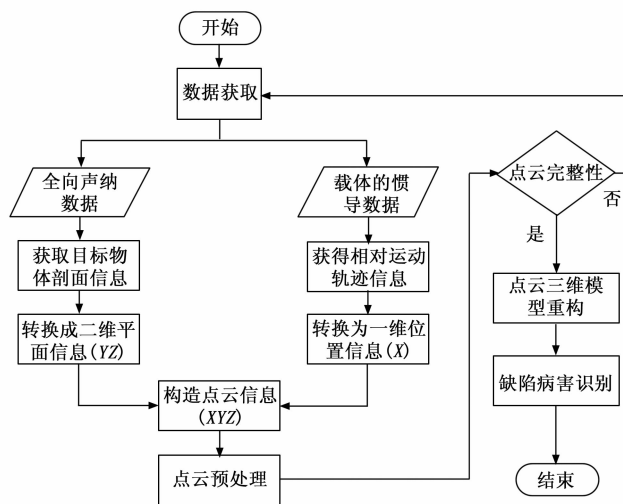


图 2 系统流程图

Step1: 通过载体内部便携式的微型处理器实现声呐与光纤惯导设备通信^[21], 可以获取二者经过预处理后的同步信息。

Step2: 完成全向声呐数据的预处理, 提取全向声呐中读取的隧洞截面信息, 使其能充分的体现隧洞的表面特征, 并转化成二维平面信息。

Step3: 将校准后的载体相对运动轨迹转化成一维位置信息。

Step4: 利用微型处理器的能力将两者融合从而构件出声呐点云数据, 并在微型处理器上完成点云的预处理工作。

Step5: 同时在该处理器上需验证点云数据的完整性, 若符合要求则借助以太网接口将数据发送至地面终端。否则重新进行数据获取, 并重新进行上述步骤直至数据符合要求。利用片上芯片的能力将两者融合从而构件出声呐点云数据。

Step6: 最后点云数据会在成像终端, 完成最后的重构和效果展示。通过重构三维模型一方面实现缺陷病害的面积与体积测量和识别, 另一方面获取缺陷病害的相对位置

实现精确定位。完成引水隧洞的安全检测

目前文中主要介绍声呐数据的处理与构造以及后续的去噪算法,因此接下来详细介绍本系统中的声呐数据的特征。

1.2 数据分析

文中的上一小节介绍,文中采用的声呐扫描设备为全向声呐即单波束机械扫描成像声呐,其能进行 360°环视扫描。全向声呐以步进的方式进行旋转,声呐的控制系统每发出一个旋转指令,全向声呐的发射头开始顺时针或逆时针的转动一个步进角度,角度大小取决于本身的机械步进角度大小的设置,一般有详细参数说明。与此同时,声呐头向探测区域发射一束声波脉冲此波束在垂直方向和水平方向上都带有一定度数的开角并停留片刻以接收回波数据这种扫描方式如图一所示。文中把这一束声波发射和接受的回波数据成为一帧。当声呐头接收到回波后将再次旋转同样的角度,重复上述过程,从声呐开始扫描的方向到达参数设定的扫描范围的另一个方向完成一个周期。以扫描范围 360°为例当声波从起始方向发射和回收旋转一个圆周后再次回到这个方向时即称声呐扫描了一个周期。接着声呐重复整个周期,直至扫描任务完成。

文中选用的全向声呐的具体工作参数如表 1 所示。

表 1 全向声呐工作参数

参数名称	频率/MHz	脉宽/ μs	扫描范围/ $^\circ$	步进/ $^\circ$	采样数	采样周期/ μs
数值	2	20	360	0.9	179	7.5

由表可知,本声呐的直采数据按照步进角度与扫描范围,将每一周期划分为 400 帧。然后根据采样数与测量范围,将每一帧的采样的回波幅度值灰度化,最后使数据格式为强度—方位—距离的形式即 $\beta(\theta, r)$, $\beta \in [2, 255] \in (0, 2\pi)$, $r \in (0, 179)$ 。其中 β 值为回波幅度值的灰度值, θ 为设备的偏转角度,其值为扫描范围 360°, r 是回波信号与声呐设备的距离的映射值,当测量范围为 1 m 时,其大小为全向声呐的每一帧的采样数 179。其利用 MATLAB 软件处理后生成的扫描图,如图 3 所示。

由图 3 可知, MATLAB 软件处理后的全向声呐扫描图按照回波距离进行的不同颜色的映射,图像上面明显的看出有黑、绿和蓝等颜色,除了预期的呈现管道截面的绿色圆环外还有很多其他点。它们甚至要比预期管道截面圆环的更加明显。这些现象的产生都是由于噪声带来的很多无意义的干扰。文中将这些噪声总体上分为三类:环境噪声、混响和声呐自身的噪声。环境噪声即背景噪声,是普遍存在于水环境的时时刻刻和任意位置。一般可以假定在一定的范围和时间内服从高斯分布,属于高斯噪声。混响是声呐接收到的来自水下管道的边界或者非均匀结构散射回来的声波。这是文中采用的主动声呐本身特有的噪声。混响的强度随着距离散射物体的远近和发射声波的强度变化因此也限制了主动声呐对于近距离的目标进行探测。声呐自

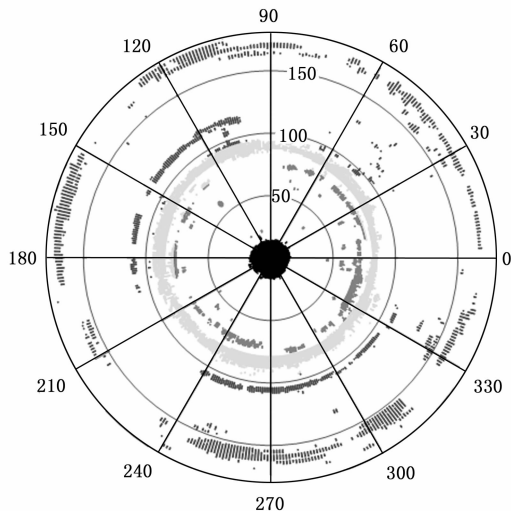


图 3 MATLAB 软件处理后全向声呐扫描图

身的噪声包括声呐的电力噪声、机械噪声声波传播的非线性等它们会在声呐图像中形成点状的噪声降低了图像中目标的清晰度。在图 3 可以明显的看到对应的中间黑色区域,便是单波束机械声呐的自身噪声的一种。

文中参考文献 [22],依照设备参数和测量范围将每一帧中的 179 个采样点简单分割为设备干扰区、回波反射区和高次回波反射区 3 个区域。设备干扰区就是图 3 的黑色区域,它是由设备的参数固定的。高次回波反射区域在图 3 上是高于 150 的蓝色区域,它是受到声呐的测量范围影响,这两个区域十分明显且容易处理,文中利用直通滤波器从而保留剩余的点,这些即为回波反射区。剩余的回波反射区文中通过检测回波幅度灰度值的梯度最大值对回波信号下采样^[23],每一帧只保留一个采样点作为管壁反射或目标反射回波信息,最终文中将声呐点云数据转换成 (θ, r) 格式,从而提高效率。

通常因为点云数据一般十分简洁只保留 XYZ 的信息,所以其特征点参数较少,如点到邻域节点的平均距离、点的法向量或者附加的第四维信息等。为了提高点云数据处理的效率与精度,通常需要耦合多个点云特征点,比如常用的双边滤波耦合了其中两种特征点参数^[24],甚至由提出三边滤波的去噪算法。而文中在将数据由 $\beta(\theta, r)$ 转换成 (θ, r) 时,仍保留了全向声呐的偏转角度信息以及声呐与隧洞表面的距离信息。类比摄像机,单波束机械声呐的采集原理也是检测回波,因此声呐点云数据具有和摄像机采集的数据类似的特点,即目标物与设备的位置关系。文中将这些目标物与设备的关系分别定义为点指向视角的向量、点到视角中心的距离。文中的去噪算法正是通过耦合这两个特征点参数进行去噪平滑,并与常规算法进行实验对比,验证可行性。

2 数据的去噪算法

本节基于上一节的系统模型和数据分析,兼顾隧洞模

型精度和形状特征, 确立研究思路。首先将声呐数据与移动平台的位置信息结合构建 (X, Y, Z) 点云集。接着根据高斯核函数计算点到视角中心的距离这一特征点参数的概率密度分布。然后计算出漂移向量 a_{vec} , 之后计算出偏移距离 Δt , 最后借用漂移公式, 沿着法线的方向重新定位点的位置以便实现去噪平滑的情况下更好地维持显著的特征。

依照上述思路, 文中设计的算法流程如图 4 所示, 算法的详细步骤如图 4。

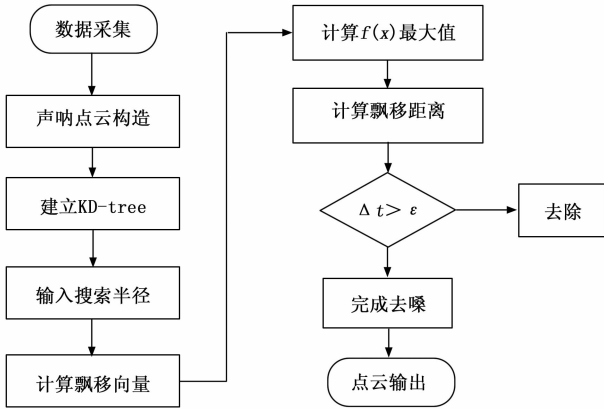


图 4 算法流程图

2.1 构造与保存点云

本步骤旨在利用声呐设备实现水下环境的隧洞表面数据采集, 并转换成隧洞点云模型。首先根据全向声呐的数据特点, 将其转换为回波幅度灰度值 $\beta(\theta, r)$, $\beta \in [0, 255] \in (0, 2\pi)$, $r \in (0, 179)$, 然后按照声呐设备参数与预设量程参数选择相应的直通滤波器, 将单波束全向声呐数据处理剩回波反射区域, 然后通过峰值检测算法检测回波强度值, 保留剖面点体现隧洞特征, 将格式转为 (θ, r) , 然后进一步为 (X, Y) 。于此同时 Z 轴的信息是移动平台的相对运动轨迹, 读取移动平台上完成校准返回的数据, 以时间同步为条件将两个数据构造成为 (X, Y, Z) 点云格式。

2.2 建立 KD-tree 搜索

本步骤旨在建立隧洞模型的点云索引方式, 用于后续快速搜索点的领域信息。由于点云作为描述空间三维信息的数据点集合, 数据量庞大, 只有建立一个高效的数据结构并进行存储, 在之后的点云查找处理过程中, 才能够快速索引、快速搜索其邻域, 为点云处理减少大量的检索时间, 进而提高去噪算法效率。

文中构建了 KD-tree 数据结构, 其是一种分割 k 维数据空间的数据结构, 是由二分搜索树演变而来的用于大规模高维度数据查找场景当中的快速索引树形结构。文中通过构建 KD-tree 索引, 获得点云空间内点与点之间的邻近关系和两点之间的欧式距离。从而依照设置的搜索半径 R , 获取每个点 p_i 与其 K 个邻域空间的点 $p_{ij}, j \in (1, K)$, 方便后续的去噪计算。此外如图 4 所示, 文中算法整个流程的自变

因素为搜索半径 R , 其他的各个特征点参量可以由领域内点云计算得出。

2.3 估算点的漂移向量

本步骤旨在计算点云中每个点的漂移向量, 漂移向量是为了能有效保持点云模型特征的关键。文中除了考虑隧洞模型的表面点的法向量, 还参考了自定义的视角向量, 两者融合更容易体现隧洞的形状特征, 具体的漂移向量公式参照公式 (1):

$$a_{vec} = a_n + a_{av} \quad (1)$$

$$a_{vec}^A = a_{vec} / |a_{vec}| \quad (2)$$

其中: a_n 是点云中点的法向量, 点云的法向量是点云的特征点之一, 一般估计点云表面法线可以通过估计与表面相切的平面的法线问题来近似, 从而将此问题可以转化为最小二乘平面拟合估计问题。而由于点云中点的信息是三维的, 要估计的平面是二维的, 用三维数据估计二维数据, 需要进行降维处理, 最终, 将估计点云表面法线问题被简化为对待估计点的最近邻域生成的协方差矩阵的特征向量和特征值的分析, 并且可以将协方差矩阵的特征向量估计成点云的法向量。

文中采用的降维方法为通用的主成分分析法 (PCA)。其更具体地说, 假设数量为 N 点云 p 中的点 $p_i, i \in N$ 其邻域点数为 K 个点为 $p_{ij}, i \in N, j = 2, \dots, K$ 。对于每个点 p_i , 参照公式 (3) 构建它的协方差矩阵 C :

$$C = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \cdot (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T \quad (3)$$

$$C \cdot v_j^* = \lambda_j \cdot v_j^*, j \in \{0, 1, 2\} \quad (4)$$

其中: K 是点 p_i 的 K 个相邻点, 这些邻点域在建立 KD-tree 索引后根据搜索半径 R 确定; \bar{p} 表示临近点的 3D 质心; λ_j 表示协方差矩阵的第 j 个特征值, v_j^* 表示协方差矩阵的第 j 个特征向量。最后将 v_j^* 的方向与视角向量一致即由外向中心后获得点云点的法向量 a_n 。而 a_{av} 由定义的视角向量, 即数据 (θ, r) 转换时保留的 θ 。参照公式 (2) 漂移向量 a_{vec}^A 还需要由 a_{vec} 经过归一化后得出, 漂移向量的方向与视角向量一致, 即指向每一帧的视角中心。

2.4 计算漂移距离

本步骤旨在寻找最优漂移点位置, 文献 [25] 中提出的利用核函数概率密度估计方法, 文中依据新的特征点参数点到视角距离 l , 计算参数 l 的最优值即在搜索半径 R 范围内每个的点的 l 值出现的最大概率值, 假设此最大概率值所在的位置即为本步骤所求的最优漂移点位置, 同时最优漂移距离即当前点的视角距离与搜索邻域内的最大概率值的差值。

文中依赖的核函数概率密度估计方法 (Kernel density estimation), 本身是一种非参数估计的方法。它是一种借用某个连续的概率分布的样本来估计这个概率分布的密度函数的方法。它比较依赖核函数的选取, 相较于直方图的样本估计更加平滑。假设有 x_1, x_2, \dots, x_n 为独立同分布 F 的 n 个样本点, 设其概率密度函数为 f , 则其核密度估计为以下

公式 (5):

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \phi\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (5)$$

$K(\cdot)$ 为核函数, 其具有非负性且积分为 1, 同时符合概率密度性质且均值为 0 的特性。常规的核函数有均值核函数、三角核函数、高斯核函数等。 h 即是带宽 (bandwidth), 为一个平滑参数, 其值大于 0。公式 (6) 为缩放核函数 (scaled Kernel)。

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right) \quad (6)$$

核密度函数的原理比较简单, 文中针对点云数据的特点, 具体应用的方式如公式 (7) 和 (8) 所示: 假设数量为 N 的点云中的点 $p_i, i \in N$, 其邻域点数为 K 个点为 $p_j, j \in N, j = 2, \dots, K$ 。点 p_i 邻域内点到视角距离为 $l_{ij} \{l_{i1}, \dots, l_{ij}\}, i \in N, j = 1, 2, \dots, K$ 。

$$f(x) = \frac{1}{Kh} \sum_{j=1}^K \phi\left(\frac{x - l_{ij}}{h}\right) \quad (7)$$

$$L_{iMAX} = \underset{x}{\operatorname{argmax}} f(x) \quad (8)$$

公式 (7) 中 ϕ 为高斯核函数, h 为核函数概率密度估计的窗口即带宽。如公式 (8) 所展示的, 文中需要计算出当在 x_i 点观测到 $f(x)$ 的最大值, 即为在点 p_i 邻域内点到视角距离的最大概率值 L_{iMAX} , 文中假设其为点 p_i 的最优漂移点然后通过公式 (9) 计算出点 p_i 的漂移距离。

$$\Delta t_i = (L_{iMAX} - l_i), \Delta t_i > \epsilon \quad (9)$$

其中: ϵ 为文中设置的阈值, 当点 p_i 的漂移距离超过阈值, 则舍弃此点。

2.5 计算去噪后点云

文中所采用的滤波算法旨在保持模型形状特征, 因此最后一步是在计算出漂移距离和漂移向量后, 参照沿法线方向均值移动算法实现去噪。具体见公式 (10):

$$p' = p + \Delta t * a_{vec} \quad (10)$$

其中: p' 为滤波后的点云, p 为滤波前的点云, Δt 为漂移距离, a_{vec} 为漂移向量。

文中所采用的去噪算法本质上是一种沿法线的平滑, 核心其一是根据数据采集特殊性即声呐环视扫描具有视角中心的概念, 来优化点云的法向量的估计, 提高滤波精度; 其二是利用样本统计的方式, 估计点云在其领域内最大概率点, 从而在实现去除离群点后又保障整个点云模型的形状特征, 体现在文中即保持隧洞模型与标准模型的相似的。

3 实验结果与分析

文中实验主要在实验室模拟阶段, 为了模拟水下隧洞环境, 文中采用长 2 米、直径 96 cm 的圆形管道。文中模拟的实验流程为: 将单波束全向声呐搭设在移动平台上, 借助电动移动平台实现声呐的匀速运动, 并截取其中一段数据进行后续的算法对比。具体经过数据校准和构造后的直返回的隧洞点云模型如图 5 所示。此外由于实际采集的数据存在多种噪声, 文中为了方便评估去噪方法的效果, 保

证评估的公平性, 文中利用 Solidworks 软件根据管道标准与截取的数据长度, 设计出长 90 cm 直径 96 cm 的标准模型, 然后经过多次下采样保证数据量与图 5 所示的实际采集的数据量大致相同, 具体的标准模型效果如图 6 所示。文中将会以此模型为标准模型, 并将图 4 为水下隧洞模型数据作为数据源实施去噪算法, 然后将去噪后的与标准隧洞点云模型进行对比。文中参考文献 [26] 引出的一组衡量点云数据去噪算法误差, 同时根据自身水下隧洞点云模型的特点对其进行修改。具体定义如下。

Dmean: 标准模型和去噪后模型的对应顶点的欧式距离的平均值。该值越小, 说明该去噪模型对顶点位置的恢复程度越好;

Kper: 去噪后模型和标准模型对应点的绝对距离的直方图中在 30 个竖条区域内点云数量占总数的百分比, 其比例越高, 说明去噪算法在保持模型形状特征上效果越好。

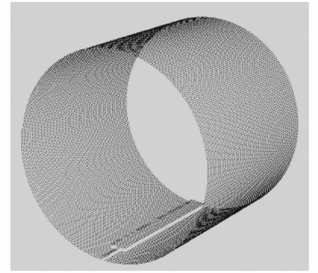
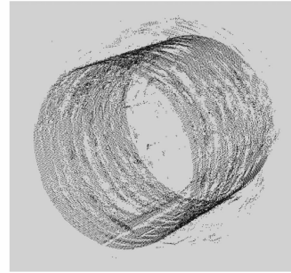
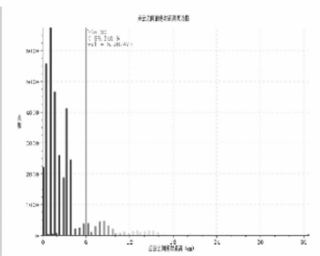
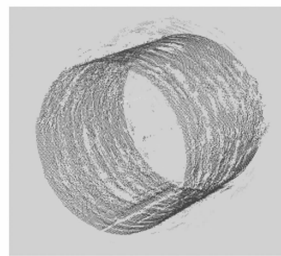


图 5 模拟隧洞点云数据模型 图 6 标准下采样后的隧洞模型

如图 7 (a) 所示, 文中的去噪模型与图 6 的标准模型对比后的模型效果图中已经根据两个模型之间绝对距离将模型本体进行了颜色映射和渲染, 其中贴近标准模型部分, 成圆形隧洞主体特征部分大致为蓝色部分。两个模型之间绝对距离的直方图具体的如图 7 (b) 所示, 其清晰的反应了颜色映射为蓝色的其绝对距离小于 6 cm 并且主要分布在直方图前 30 个竖条区域内, 因此文中将 Kper 值评价标准的阈值定义在前 30 个竖条区域。此时 Kper 值更能反映出去噪后的模型表面与标准模型的表面的重合度。



(a) 隧洞模型对比

(b) 点云之间绝对距离直方图

图 7 模型对比与指标

图 8 所示的是文中算法与其他算法在搜索半径条件相同情况下去噪后的模型图, 文中目标是尽可能保持模型形状特征且提高精度, 因此选取对照的算法为基于邻域的点云滤波方法中的双边滤波和基于投影的点云滤波方法中的

移动最小二乘法 (MLS) 滤波。如图 8 所示, 3 种算法在搜索半径 $R=8\text{ cm}$ 时, 去噪后隧洞模型其横截面直径都大致相同, 但是移动最小二乘法的模型表面凹凸不平, 表面平滑度远差于其余两种。此外文中算法的模型表面的空缺处明显比双边滤波少。具体的评价指标如表 2 所示, 与其他去噪算法去比, 同样搜索半径下文中的算法一方面保持点云模型的数量与形状, 其模型数量与截面直径与其他两种算法在同一个数量级相差不多; 另一方面 D_{mean} 值都小于双边滤波和移动最小二乘滤波, 说明文中的算法, 该去噪模型对顶点位置的恢复程度越好; 此外其 K_{per} 值比双边滤波的值多 3%, 说明文中算法去噪后的模型表面更贴合标准模型。整个来说, 文中的去噪算法满足了保持隧洞形状特征的需求, 同时在与标准模型匹配精度上优于对比的两种算法, 但是整体还是有太多的离群点。如图 8 可见, 3 种去噪算法针对隧洞周围的离群点无法准确判断, 同时表面仍有明显大块空洞, 这仍是后续需要深入研究。

表 2 不同算法去噪参数对比表

算法	模型数量	模型直径/cm	搜索半径/cm	D_{mean} /cm	K_{per}
标准 Ground	35 492	96	~	~	~
实际采样模型	35 492	95.86	~	2.813	89.346%
双边滤波	35 032	95.61	8	2.805	89.575%
移动最小二乘	35 034	94.96	8	2.780 9	91.328%
文中算法	35 055	95.27	8	2.696 4	92.044%

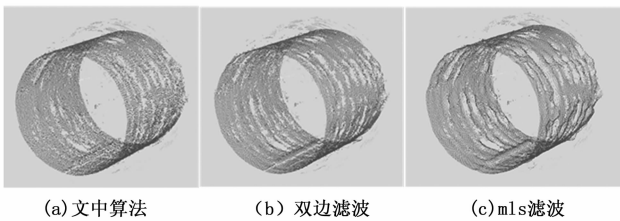


图 8 去噪后模型

同时文中根据算法流程小节的自变因素搜索半径 R , 设置了多组改变搜索半径 R 后的纵向对比实验。表 3 展示出, 当搜索半径 R 的值不断提升, 文中去噪后模型的 D_{mean} 值不断降低, K_{per} 值不断提高, 在半径 $R=18$ 时 K_{per} 高达 97%。此刻去噪后模型如图 9 所示, 此时本身的隧洞的基本

表 3 不同参数下去噪对比表

搜索半径/cm	模型数量	D_{mean} /cm	$K_{\text{per}}/\%$
6	35 057	2.770 8	90.444
8	35 055	2.696 4	92.044
10	35 053	2.643 8	92.797
12	34 820	2.526 2	94.156
14	34 291	2.392 6	95.486
16	33 815	2.262 1	96.741
18	33 528	2.170 1	97.480

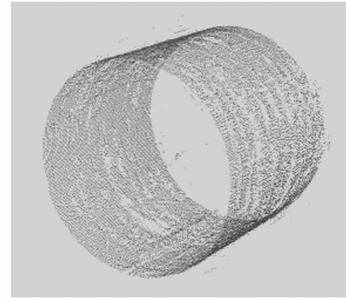


图 9 R 为 18 cm 时的去噪后模型

形状依在且清晰可见隧洞表面的离群点减少很多。但是隧洞模型的点云数据也随之减少, 去噪后模型声呐点云更加稀疏, 会为后续模型三维重建带来一些挑战。后续的三维重建算法需要一定的重复采样和匹配融合以及区域生长算法来填补相应的空洞。可以结合后续的区域生长算法, 对比选取出最优的搜索半径, 实现最优去噪效果, 最终模拟环境的实验结构表面。

4 结束语

鉴于目前主流的点云处理但针对特殊点云数据的去噪优化仍有不足, 文中首先简单介绍了引水隧洞数据采集系统以及由声呐数据构造的点云的特性, 引出定义的视角距离和视角向量特征参数; 通过耦合视角向量与点云法向量估计点云漂移向量, 并使用核函数方法估计视角距离参数的概率密度分布从而计算漂移距离; 最后采用漂移算法在保持点云模型特征的同时实现噪声的滤波。

文中为了验证去噪后模型匹配精度, 利用 Solidworks 软件建立标准模型, 设立两个评价指标, 并且进行横向与纵向对比。在同等条件下, 文中的算法一方面保持点云模型的数量与形状, 其模型数量与截面直径与对比算法相似; 另一方面去噪后的模型在与标准模型的匹配精度上高于其他两种传统算法。在改变 R 值的纵向对比实验中, 去噪模型的精度会随着 R 的上升而提高, 在半径 $R=18$ 时 K_{per} 值可高达 97%。虽然高匹配精度会导致牺牲一些模型的数量, 但后续可以进行一些重复采样和匹配融合, 为后续模型三维重建提供更好的帮助。

参考文献:

[1] 来记桃, 李乾德. 长大引水隧洞长期运行安全检测技术体系研究 [J]. 水利水电技术 (中英文), 2021, 52 (6): 162-170.
 [2] 周汉飞, 李禹, 粟毅. 利用多角度 SAR 数据实现三维成像 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35 (10): 2467-2474.
 [3] QI C R, LIU W, WU C, et al. Frustum PointNets for 3D Object Detection from RGB-D Data [C] //2018 Ieee/cvf Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 918-927.
 [4] QI-LIN C, KUO-WEI C, CHIH-YUAN Y, 等. Automatic Local Point Cloud Registration Algorithm and Point Cloud Reconstruction System [C] //IEEE: IEEE.

- [5] 李豪杰, 杨海清. 基于深度卷积神经网络的点云三维目标识别方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (3): 156-160.
- [6] HAN X F, JIN J S, WANG M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud [J]. Signal Processing-image Communication, 2017, 57: 103-112.
- [7] HAN X F, JIN J, WANG M J, et al. Guided 3D point cloud filtering [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77 (13): 17397-17411.
- [8] LAN Z Q, ZI JIAN YEW, GIM HEE LEE. Robust Point Cloud Based Reconstruction of Large-Scale Outdoor Scenes [C] //2019 Ieee/cvf Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (cvpr), 2019: 9682-9690.
- [9] LEAL E, SANCHEZ-TORRES G, BRANCH J W. Sparse Regularization-Based Approach for Point Cloud Denoising and Sharp Features Enhancement [J]. Sensors, 2020, 20 (11): 3206.
- [10] TIAN X G, XU L J, LI X L, et al. A kernel density estimation based outlier detection for airborne LiDAR point clouds [C] //2012 Ieee International Conference on Imaging Systems and Techniques Proceedings, 2012: 263-266.
- [11] SUN Y J, SCHAEFER S, WANG W P. Denoising point sets via L0 minimization [J]. Computer Aided Geometric Design, 2015, 35-36: 2-15.
- [12] SCHALL O, BELYAEV A, SEIDEL H P. Adaptive feature-preserving nonlocal denoising of static and timevarying range data [J]. Computeraided Design, 2008, 40 (6): 701-707.
- [13] LI N N, YUE S Y, JIANG B. Adaptive and FeaturePreserving Bilateral Filters for ThreeDimensional Models [J]. Traitement Du Signal, 2020, 37 (2): 157-168.
- [14] DU Z Y, XIAO C X. Feature Preserving and Parameterization-Free Projection for Fast Geometry Reconstruction [J]. Journal of Computeraided Design and Graphics, 2010, 22 (7): 1138-1144.
- [15] QIAN L J, YANG Y B, SUN S Y, et al. Projected area measurement of complex 3D objects based on point cloud data (上接第 139 页)
- [19] 刘辉, 李训明, 王伟达, 等. 基于最优功率分配因子的插电式混合动力汽车实时能量管理策略研究 [J]. 机械工程学报, 2019, 55 (4): 91-101.
- [20] KAZEMI H, KHAKI B, NIX A, et al. Utilizing situational awareness for efficient control of powertrain in parallel hybrid electric vehicles [C] //2015 IEEE International Conference on Ubiquitous Wireless Broadband (ICUWB). IEEE, 2015: 1-5.
- [21] 刘西学. CVT 并联式混合动力汽车瞬时优化能量管理策略研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
- [22] YUAN J, YANG L, CHEN Q. Intelligent energy management strategy based on hierarchical approximate global optimization for plug-in fuel cell hybrid electric vehicles [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2018, 43 (16): 8063-8078.
- [23] LIU X, QIN D, WANG S. Minimum energy management strategy of equivalent fuel consumption of hybrid electric vehicle [C] //Aopc 2021: Optical Sensing and Imaging Technology, 2021.
- [16] CHEN C Y, CHENG K Y. A sharpness dependent filter for mesh smoothing [J]. Computer Aided Geometric Design, 2005, 22 (5): 376-391.
- [17] CLARENZ U, RUMPF M, TELEA A, et al. Fairing of point based surfaces [C] //Computer Graphics International, Proceedings, 2004: 600-603.
- [18] ZAMAN F, WONG Y P, NG B Y. DensityBased Denoising of Point Cloud [C] //9th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications; Empowering Research and Innovation, 2017: 287295.
- [19] HU G F, PENG Q S, FORREST A R. Mean shift denoising of pointsampled surfaces [J]. Visual Computer, 2006, 22 (3): 147-157.
- [20] KIM B, JOE H, YU S C. Highprecision Underwater 3D Mapping Using Imaging Sonar for Navigation of Autonomous Underwater Vehicle [J]. International Journal of Control Automation and Systems, 2021, 19 (9): 3199-3208.
- [21] BYEONGJIN K, JASON K, MEUNGSUK L, et al. Active Planning of AUVs for 3D Reconstruction of Underwater Object using Imaging Sonar [C] //IEEE, 2018: 1-6.
- [22] 赵帅. 单波束扫描成像声呐的数据处理及其 DSP 实现 [D]. 青岛: 中国海洋大学, 2010.
- [23] SHUAI Z, BO H, SHU T. A sonar data processing system of underwater robot based on C6000 DSP [C] //IEEE: IEEE.
- [24] QU J B, WANG Y, ZHAO Q. Application of DBSCAN clustering and improved bilateral filtering algorithm in point cloud denoising [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019, (11): 8992.
- [25] JUN W, KAI X, LIGANG L, et al. Consolidation of Lowquality Point Clouds from Outdoor Scenes [J]. Wiley, (5): 207-216.
- [26] 郑颖龙. 基于联合双边滤波器的点云特征保持滤波 [D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- cle based on improved global optimization equivalent factor [J]. Energies, 2019, 12 (11): 2076.
- [24] 高龙飞, 张瑞亮, 陈联春. 同轴并联式混合动力汽车模糊控制策略研究 [J]. 机械传动, 2019, 43 (12): 18-21, 27.
- [25] ZHANG Q, FU X. A neural network fuzzy energy management strategy for hybrid electric vehicles based on driving cycle recognition [J]. Applied Sciences, 2020, 10 (2): 696.
- [26] 毛建中, 张文. 并联式混合动力汽车模糊能量管理策略优化 [J]. 可再生能源, 2018, 36 (3): 372-379.
- [27] 何正伟, 付主木. 纯电动汽车复合电源能量管理模糊控制策略 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (12): 3256-3259.
- [28] 邹宇鹏, 梁伟智, 王诺, 等. 基于 ADVISOR 的并联混合动力汽车动力性与经济性对标 [J]. 实验技术与管理, 2020, 37 (3): 83-89.
- [29] 刘星. 并联式混合动力汽车自适应瞬时优化能量管理策略研究 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2021.