

# 基于自适应基元的导管测量方法

刘检华 黄浩 金鹏 刘少丽

(北京理工大学机械与车辆学院 北京 100081)

**摘要:** 导管广泛应用于汽车、船舶、航天等领域中,测量加工后导管的空间形态是保证其制造精度和装配可靠性的重要手段。

目前,工程中常用的测量方法过于依靠人为操作;近年来兴起的基于计算机视觉的测量方法无法兼顾导管直线段和圆弧段的高效、精确测量。基于自适应基元导管测量方法的提出,旨在解决导管测量的难题。根据导管的形状特点,将圆柱体作为几何基元,与图像中导管的轮廓匹配对导管初始化重建,并识别直线段和圆弧段;针对圆弧段的测量,用不同长度的基元测量不同弯曲半径的圆弧段,获得相应的测量精度,以此作为训练数据,利用支持向量机(SVM)建立基元参数预测模型。根据圆弧段不同的弯曲半径,在满足测量精度的前提下,预测长度最长的基元,保证了导管直线段和圆弧段的高效、精确测量。

**关键词:** 导管; 自适应基元; 视觉测量; 支持向量机

**中图分类号:** TP23

## A Tube Measurement Method Based on Adaptive Primitives

LIU Jianhua HUANG Hao JIN Peng LIU Shaoli

(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

**Abstract:** Tubes are widely used in automobile, ship, aerospace and other fields. It is an important means to measure the spatial shape of the processed tube to ensure its manufacturing accuracy and assembly reliability. At present, the measurement methods commonly used in engineering rely too much on human operation; In recent years, the computer vision based measurement methods cannot take into account the efficient and accurate measurement of the straight and arc segments of the tube. The proposed tube measurement method based on adaptive primitives aims to solve the difficult problem of tube measurement. According to the shape characteristics of the tube, the cylinder was used as the geometric element to initialize and reconstruct the tube by matching the contour of the tube in the image, and the straight and arc segments were identified. The arc segments with different bending radii are measured with different lengths of the primitive to promise the corresponding measurement accuracy. Based on the training data, the support vector machine (SVM) is used to establish the primitive parameter prediction model. According to the different bending radii of the arc segments, on the premise of satisfying the measurement accuracy, the longest primitives can be predicted to ensure the efficient and accurate measurement of the straight and arc segments of the tube.

**Key words:** tube; adaptive primitive; photogrammetry; support vector machine

## 0 前言

管路广泛存在于汽车、轮船和航天器等机电产品中,连接着各单机设备和阀体,是气体、液体重要的运输通道,其装配可靠性直接影响着产品的性能和使用寿命<sup>[1]</sup>。据统计,航天器的故障中,约有70%是由管路装配造成的<sup>[2]</sup>。管路由导管和接头组成,装配时接头起连接作用,它的相对位置

由导管决定,且导管还要避让环境中的其他设备<sup>[3]</sup>。尤其对于卫星等航天器,需要在相对狭小的空间中完成大量设备的装配,对导管的制造精度要求很高<sup>[4]</sup>。导管通常由弯管机加工完成,根据弯管机的工作原理<sup>[5]</sup>,导管由直线段和圆弧段交替组成,每个圆弧段都连接着两段直线段。由于圆弧段在加工时会发生回弹,导致直线段的夹角和圆弧段的弯曲半径存在误差,这是影响导管制造精度的主要因素<sup>[6]</sup>。因此,测量加工后导管的圆弧段,对修正导管、保证制造精度与装配可靠性起着重要作用<sup>[7]</sup>。

\* 国家自然科学基金资助项目(51935003)。

工程中普遍采用的导管测量方法主要分为接触式和非接触式测量,它们都是利用特定设备在导管表面采样;根据采样点重建导管模型,并与设计模型对比,测量各部分尺寸的误差。接触式测量方法由三坐标测量仪或机械臂控制探头<sup>[7]</sup>测量导管。它的测量精度较高,例如:三坐标测量仪的精度可达到 0.003 mm。但是,空间形态复杂的导管存在严重的遮挡,影响探头的运动路径;对于刚度低的导管,接触的力可能会使导管变形;测量过程受操作人员的业务素质影响较大,测量效率无法保证。非接触式方法利用激光或结构光在导管表面扫描获得点云数据<sup>[8-10]</sup>。但是,导管金属表面的反光性会在点云中产生噪点、空洞等缺陷,增加了数据处理的难度,点云数量也会影响测量效率,例如:BAUER 等<sup>[11]</sup>测量 268 mm 长的导管,获得了 6 005 个点,需要花费数分钟优化点云数据。

目前,基于计算机视觉的导管测量方法应用越来越广泛<sup>[12]</sup>。它有速度快、非接触的特点,但是,导管的金属表面缺乏纹理,增加了特征提取与测量的难度。为了解决这个问题,赵玉芹等<sup>[13]</sup>在导管表面贴标记,通过重建标记的三维坐标得到导管模型。当导管尺寸较大时,需要贴大量标记,并在测量后进行清洗,严重增加了工作量,依然无法摆脱对操作人员的依赖。张天等<sup>[14-15]</sup>提取了导管的中心线,通过极线原理匹配、重建中心线上的点得到导管模型。中心线上的点没有明显特征,当导管摆放不合理或形态复杂时,极线与导管中心线间存在多个交点,导致匹配歧义性,匹配的精度直接决定着测量结果。这种通过提取、匹配图像特征完成导管测量的方法无法解决导管表面无纹理的不足。因此,很多学者利用三维模型与图像匹配的方法测量导管尺寸,当匹配误差较小时,即可获得导管的尺寸。文献<sup>[16-18]</sup>将设计模型与导管在图像中灰度的梯度信息匹配,测量导管三维数据;VELDHUIS 等<sup>[19]</sup>根据圆弧段的弯曲角度,用对应角度的圆弧模型与图像匹配测量圆弧段。但是,圆弧段在加工后会发生回弹,尤其对于圆弧段较多的导管,每段都会产生不同程度的回弹,且回弹量难以估计。因此,圆弧段实际的弯曲角度是未知的,无法应用以上两种方法进行匹配。相比之下,其他方法在图像中分割导管的直线段和圆弧段,测量过程无需依靠导管模型。JONES 等<sup>[20-21]</sup>通过估计图像中导管的主曲率,WADE 等<sup>[22-23]</sup>利用霍夫变换,分割导管的直线段和圆弧段,并分别重建这些特征。

由于导管直线段的长度和圆弧段的弯曲角度不

具备仿射不变性,在不同视角的相机中变化较大,只有正面采集图像时才可能分割特征。但是,导管通常由多段直线段和圆弧段构成,空间形态复杂,无法兼顾每一部分的拍摄角度。因此,这些方法只能测量形状简单的导管,且测量过程对导管位姿的摆放有较高要求。

针对单纯依靠图像不易识别导管直线段和圆弧段并测量导管的难题,金鹏等<sup>[5-7]</sup>根据导管的特点,将其离散化后,以圆柱体作为导管基元,与图像匹配重建导管三维模型,根据基元与图像的匹配误差识别导管的直线段和圆弧段。基元作为具有一定长度的圆柱体,长度越长时,与直线段部分的匹配误差越小,测量精度越高;长度越短则有利于测量圆弧段。金鹏等<sup>[5-7]</sup>为了兼顾直线段和圆弧段的测量,采用了长度为 4 mm 的基元,随着被测导管尺寸的增加,拟合导管需要更多的基元,影响了测量效率。航天领域普遍存在长度在 2 m 以上的导管,需要用 500 个左右基元耗时数分钟进行拟合。此外,测量弯曲半径较小的圆弧段时,4 mm 的基元与图像间的匹配误差较大,测量精度较低,只能测量弯曲半径大于 70 mm 的圆弧段。

综上所述,工程中常用的导管测量方法自动化程度低,测量结果受操作规范性影响较大;计算机视觉的方法只能测量形状简单的导管;基于基元<sup>[5-7]</sup>的方法无法兼顾直线段和圆弧段的高效测量。因此,本文将基元法<sup>[5-7]</sup>进行改进,提出了基于自适应基元的导管测量方法,利用机器学习技术根据圆弧段的弯曲半径预测出能满足测量精度的最长的基元,同时精确、高效的实现直线段和圆弧段的测量。具体算法过程可以分为四个部分。

(1) 图像信息提取。由于导管表面缺乏纹理等特征,相对容易提取的信息就是轮廓;为了克服导管表面的反光性,本文采取背光光源,增强导管与背景的对比度,利用灰度梯度变化提取导管轮廓。

(2) 基于圆柱体基元的导管初始化重建。将圆柱体作为导管的几何基元,通过与导管轮廓匹配,确定多段圆柱体基元的空间位姿,构成导管的离散模型;进一步拟合圆弧部分的基元,得到圆弧段弯曲半径的初值。

(3) 参数预测模型建立。利用不同长度的圆柱体基元测量不同弯曲半径的圆弧段,获得相应的匹配误差,将圆弧段的弯曲半径和匹配误差作为训练数据,圆柱体基元长度为标签,基于支持向量机(Support vector machine, SVM)建立参数预测模型,预测满足测量精度的圆柱体基元长度。

(4) 基于自适应基元导管测量。根据圆弧段弯曲半径的初值, 在满足测量精度的前提下, 预测圆柱体基元长度的最大值, 并利用预测结果测量导管尺寸。

## 1 图像信息提取

导管表面缺乏纹理、角点等特征。因此, 本文用 Canny 算子提取导管的轮廓。图 1 为导管图像  $I$ , 在背光光源下, 导管与背景有着显著的明暗对比。图 1 中 1 个像素宽、90 个像素长的矩形区域的灰度值如图 2 中实线所示。采用二维高斯卷积对图像进行平滑, 排除光源照明不均产生的噪点对轮廓提取的影响。高斯算子  $G_\sigma$  如式(1)所示,  $(u, v)$  表示图像中的像素点,  $\sigma$  为滤波器尺寸。平滑后的灰度值如图 2 中的虚线所示。

$$G_\sigma = \exp\left(-\frac{u^2 - v^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$



图 1 导管图像

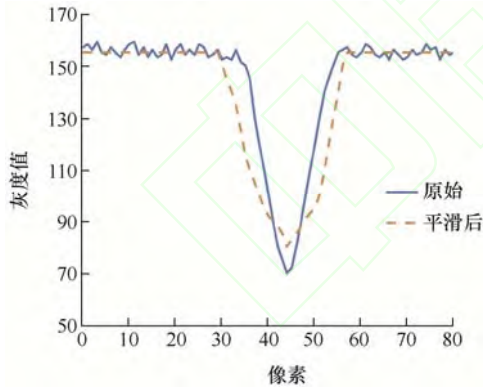


图 2 原始图像和平滑后图像的灰度值

轮廓的提取过程如式(2, 3, 4)所示,  $G_v$  为图像像素的灰度值,  $\mathbf{n}$  为导管轮廓的法向量;  $G_v$  在  $\mathbf{n}$  方向上的导数为  $G_n$ ; 图像灰度梯度的局部最大值即为导管的轮廓点, 计算方法如式(4)所示,  $*$  为卷积操作。图 3 为导管轮廓提取结果。

$$\mathbf{n} = \frac{\nabla(G_v * I)}{|\nabla(G_v * I)|} \quad (2)$$

$$G_n = \frac{\partial G_v}{\partial \mathbf{n}} = \mathbf{n} \cdot \nabla G_v \quad (3)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{n}} G_n * I = 0 \quad (4)$$

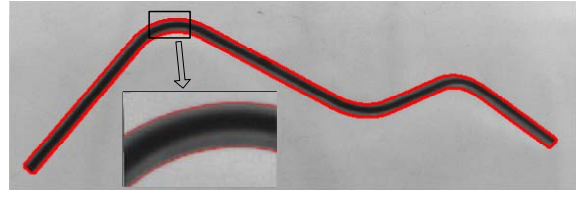


图 3 导管轮廓提取结果

## 2 导管的初始化重建

如图 4a 所示, 导管的横截面为等直径的圆, 离散化后每一段可视为一个长度较短的圆柱体。因此, 将圆柱体作为导管的几何基元。如图 4b 所示, 通过匹配基元在图像中的投影与导管轮廓, 确定每个基元的位姿。多个基元构成如图 4a 所示的导管离散模型。

图 5a 所示为一个基元与轮廓点间的匹配原理, 将轮廓点与基元投影之间的距离作为匹配误差, 利用 Levenberg-Marquardt 优化算法最小化式(5)优化基元位姿。图 5b 所示为各段基元的优化结果, 纵坐标为匹配误差  $\varepsilon$ , 基元作为一段直线段, 与导管直线段的轮廓间匹配误差较小; 与圆弧段轮廓间的匹配误差较大。依据匹配误差的不同, 识别导管的直线段和圆弧段, 分别将它们拟合成直线和圆弧, 即可得到重建结果, 与设计模型对比后, 测量各部分的尺寸。

但是, 此时的重建结果只能作为导管的初始模型, 因为基元与圆弧段轮廓的匹配误差较大, 整个圆弧段的重建结果与轮廓的重投影误差也会较大, 导致无法精确测量圆弧段。因此, 金鹏等<sup>[5-7]</sup>提出的基元法主要针对导管直线段的测量。

如图 6a 所示, 导管通过式(6)投影到图像中,  $(X_w, Y_w, Z_w)$  和  $(X_c, Y_c, Z_c)$  分别是世界坐标系(WCS)和相机坐标系(CCS)中的点,  ${}^cH_w$  为相机的外参(WCS 与 CCS 之间的转换关系),  $f$  为焦距,  $d_y$  和  $d_x$  为图像传感器中相邻像素的水平和垂直距离,  $(u_0, v_0)$  为相机主点坐标,  $\kappa$  为镜头的畸变系数。图 6b 为重投影误差,  $c_1$  为圆弧中心在图像中的投影, 连接  $c_1$  与圆弧段的端点得到  $l_{a1}$  和  $l_{a2}$ , 之间的点为圆弧段的轮廓点, 如:  $p_{a1}$ ; 其他的点为直线段的轮廓点, 如  $p_{l1}$ 。  $p_{a1}$  与  $p_{l1}$  到圆弧段和直线段的距离分别为  $d_{a1}$  与  $d_{l1}$ 。重投影误差如式(7)所示,  $n_a$  和  $n_l$  是圆弧段和直线段轮廓点的数量。



圆柱体基元越长, 离散模型中基元数量越少, 测量速度越快, 圆弧段部分的重投影误差会随之增加, 导致测量精度下降。若要提高测量精度, 就要减小基元长度, 但是, 测量效率会大幅度降低。因此, 本文针对圆弧段的具体情况, 建立参数预测模型, 采用不同的基元进行测量。

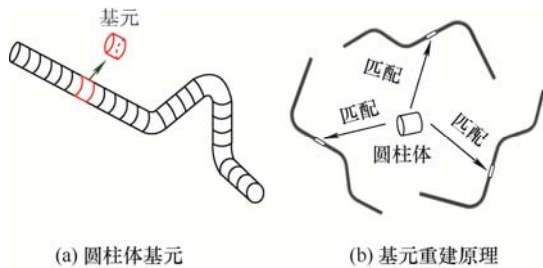


图 4 圆柱体基元及匹配原理

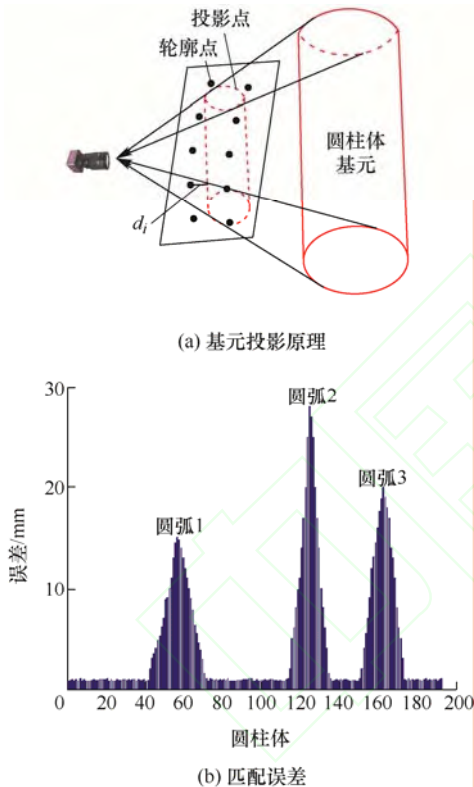


图 5 基元投影原理与匹配误差

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^n d_i \rightarrow \min \quad (5)$$

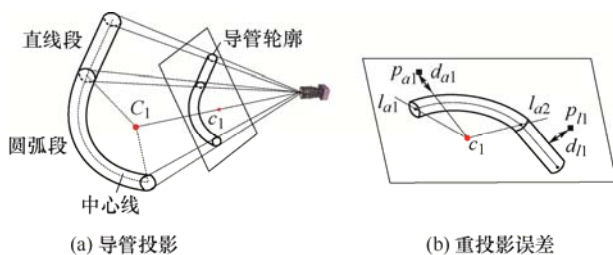


图 6 导管投影

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{pmatrix} = {}^c H_w \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \frac{f}{Z_C} \begin{pmatrix} X_C \\ Y_C \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - 4 \times \kappa (x^2 + y^2)}} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x' / dx \\ y' / dy \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_0 \\ v_0 \end{pmatrix} \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \varepsilon_a = \sum_{i=1}^{n_a} d_{ai} / n_a \\ \varepsilon_l = \sum_{i=1}^{n_l} d_{li} / n_l \end{cases} \quad (7)$$

### 3 参数预测模型建立

支持向量机(SVM)是定义在特征空间上的分类器, 通过最大化类间间距并最小化经验分类误差实现。而且, SVM 利用核函数技巧可以解决非线性分类及预测问题。尤其在数据集规模较小的情况下, 展现出较好的泛化能力<sup>[24]</sup>。因此, 本文选择支持向量机建立基元参数的预测模型。

在  $N$  维的欧式空间  $R^n$  中, 对于二分类问题, 训练集  $T_r = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$  包含  $m$  个样本数据,  $x_i$  为输入数据,  $y_i \in (-1, 1)$  为输出值, SVM 通过估计一个超平面, 利用公式(8)将空间  $R^n$  划分为两部分。

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (8)$$

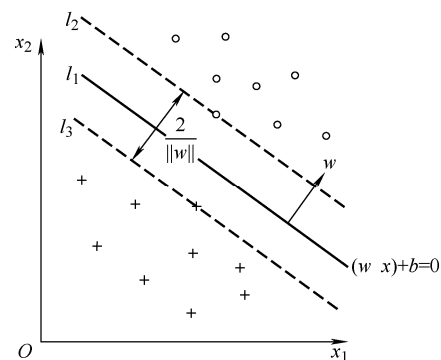


图 7 线性支持向量机(SVM)

如图 7 所示,  $l_1$  为将数据正确分类的超平面,  $w$  为超平面的法向量,  $b$  为偏移量。将  $l_1$  向两个方向偏移直到遇到训练点, 可得到  $l_2$  和  $l_3$ , 它们的间距

为  $2/\|w\|$ ，定义为间隔，通过优化  $w$  和  $b$  最大化间隔，当样本点被正确分类时，应满足关系  $y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1$ 。

$l_2$  和  $l_3$  之间的离群点不满足最大间隔的约束条件，为避免离群点的影响，引入松弛变量  $\xi_i \geq 0$ ，允许不满足  $y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1$  的点存在。因此，可以将分类问题总结为间隔最大化的约束优化问题，如公式(9)所示。

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

SVM 同时最大化  $l_2$  和  $l_3$  间隔并最小化分类误差  $\sum_{i=1}^m \xi_i$ ， $C$  为惩罚因子， $C$  越大对错误分类的惩罚越大。式(9)可通过拉格朗日函数变换成对偶公式进行求解，变换结果如式(10)所示， $\alpha$  是拉格朗日乘子， $\alpha_i \neq 0$  的样本即为决策函数计算时需要的支持向量。

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \alpha_i \alpha_j - \sum_{j=1}^m \alpha_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m y_i \alpha_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (10)$$

对于非线性数据的预测，利用映射函数  $x = \Phi(x)$  将数据集映射到高维特征空间中。在高维特征空间中，数据是线性可分的。对偶公式(10)中，核函数  $K(x_i, x_j)$  定义为  $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ ，通过选用合适的核函数即可确定最优超平面。高斯径向基函数(RBF)是应用最广泛的核函数之一，可以泛化非线性函数，如公式(11)所示，调节因子  $\gamma$  反映了支持向量半径的变化。

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (11)$$

用不同长度的基元测量不同弯曲半径的圆弧，得到不同的重投影误差。以弯曲半径和重投影误差为特征，基元长度为类别构造数据集，训练基于 SVM 建立的基元参数预测模型，预测能同时保证测量精度和效率的基元，实现导管测量。

## 4 自适应基元导管测量

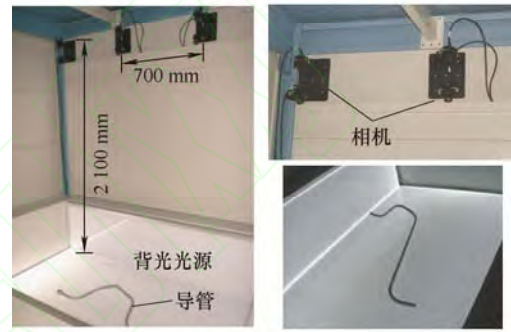
### 4.1 试验平台

本文采用的相机为 AVT 公司生产的 Guppy Pro F-146B 型号黑白工业相机，分辨率为  $1\,388 \times 1\,038$

像素，传感器上像素的物理尺寸为  $4.65\,\mu\text{m}$ ；镜头型号为日本 Computer 公司生产的 M0814-MP，焦距为  $8\,\text{mm}$ 。如图 8 所示，16 个相机分布在两层，上层和下层与光源的距离分别为  $2\,100\,\text{mm}$  和  $1\,900\,\text{mm}$ ，背光光源的尺寸为  $1\,850\,\text{mm} \times 1\,200\,\text{mm} \times 5\,00\,\text{mm}$ 。



(a) 测量平台整体结构



(b) 测量平台的内部结构

图 8 导管测量平台

相机参数如表 1 所示，内参包括：焦距  $f$ ，畸变系数  $\kappa$ ，主点坐标  $(u_0, v_0)$ ；外参包括：绕坐标轴的旋转角度  $(\alpha, \beta, \gamma)$  和沿坐标轴的平移向量  $(T_x, T_y, T_z)$ 。由于弯曲半径的测量精度由预测的圆柱体基元长度决定，因此，我们从模型的预测能力和测量精度两方面评价本文提出的方法。

### 4.2 模型评价

训练数据集的生成过程如图 9 所示，根据测量平台标定结果，光源平面为  $z$  坐标等于 0 的平面。在光源上构建弯曲半径为  $R$  的圆弧段的数学表达式， $R$  的取值范围为  $30 \sim 300\,\text{mm}$ ，间隔为  $1\,\text{mm}$ ；圆弧段根据式(6)投影到表 1 中的 16 个相机中得到导管边缘  $s_1$ ；基元长度  $l_c$  的取值范围为  $3 \sim 10\,\text{mm}$ ，间隔为  $1\,\text{mm}$ ；以不同长度  $l_c$  的基元与  $s_1$  匹配重建不同弯曲半径  $R$  的圆弧段，基元在图像上的投影为  $s_2$ ，重建过程中获得不同的重投影误差  $\varepsilon_a$ ，结果如图 10 所示， $x$  轴表示弯曲半径  $R$ ， $y$  轴表示重投影误差  $\varepsilon_a$ ，不同长度的圆柱体基元  $l_c$  用不同的颜色表示，代表不同的类别，以此获得  $2\,168$  个数据，特征维度为 2，分别为重投影误差和弯曲半径。

表 1 相机参数

序号	相机内参				相机外参					
	$f/\text{mm}$	$\kappa$	$u_0/\text{像素}$	$v_0/\text{像素}$	$\alpha/(^{\circ})$	$\beta/(^{\circ})$	$\gamma/(^{\circ})$	$T_x/\text{mm}$	$T_y/\text{mm}$	$T_z/\text{mm}$
1	8.5	-893.6	731.9	514.6	327.2	350.2	142.4	199.2	-84.4	2 183.4
2	8.6	-936.0	688.8	478.9	328.8	9.9	219.3	-127.3	-99.9	2 135.4
3	8.5	-816.2	701.5	511.3	332.5	355.3	146.4	105.4	80.5	2 016.9
4	8.5	-852.1	695.3	489.4	331.4	5.9	39.5	-259.5	-229.4	2 152.4
5	8.2	-872.6	715.3	496.4	332.5	353.3	328.3	-245.4	129.6	2 064.4
6	8.6	-815.3	684.4	501.3	331.4	6.5	32.4	177.5	112.8	2 099.5
7	8.9	-798.6	695.4	510.6	331.5	350.6	323.4	129.5	152.5	2 104.6
8	8.6	-853.6	678.4	497.5	331.3	7.0	214.8	244.4	149.6	2 175.4
9	8.8	-846.8	682.4	489.4	336.3	6.4	185.4	-126.2	5.3	1 754.3
10	8.9	-908.3	709.4	500.6	336.4	344.3	170.3	-88.3	-23.7	1 766.4
11	8.5	-897.3	701.3	486.4	320.3	355.9	125.1	18.6	-57.3	1 760.4
12	8.3	-842.3	685.4	504.5	321.3	3.1	56.2	-6.7	-43.3	1 743.4
13	8.6	-860.5	688.9	504.9	334.3	13.7	10.4	81.4	26.5	1 767.5
14	8.5	-836.6	688.7	510.6	333.9	348.4	357.4	-22.4	74.5	1 755.8
15	8.6	-853.6	702.7	498.7	319.4	0.5	305.9	69.5	54.3	1 790.7
16	8.8	-841.5	688.6	499.5	320.2	3.2	238.3	55.3	11.4	1 802.4

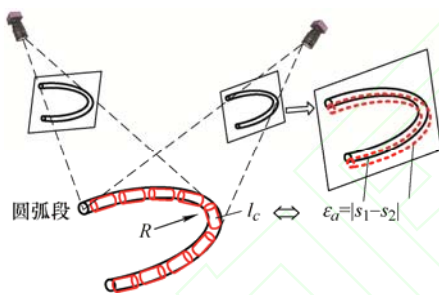


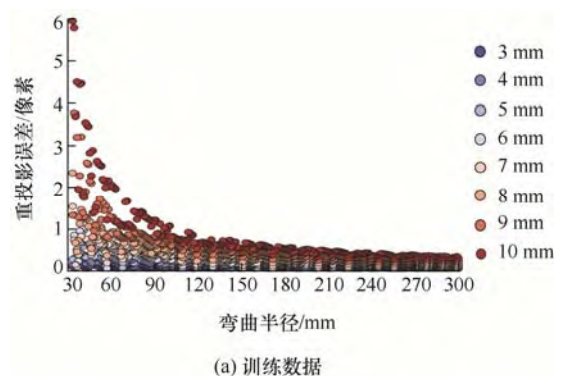
图 9 训练数据的获取方法

将数据集按照 7:3 的比例划分成训练集和测试集,图 10 为试验数据分布和分类预测结果。准确率、召回率和  $F_1$  分数的定义如式(12)所示,其中,  $t_p$  和  $f_p$  是真正类和假正类的数量,  $f_n$  为假负类的数量。评价指标的试验结果如表 2 所示,准确率、召回率和  $F_1$  分数在不同圆柱体基元长度的预测平均值为 0.93、0.93、0.92,表明我们的预测模型具有良好的分类性能。

$$\begin{cases} M_p = \frac{t_p}{t_p + f_p} \\ M_r = \frac{t_p}{t_p + f_n} \\ F_1 = 2 \times \frac{M_p \times M_r}{M_p + M_r} \end{cases} \quad (12)$$

表 2 预测模型的测试结果

圆柱体长度/mm	准确率	召回率	$F_1$ 分数
3	0.90	0.93	0.92
4	0.92	0.90	0.91
5	0.93	0.96	0.94
6	0.96	0.90	0.93
7	0.98	0.90	0.93
8	0.91	0.93	0.92
9	0.91	0.95	0.90
10	0.90	0.93	0.91
平均值	0.93	0.93	0.92



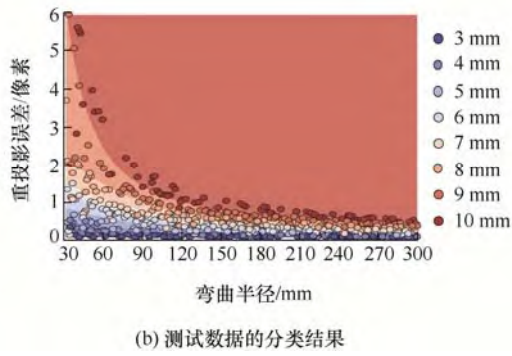


图 10 数据集及分类结果

### 4.3 测量精度

根据需要满足的测量精度, 以及拟合导管离散模型中属于圆弧段部分的基元获得的弯曲半径初值, 参数预测模型预测这两个特征应当属于的类别, 并用对应类别的基元长度展开测量。以航空、航天领域为例, 导管测量精度通常要达到  $0.2 \text{ mm}$ 。根据相机的标定结果, 光源上的  $0.2 \text{ mm}$  相当于图像上约  $0.33$  个像素。因此, 本文将  $0.33$  个像素作为重投影误差, 预测基元长度并重建圆弧段作为重建模型。三坐标测量仪(CMMs)的测量精度为  $0.003 \text{ mm}$ , 如图 11 所示, 用三坐标测量仪在导管表面采样, 拟合采样点重建的模型为标准模型。通过对比重建模型和标准模型, 验证测量精度。

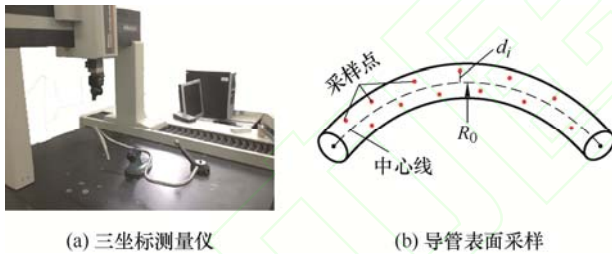


图 11 三坐标测量仪和圆弧表面采样点

$Cgk$  被称为系统测量能力评价指数, 用于评价测量系统的重复精度和偏差<sup>[25]</sup>, 计算方法如式(13)所示,  $n \geq 25$  为测量次数,  $T = 0.2 \text{ mm}$  为容许误差。

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ s &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \\ Cgk &= \frac{0.1 \times T - \bar{x}}{3 \times s} \end{aligned} \quad (13)$$

$Cgk$  的结果越大表明测量系统的性能越好, 最小允许值为  $1.33$ , 表明每一百万次试验中产生  $6210$  次错误, 测量系统的瑕疵率为  $4$  西格玛, 即合格率为  $99.9937\%$ 。因此, 通过对比本文和三坐标测量仪

的结果, 分别用  $Cgk$  和绝对偏差评价测量精度。

将图 12 中导管在测量平台上移动  $50$  次, 并在每个位置进行测量, 结果如表 4 所示。 $\bar{R}$  是测量结果的均值,  $\varepsilon_R$  为  $\bar{R}$  和 CMMs 测量结果的偏差,  $l_c$  为圆柱体基元的长度。通过试验结果可以看出, 最大测量误差  $\varepsilon_R$  为  $0.2 \text{ mm}$ , 且最小的  $Cgk$  值大于  $1.33$ , 表明基于本文提出的自适应基元法预测的基圆可以满足测量精度要求。

表 3 所示为本文与文献[7]的对比结果, 文献[7]采用固定长度的基元, 当基元长度为  $4 \text{ mm}$  时, 测量误差较大; 若采用  $3 \text{ mm}$  的基元, 测量效率显著下降。由此可见, 本文提出的基于自适用基元法可以兼顾测量精度和效率。

表 3 测量时间和精度对比

基元长度/mm	文献[7]		自适应基元法		
	时间/min	精度/mm	时间/min	精度/mm	
导管 1	4	1.5	0.3	0.5	0.2
	3	2	0.2		
导管 2	4	2	0.4	0.6	0.2
	3	3.5	0.2		

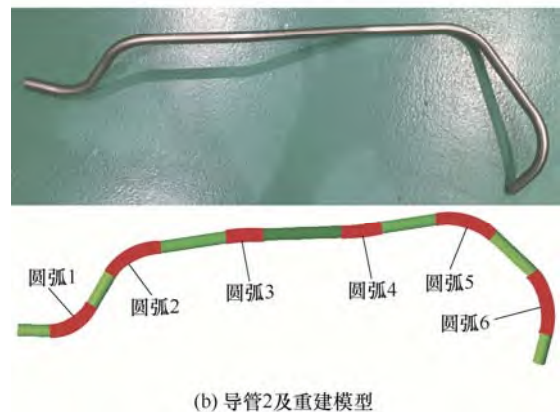
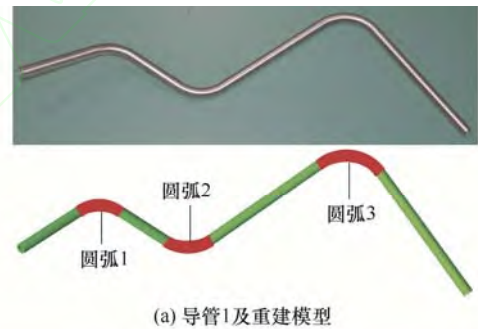


图 12 导管重建模型

图 13 是具有不同弯曲半径的导管重建结果。其中, 图 13a 中导管的弯曲半径为  $24 \text{ mm}$ , 用  $3 \text{ mm}$  直径的圆柱体基元进行重建; 图 13b 中导管圆弧段 3 的弯曲半径为  $90 \text{ mm}$ , 用  $7 \text{ mm}$  长的圆柱体基



元进行重建。图 13c 中导管圆弧段 4 的弯曲半径为 100 mm, 用 7 mm 长的圆柱体基元进行重建。

表 4 圆弧段测量结果

	圆弧 1/mm	圆弧 2/mm	圆弧 3/mm	圆弧 4/mm	圆弧 5/mm	圆弧 6/mm
导管 1	CMM	59.30	60.10	60.21	—	—
	$\bar{R}$	59.48	60.26	60.38	—	—
	$\varepsilon_R$	0.18	0.16	0.17	—	—
	$Cgk$	1.98	2.10	2.05	—	—
	$l_c$	3	3	3	—	—
导管 2	CMM	50.22	70.15	100.02	100.08	60.06
	$\bar{R}$	50.42	70.30	100.09	100.15	59.89
	$\varepsilon_R$	0.20	0.15	0.07	0.07	0.17
	$Cgk$	1.77	2.20	2.30	2.32	2.02
	$l_c$	3	4	7	7	3

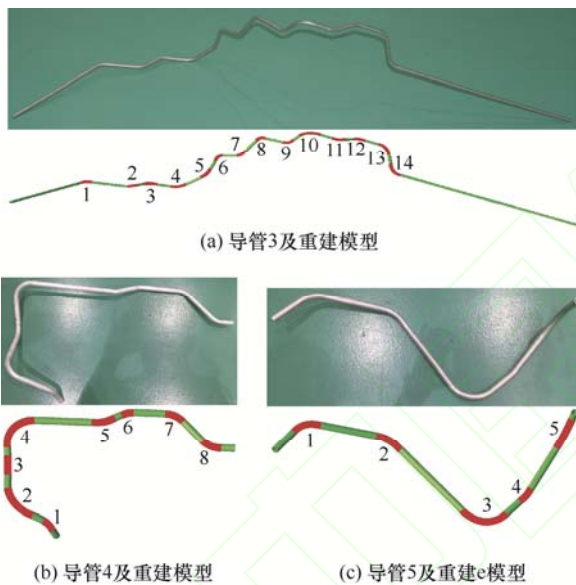


图 13 其他导管的重建模型

## 5 结论

本文针对导管圆弧段无法有效测量的难题, 提出一种自适应基元的导管测量方法, 主要完成以下工作并取得了预期成果。

(1) 导管截面为等半径的圆形, 根据这个特点, 将圆柱体作为几何基元; 利用 Canny 算子提取图像中导管的轮廓, 通过基元与轮廓的匹配确定多段基元的空间位姿, 构成导管的离散模型, 拟合圆弧段部分的基元计算弯曲半径初值。

(2) 进一步以基元长度和弯曲半径测量精度为训练数据, 基于 SVM 建立参数预测模型。根据弯曲半径的初值, 预测出能满足测量精度且长度最长

的基元, 以此重建导管模型, 测量相应尺寸。

(3) 根据不同弯曲半径导管的测量试验, 在测量范围为 1 850 mm×1 200 mm×500 mm 且有 16 个相机的情况下, 测量精度为 0.2 mm, 系统测量能力评价指数  $Cgk$  大于 1.33, 说明本文提出的方法可以满足导管弯曲半径精确、稳定测量的需求。当测量范围较小时, 可采用数量较少的相机, 只要导管的每部分由至少 6 个相机采集图像, 就能保证测量精度。相机数量及布局与测量精度间的关系, 决定着测量方法的成本, 可作为后续重点研究方向之一。

## 参 考 文 献

- [1] LIU Q, WANG C. Pipe-assembly approach for aero-engines by modified particle swarm optimization[J]. Assembly Automation, 2010, 30(4): 365-377.
- [2] 聂饶, 程玉强, 吴建军. 航天器推进系统气液路故障仿真[J]. 国防科技大学学报, 2017, 39(2): 32-41.  
NIE Jiao, CHENG Yuqiang, WU Jianjun. Numerical simulation on fault in gas and liquid lines of spacecraft propulsion system[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2017, 39(2): 32-41.
- [3] ZHOU C, YIN Y. Pipe assembly planning algorithm by imitating human imaginal thinking[J]. Assembly Automation, 2010, 30(1): 66-74.
- [4] WANG X, LIU J, LIU S, et al. Accurate radius measurement of multi-bend tubes based on stereo vision[J]. Measurement, 2018, 117: 326-338.
- [5] JIN P, LIU J H, LIU S L, et al. Automatic multi-stereo-vision reconstruction method of complicated tubes for industrial assembly[J]. Assembly Automation, 2016, 36(4): 362-375.
- [6] JIN P, LIU J H, LIU S, et al. A multi-vision-based system for tube inspection[J]. Assembly Automation, 2018, 38(1): 34-50.
- [7] JIN P, LIU J, LIU S, et al. A new multi-vision-based reconstruction algorithm for tube inspection[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 93(5): 2021-2035.
- [8] SON H, BOSCHÉ F, KIM C. As-built data acquisition and its use in production monitoring and automated layout of civil infrastructure: A survey[J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(2): 172-183.
- [9] KAWASHIMA K, KANAI S, DATE H. As-built modeling of piping system from terrestrial laser-scanned



- point clouds using normal-based region growing[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2014, 1(1): 13-26.
- [10] LEE I, KIM K. Shrinking: Another method for surface reconstruction[C]//*Geometric Modeling and Processing*, IEEE Computer Society, 2004: 259-259.
- [11] BAUER U, POLTHIER K. Generating parametric models of tubes from laser scans[J]. *Computer-Aided Design*, 2009, 41(10): 719-729.
- [12] REMONDINO F, EL HAKIM S. Image-based 3D modelling: A review[J]. *The photogrammetric record*, 2006, 21(115): 269-291.
- [13] 赵玉芹, 张丽艳. 基于摄影测量的管路参数确定[J]. *机械制造与自动化*, 2008, 6: 114-117.  
ZHAO Yuqin, ZHANG Liyan. Pipe parameter estimation in photogrammetry[J]. *Machine Building and Automation*, 2008, 6: 114-117.
- [14] 张天, 唐承统, 刘检华. 基于多目视觉的弯管空间参数测量方法[J]. *仪器仪表学报*. 2013, 34(02): 260-267.  
ZHANG Tian, TANG Chengtong, LIU Jianhua. Bend tube spatial parameter measurement method based on multi-vision[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(02): 260-267.
- [15] 张天, 刘检华, 唐承统, 等. 基于中心线匹配的导管三维重建技术[J]. *自动化学报*. 2015, 41(4): 735-748.  
ZHANG Tian, LIU Jianhua, TANG Chengtong, et al. 3D reconstruction technique of pipe based on centerline matching[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(4): 735-748.
- [16] VOSSelman G, TANGELDER J. 3D reconstruction of industrial installations by constrained fitting of CAD models to images[C]//*Mustererkennung*, 22 Dagm-symposium. Springer-Verlag, 2000: 285-292.
- [17] TANGELDER J W H, ERMES P, VOSSelman G, et al. CAD-based photogrammetry for reverse engineering of industrial installations[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2003, 18(4): 264-274.
- [18] TANGELDER J W, VOSSelman G, VAN DEN HEUVEL F A. Object-oriented measurement of pipe systems using edge matching and CSG models with constraints[J]. *IAPRS*, Amsterdam, 2000, 32: 132-139.
- [19] VELDHUIS H, VOSSelman G. The 3D reconstruction of straight and curved pipes using digital line photogrammetry[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1998, 53(1): 6-16.
- [20] JONES M A, CHAPMAN D P, HAMID A A, et al. Close range photogrammetry using geometric primitives for efficient CAD modeling of industrial plant[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, 31(B5): 284-289.
- [21] GOULETTE F. Automatic CAD modeling of industrial pipes from range images[C/CD]//*International Conference on 3-d Digital Imaging and Modeling*, IEEE, 1997.
- [22] WADE P P, MORAN D H, GRAHAM J, et al. Robust and accurate 3D measurement of formed tube using trinocular stereo vision[C/CD]//*British Machine Vision Conference*, 1997.
- [23] BÖSEMANN W. The optical tube measurement system OLM Photogrammetric methods used for industrial automation and process control[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, 31: 55-58.
- [24] ZHEMING G, SHU-CHERNG F, JIAN G, et al. A kernel-free double well potential support vector machine with applications[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021: 248-262.
- [25] SHOJAEI R, SOHRABI M, AMJADI M A. Statistical measurement system analysis of ruston TA1750 gas turbine 1st stage nozzle[C]//*Conference on Mathematical and Computational Methods in Science and Engineering*, 2010: 29-33.

作者简介: 刘检华, 男, 1977 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为产品装配与检测技术。

E-mail: jeffliu@bit.edu.cn

金鹏 (通信作者), 男, 1987 年出生, 博士。主要研究方向为物体三维重建技术。

E-mail: kingpeng604@163.com