

文章编号 1004-924X(2025)05-0001-14

基于机器视觉的透明软管内微量液体体积测量

王昊, 李星辉*, 肖巍, 钱翔, 王晓浩

(清华大学深圳国际研究生院数据与信息研究院, 广东深圳 518005)

摘要: 针对工业生产中透明软管内微量液体(约0.1~0.6 mL)体积快速、精准计量的需求, 提出了一种基于机器视觉的计量方法。通过构建特定成像系统, 采用自适应邻域加权亮度分析算法, 稳定提取液段像素长度, 有效克服气泡干扰、光照不均及管壁反光等不利因素的影响。在此基础上, 提出两种计量策略: 第一种方法基于静力称重的拟合标定测量法, 通过拟合液段像素长度与实际体积的关系建立定量模型; 第二种方法基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法, 将像素坐标映射至物理空间并结合管道内径实现体积计算。实验结果表明, 在复杂环境中, 两种方法的计量精度分别达到98.3%和98.4%, 能够有效满足工业现场对微量液体体积快速测量的需求, 具有显著的应用价值和推广潜力。

关键词: 机器视觉; 目标分割; 曲线拟合; 体积测量

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20253305.0001

Machine vision-based method for measuring micro-volume liquid in transparent tubes

WANG Hao, LI Xinghui*, XIAO Wei, QIANG Xiang, WANG Xiaohao

(Tsinghua Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, Shenzhen 518005, China)

* Corresponding author, E-mail: li.xinghui@sz.tsinghua.edu.cn

Abstract: This study addresses the necessity for rapid and precise measurement of micro-volume liquids (approximately 0.1 mL to 0.5 mL) within transparent tubes in industrial production settings. A machine vision-based measurement methodology is proposed, which integrates a specifically designed imaging system alongside an adaptive neighborhood-weighted brightness analysis algorithm to reliably extract the pixel length of liquid segments. This approach effectively mitigates challenges such as bubble interference, uneven lighting, and reflections from the tube's surface. Two measurement strategies are consequently introduced: the first is a calibration-based method utilizing static weighing to establish a quantitative model that correlates the pixel length of the liquid segment with the actual volume; the second is a homography-based coordinate transformation method, which translates pixel coordinates into physical space and calculates volume by incorporating the tube's inner diameter. Experimental results indicate that, under complex conditions, the proposed methods achieve measurement accuracies of approximately 98.3% and 98.4%, thereby satisfying the demands for rapid micro-volume liquid measurement in industrial applications. This methodology demonstrates significant potential for application and offers prospects for widespread adoption.

Key words: machine vision; object segmentation; curve fitting; volume measurement

收稿日期: 2024-12-26; 修订日期: 2025-01-24.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 62275142); 深圳市稳定支持计划资助项目(No. WDZC20231124201906001)

1 引 言

微量液体的精确体积测量对于确保产品质量、优化生产工艺以及实现自动化在线检测具有至关重要的作用,尤其是在医药制造、化学合成、生命科学研究、食品饮料加工以及环境监测等工业领域。微量液量体积指的是小于 1 mL 的液体体积,目前主要的微量液体测量方法有静力称重法^[1]、质量流量计、光学测量法^[1-3]、电位滴定法^[4]和视觉测量法^[2,5-6]。王金涛等^[3]设计了双波长参比光度吸收法的测量系统,通过稀溶液浓度与吸光度之间的线性关系计算出待测超微液体容量,与静力称重法测量结果具有良好的一致性。张竞月等^[2]提出一种基于激光和机器视觉的液位测量方法,通过提取对应的激光成像特征,实现玻璃量器种液体体积的高精度测量,对于 100 mL 的玻璃量器,测量装置的引用误差优于 0.2%。钟家栋等^[1]提出一种新的标定容量参照标准,结合静力称重法与光学测量法,将光学测量法在 10 点的精度提高到 2.014%。然而,这些方法在实验室环境下表现出良好的测量精度和稳定性,但在工业应用中却面临诸多挑战,难以在工业环境中实现高精度和实时性的需求。光学传感技术容易受到环境光线和液体杂质的干扰,静力称重法、电位滴定法在微量液量的尺度下需要非常严苛的实验室条件。此外,这些方法往往需要复杂的设备和高昂的成本,限制了其在大规模工业应用中的推广和普及。

在众多工业应用中,透明软管^[7-8]作为液体传输系统中的关键组件,广泛应用于自动化设备和在线检测系统中。透明软管因其优异的可视化特性,使直观地观察和监控液体的流动状态和体积变化成为可能。基于视觉的透明软管内微量液体体积测量方法展现出显著的优越性与实用性。视觉测量不仅有非接触、实时性强和高分辨率的特点,且通过图像特征提取可以有效地表征管道内微量液体体积,识别其中存在的气泡,提高测量精度,而且适用于不同颜色与浊度的液体,更有利于功能的扩展与设备的运维。

近年来,机器视觉技术^[9-10]在工业测量与定

位的应用得到了广泛的关注与深入的研究^[11-19]。Railson 等^[16]基于视觉检测计量废液中的悬浮颗粒以及沉淀物,建立了硬件系统自动采集,利用背景与打光设置采集到对比度明显的检测图像,基于传统的图像颜色空间选择,感兴趣区域(Region of Interest, ROI)提取以及平均像素强度计算,结合统计学拟合的方法建立了二阶回归模型,用于预测试管中的悬浮颗粒与沉淀物。Nyalala 等^[11]基于机器视觉与机器学习的方法提出了一种测量番茄质量与体积的方法,它利用深度相机提取番茄的 2 维与 3 维特征,基于传统图像处理算法分割番茄轮廓,建立了 5 种不同的回归模型用于预测番茄重量与体积,其中基于 RBF-SVM 的方法达到了 97.06% 的质量预测精度与 96.94% 的体积预测精度。这些研究表明,机器视觉技术在测量领域中具有广阔的应用前景。

尽管基于视觉的测量方法在透明软管内微量液体体积测量中具有显著优势,但其应用仍面临诸多挑战。首先,视觉特征的提取在复杂工业环境中具有较高的难度。光照条件的波动、软管表面的反光以及液体的透明度等因素,都会干扰图像特征的提取,影响测量的准确性。其次,在透明软管传输微量液体时,液体流动状态由于压力变化、流速不均、温度变化、液体的黏度与溶解气体的浓度等因素产生波动,从而产生气泡^[20-22],存在于液体中的气泡与分布在液体之间的气柱也会干扰计量特征的提取,进而影响计量的准确性。

本文基于机器视觉技术提出了一种针对视场内呈 S 型分布的透明软管内微量液体体积的快速测量方法,并通过静力称重法验证了其有效性。首先,搭建图像采集系统,获得在视场内呈 S 型分布的透明软管中存在待测微量液体体积的图像数据,进而展开对图像计量特征——液段像素长度的提取算法的研究。为实现准确的液段区域分割,提出了一种基于自适应邻域加权亮度分析的分割算法,能够有效排除液段中的气泡及液体之间的气柱干扰,且对于管道表面的反光与光照分布不均具有较强的稳定性。在此基础上,采用两种不同的

测量方法以实现微量液体体积的精确测量。第一种方法为基于静力称重的拟合标定测量法,该方法将机器视觉提取的液段像素长度与静力称重法获得的实际液体体积数据进行拟合标定,从而建立像素长度与体积之间的定量关系模型,实现快速的液体体积计算。第二种方法为基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法,该方法利用单应矩阵对提取得到的图像特征点进行坐标变换,将图像空间中的液段像素长度映射到实际物理空间,并结合预设的物理模型进行液体体积的计算。通过一系列对比实验,验证了这两种方法在多样气泡分布干扰的场景下分别能达到98.3%和98.4%的计量精度,证明所采用方法在透明软管内微量液体体积快速测量中的有效性和可靠性,为工业应用过程中的微量液体体积测量任务提供了一种快速、实用的方法。

2 原理

本文搭建的机器视觉的透明软管内微量液体体积测量实验装置主要由驱动控制单元、图像采集单元、数据处理单元与校准单元组成,旨在采集透明软管中待测微量液体的图像数据(见图1)。其中,透明软管为工业常用的FEP全氟乙丙烯管道,图像采集单元的硬件配置包括一台分辨率为 $1\,960\times 1\,080$ 像素的工业相机、最大焦距为22 mm的镜头,以及两个尺寸为

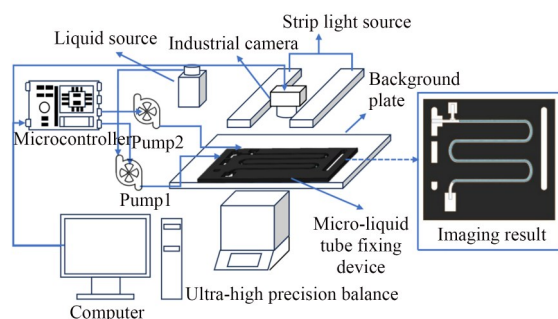


图1 基于机器视觉的透明软管中微量液体体积测量实验装置示意图

Fig. 1 Scheme of experimental setup for measuring micro-liquid volumes in transparent tubing based on machine vision

50 mm×200 mm 的条形 LED 面光源。相机与管道固定平面的物距设定为 15 cm。为了充分利用视场并扩大测量量程,透明管道通过凹槽固定成 S 形。

实验中,采用透明无色的纯水作为待测液体。为使透明管道中的纯水区域具有明显特征,管道固定在同一平面内并紧贴白色背景板,条形面光源正面照射。液体区域对光线具有聚焦作用,因此在白色背景板上形成高亮区域。此外,白色背景板的高反射率以及管道内部的多次反射效应,使得传输计量管中液体区域相较于气体区域具有更高的亮度,从而在图像中呈现更高的对比度。

驱动控制单元由两个蠕动泵和一个单片机组成,其主要功能是驱动微量液体进入测量视场,确保所有待测微量液体均处于视场内。具体流程如下:图像采集单元实时监测管道中液体的流动状态,通过泵体1驱动液体达到第一标识位,随后通过泵体2驱动液体达到第二标识位,使待测微量液体全部处于视场范围内。随后,工业相机采集图像数据。

校准单元依据 T/CAIA^[23] 液体微流量测试标准,采用精密电子天平基于静力称重法测量微量液体的体积,作为参考真值,在采集好测量图像数据后,泵体 2 驱动待测液体进入精密电子天平进行称量,以天平的示数变化作为参考真值。

图2为搭建的实际实验装置,图3为采集得到的透明管道内存在待测微量液体体积的计量图像数据。

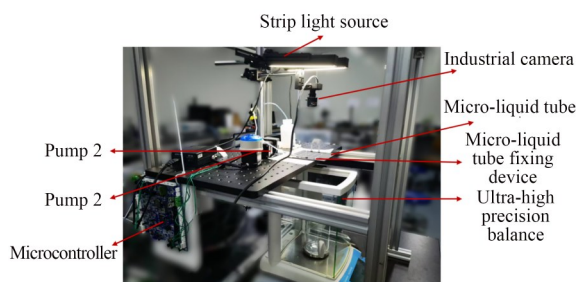


图2 基于机器视觉的透明软管中微量液体体积测量实验装置

Fig. 2 Experimental setup for measuring micro-liquid volumes in transparent tubing based on machine vision

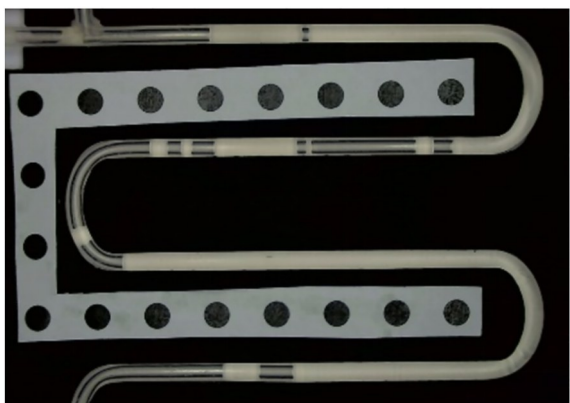


图3 计量图像数据示例

Fig. 3 Illustration of metrology image data

3 关键算法

3.1 相机标定与图像畸变校正

为实现图像像素坐标系 (u, v) 与世界坐标系 (X_w, Y_w, Z_w) 的精确映射,需对工业相机进行标定。同时,为精确提取图像中的计量特征,需校正镜头的径向畸变(桶形畸变)与切向畸变(由镜头-传感器非平行性引起)。基于针孔成像模型建立二者的坐标映射关系,结合 Brown-Conrady 畸变模型,采用张正友标定法^[24-25]求解相机内参

矩阵及畸变系数。通过 15×15 圆点标定板(间距1mm)采集25组多角度图像,经非线性优化获得相机内参与畸变参数,分别为:

$$\begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2687.96 & 0 & 978.01 \\ 0 & 2688.79 & 536.35 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$[k_1, k_2, k_3, p_1, p_2] = [-0.4897, 0.0540, -0.0017, 0.0002, 0.3589]$$

3.2 透明软管中心线提取

图3展示了实验装置所采集的计量图像数据。在该装置中,透明软管通过黑色凹槽固定,呈S形排列,位于同一平面并紧贴白色背景板。由于照明条件的影响,图像中含液体的管道区域相比无液体区域具有更高的亮度特征。鉴于管道内径的一致性,本研究提取的图像计量特征为液段管道的像素长度。提取方法主要分为3个步骤:透明管道轨迹中心线提取,轨迹点邻域加权亮度提取以及自适应阈值液段分割。

为了准确获取管道的像素长度,首先需要对其轨迹中心线进行拟合,以获得能够有效表征管道运动的拟合轨迹中心线。轨迹中心线拟合方法的步骤如图4所示。

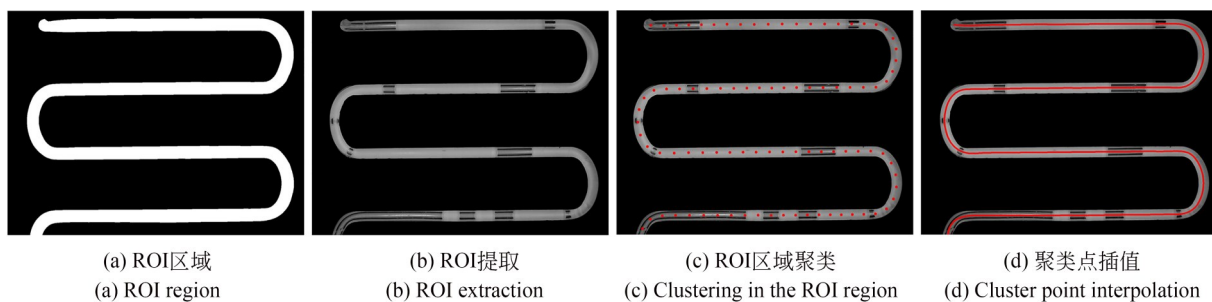


图4 透明管道轨迹线拟合方法步骤

Fig. 4 Steps of transparent pipeline trajectory fitting method

3.3 轨迹点邻域加权亮度提取

首先,需要对透明管道的感兴趣区域(ROI)进行提取,以排除复杂背景对计量特征提取的干扰。由于实验场景中管道位置固定,仅需获取透明管道所在位置的掩膜。在泵体驱动待测液体进入计量视场的过程中,采用帧差法实现ROI掩膜 M 的提取。在泵体2驱动待测液体到达第二标识线以及进入校准单元的过程中,提取运动的液体得到掩膜 M ,如图4(a)所示;基于该掩膜提

取透明管道的灰度图像,最终获得,ROI如图4(b)所示。

为了得到表征管道像素长度的轨迹中心线,需要得到能够定性描述透明软管分布的点集。假设原始图像为 $I: \Omega \rightarrow R$,其中 $\Omega \subset R^2$ 为图像的定义域,通过上述ROI提取方法得到的二值掩膜为 $M: \Omega \rightarrow \{0, 1\}$,其中:

$$M(x) = \begin{cases} 1, & \text{若像素 } x \text{ 属于管道ROI区域} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

基于掩膜 M , 提取出管道对应的像素点集为:

$$P = \{x \in \Omega \mid M(x) = 1\}. \quad (2)$$

对点集 P 进行聚类, 由于实验场景较为固定, 管道分布在图像中呈现出相对恒定的结构形态, 因此可以预先设定需要的聚类数目为常数 K (K 为已知且固定的整数)。基于 K-Means 算法找到 K 个聚类中心 $\mu_j \in \mathbf{R}^2$ ($j = 1, \dots, K$), K-Means 聚类算法的流程如图 5 所示。

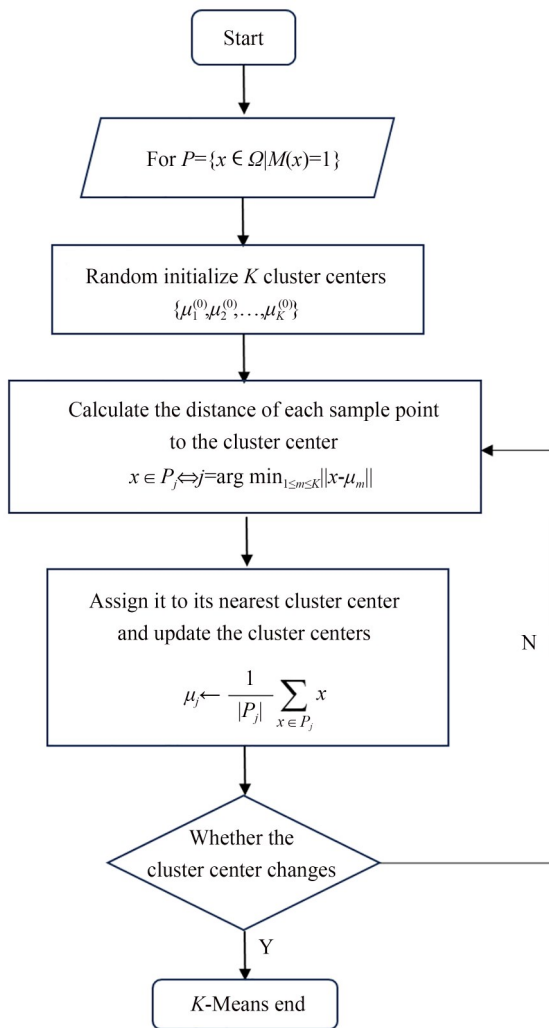


图 5 K-Means 聚类流程

Fig. 5 K-Means clustering process

当 K-Means 聚类算法收敛时, 点集 P 可划分为 K 个不相交的子集:

$$P = \bigcup_{j=1}^K P_j, \quad \text{且 } P_j \cap P_m = \emptyset \quad (\forall j \neq m). \quad (3)$$

且获得每个子集的簇中心 $\{\mu_1, \dots, \mu_K\}$, 对其

进行可视化, 结果如图 4(c) 所示。

为进一步利用这些中心点 $S = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K\}$, $\mu_j = (x_j, y_j) \in \mathbf{R}^2$ 实现轨迹中心线的拟合, 进行序列化处理。首先, 通过定义严格的判据选取初始点, 例如将左上方 (坐标系中具有最小 x 坐标, 若并列则选择其中 y 坐标最小者) 位置的点作为序列起点。设此起始点为 $\mu_{s(1)}$:

$$\mu_{s(1)} = \arg \min_{\mu_j \in S} (x_j, y_j). \quad (4)$$

在选定起点后, 为构建一条有序路径, 可依据最近邻准则逐点选择下一个点。设已选择 $\mu_{s(i)}$, 则下一个点 $\mu_{s(i+1)}$ 定义为:

$$\mu_{s(i+1)} = \arg \min_{\mu \in S_i} \|\mu - \mu_{s(i)}\|, \quad (5)$$

其中: $S_i = S \setminus \{\mu_{s(1)}, \dots, \mu_{s(i)}\}$ 表示当前剩余待排序点集合, $\|\mu - \mu_{s(i)}\|$ 为欧式距离。通过反复迭代, 最终可获得一个有序点序列 $\{\mu_{s(1)}, \mu_{s(2)}, \dots, \mu_{s(K)}\}$, 其中 $\mu_{s(i)} = (x_i, y_i)$, 表示第 i 个坐标。

为实现对管道轨迹的平滑表示, 可采用参数化的三次样条插值方法。为确保在各插值点处函数值及导数连续, 采用 not-a-knot 的边界条件可减少边界处不自然的形变, 获得更加自然的插值曲线。最终得到的参数化轨迹中心线 $(X(t), Y(t))$, 如图 4(c) 所示。

3.4 液段分割

完成对管道中心线参数化表示与轨迹方向提取后, 可进一步对管道中的液段亮度特征进行定量分析。为了使所提取的特征符合管道轨迹方向, 以提取每个轨迹点为中心的管道切向与径向方向组成的邻域的加权平均亮度来表征其亮度特征, 如图 6 所示。设已通过参数化三次样条插值获得管道中心线函数为 $C(t) =$

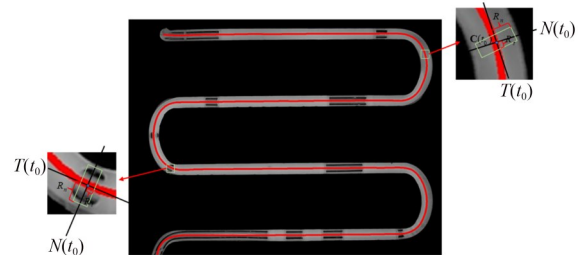


图 6 轨迹点邻域提取示意图

Fig. 6 Illustration of neighborhood extraction of trajectory points

$(X(t), Y(t))$, 从而在任意参数 t_0 对应的轨迹点处定义切向与径向方向的正交基向量:

$$T(t_0) = \frac{C'(t_0)}{\|C'(t_0)\|} = (T_x(t_0), T_y(t_0)), \quad (6)$$

$$N(t_0) = (-T_y(t_0), T_x(t_0)).$$

在局部坐标系中, 切向方向 $T(t_0)$ 与管道方向一致, 径向方向 $N(t_0)$ 垂直于管道方向。为定量描述该轨迹点处管道内部液段的亮度特征, 在以 $C(t_0)$ 为中心, 沿 $T(t_0)$ 与 $N(t_0)$ 所定义的局部坐标平面上选择一定范围的邻域, 即:

$$N(t_0) = \{(\alpha, \beta) \mid -R_t \leq \alpha \leq R_t, -R_n \leq \beta \leq R_n\}, \quad (7)$$

其中: α, β 分别为沿切向、径向方向的局部坐标偏移量, R_t 与 R_n 为给定的切向与径向邻域半径 (以像素为单位)。对应到图像坐标系中, 邻域内任一像素点 p 的位置可表示为:

$$p(\alpha, \beta) = C(t_0) + \alpha T(t_0) + \beta N(t_0). \quad (8)$$

设灰度图像为 I , 则该像素位置对应的亮度值为 $I(p(\alpha, \beta))$ 。在定量分析过程中, 为使液段提出过程对其中的气体区域 (亮度较暗的像素区域) 更敏感, 引入非线性权重函数 $w(\cdot)$, 如图 7。

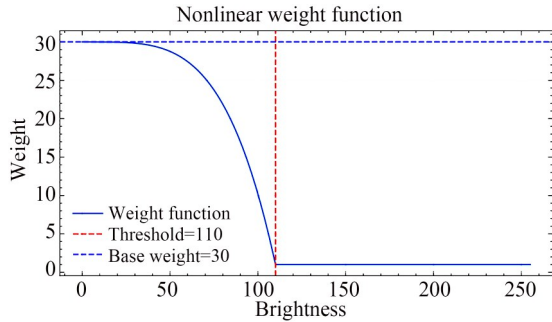


图 7 权函数设计

Fig. 7 Design of weight function

$$w(I(p)) = \begin{cases} w_{\text{base}} - (w_{\text{base}} - 1) \left(\frac{I(p)}{I_{\text{th}}} \right)^4, & I(p) \leq I_{\text{th}} \\ 1, & I(p) > I_{\text{th}} \end{cases}, \quad (9)$$

其中: I_{th} 表征亮度分界点, w_{base} 为低亮度极限情况下的最大权重。这样的设计使得较暗区域 (低亮度值) 在平均计算中占据相对更高比例的权重, 从而对低亮度特征更加敏感。通过该权函数

对邻域内各像素进行加权, 定义加权平均亮度为:

$$I_w(t_0) = \frac{\sum_{(\alpha, \beta) \in N(t_0)} w(I(p(\alpha, \beta))) I(p(\alpha, \beta))}{\sum_{(\alpha, \beta) \in N(t_0)} w(I(p(\alpha, \beta)))}. \quad (10)$$

在实际计算中, $N(t_0)$ 通常为离散网格点集 $\{(\alpha, \beta_j)\}$, 通过向量化的计算方法来提高计算效率。所提取的每个轨迹点对应的局部邻域加权亮度特征示例如图 8 所示。

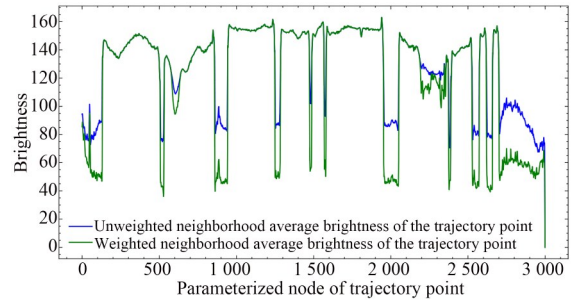


图 8 轨迹点加权邻域亮度提取结果示例

Fig. 8 Example of weighted neighborhood brightness extraction results for trajectory points

为实现加权亮度序列的液段区域的自适应分割, 本文提出了一种基于多阶段处理与阈值动态修正的自适应阈值算法。通过步骤 (2) 对参数化方法获取的管道中心线上每个轨迹点构建邻域加权亮度值, 得到的一维加权亮度序列可以表示为 $\{I_w(t_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$, 其中, $I_w(t_i)$ 表示参数点 t_i 对应管道位置周围像素的加权平均亮度值。为更稳定地提取液段区域的轨迹点, 该算法的流程如下:

(1) 平滑滤波与梯度分析

首先, 对原始序列 $I_w(t_i)$ 进行移动平均等平滑操作, 以降低随机噪声与高频抖动, 随后对平滑序列求一阶差分近似梯度, 得到梯度序列 $G(t_i)$ 。给定阈值 G_{th} , 提取 $G(t_i)$ 中的显著正峰值与负峰值, 以标记序列中的上升与下降转折点。

(2) 液段区间判定

将上升峰值与下降峰值配对可确定若干潜在液段区间。具体而言, 当出现正峰值 $G(t_i) > G_{\text{th}}$ 时, 记为液段起点; 后续出现负峰值 $G(t_j) < -G_{\text{th}}$ 时, 记为液段终点。

— G_{th} 且 $j > i$ 时,可标记为液段终点。通过此步骤获得所有液段区间 $\{[t_{start}, t_{end}]\}$ 。

(3) 阈值选取:

在已识别的液段区域中,统计液段内部亮度值的最小值:

$$I_{min}^{liquid} = \min_{t_i \in \text{liquid segments}} I_w(t_i). \quad (11)$$

再从该值中减去固定偏移量 I_{offset} ,得到阈值:

$$I_{th} = I_{min}^{liquid} - I_{offset}. \quad (12)$$

通过上述步骤,可以稳定自适应地选取阈值对属于液段区域的轨迹点进行分割。因此,定义全局液段像素长度为:

$$L_{pixel} = \sum_{m=1}^M \sum_{j \in S_m} \sqrt{(x_j - x_{j-1})^2 + (y_j - y_{j-1})^2}. \quad (13)$$

其中: M 为识别出的液段数量, S_m 表示第 m 段液段轨迹点的索引集合。液段分割结果示例如图9所示。

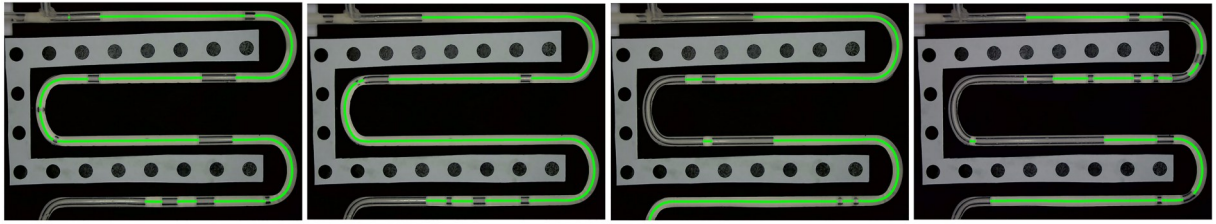


图9 透明管道内液段分割结果示例

Fig. 9 Example of liquid segment segmentation results in transparent pipeline

3.5 微量液体体积测量

在完成图像计量特征 L_{pixel} 的提取后,为将该长度量化为实际体积,这里提出了两种测量方法,分别为基于静力称重的拟合标定法与基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法。

3.5.1 基于静力称重的拟合标定测量法

首先采用拟合标定测量法,将计量特征 L_{pixel} 与静力称重法得到的称量值 m 进行拟合。由于所采用的试剂为纯水,其密度 ρ 已知,通过 $V = m/\rho$ 可将质量转换为液段的实际体积 V 。

在标定过程中,采集 N 组数据,每组数据包含全局液段像素长度 $L_{pixel,i}$ 与对应的实际体积 V_i 。为建立两者的定量关系,假设长度与体积之间满足线性关系:

$$V = aL_{pixel} + b, \quad (14)$$

其中 a 与 b 为待求的标定系数。采用最小二乘法对所获取的 $\{(L_{pixel,i}, V_i)\}_{i=1}^N$ 数据集进行线性拟合,最小二乘法的目标是误差平方和的最小化,即:

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^N (V_i - (aL_{pixel,i} + b))^2. \quad (15)$$

通过对 a 与 b 求偏导并令其为零,即可求解该最优化问题,得到对应的标定曲线,将得到的液段像素长度精确地转换为实际体积。

3.5.2 基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法

为进一步简化测量流程,本文提出一种基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法。该方法的核心思想是:在已知相对距离的标定点的帮助下,求解图像坐标与世界坐标之间的单应矩阵,从而将液段的像素长度无缝映射至真实物理尺度。随后,根据已知的管道内径即可快速计算液体体积。该方法的主要步骤如下:

(1) 标记点布置

在管道视场中布置若干具有已知相对距离的标定点,并确保这些标记点在图像中清晰可识别。

(2) 特征点提取与物理坐标系设定:

通过提取图像中对应的标识点的像素坐标 $u = (u_i, v_i)$,利用标记点已知间距与位置,为特征点赋予世界坐标系下对应的物理坐标 $X = (X, Y, Z)$ 。

(3) 求解单应矩阵 H

通过标定点像素坐标与物理坐标的对应关系构建线性方程组,并采用最小二乘法求解得到单应矩阵 H 。

(4) 像素长度至真实长度转换

利用求得的单应矩阵 H ,将液段特征点由图像像素坐标变换至真实世界坐标系。通过在真

实坐标系下计算液段长度,即可获得物理尺度下的液段长度。

(5) 体积计算

根据管道内径和液段长度计算液段的实际体积。

通过此方法,无需额外的像素-体积标定曲线拟合,即可实现像素长度到实际物理长度的精确映射,并快速获得液体体积。

4 实验与结果分析

基于自主搭建的视觉测量系统开展算法验证实验,通过精密电子天平静力称重法获取液体的体积真值(测量精度为 $\pm 0.000\ 2\ \text{mL}$)。通过恒温空调系统控制实验环境温度在 $(25\pm 2)^\circ\text{C}$,配合光通量稳定在 $400\ \text{lm}$ (色温为 $6\ 500\ \text{K}$)的LED面光源构建标准光学检测环境。流体驱动系统采用数字化蠕动泵(转速设置为 $60\ \text{r/min}$,出口压力 $\leq 0.17\ \text{MPa}$),通过FEP聚全氟乙烯透明管路(内径 $(1.6\pm 0.1)\ \text{mm}$,外径 $(3.2\pm 0.1)\ \text{mm}$,透光率 $>92\%$)输送待测液体。为模拟工业现场气液混合工况,在进液端集成精密旋鈕气阀(开度分辨率为 0.1°),通过调节气体混入比例(气体体积占比在 $0\sim 90\%$,对应 $0\sim 0.5\ \text{mL}$ 气体/ $0.6\ \text{mL}$ 液体),在微流道内形成随机分布的单气泡、多气泡及气泡链等复合干扰形态。实验系统通过 $60\ \text{frame/s}$ 工业相机同步捕捉动态流态,验证两种算法在复杂气泡干扰下的微量液体体积测量的精度与稳定性。

4.1 基于静力称重的拟合标定测量实验

对于基于静力称重的拟合标定测量法(简称标定测量法),实验共采集了110组测量数据,以通过静力称重法获得的体积值作为真实参考值。然后,将从像素坐标系中提取的液段长度与所对应的真实体积进行线性拟合,拟合结果如图10所示。

测量体积与测量视觉特征的线性标定的结果为:

$$V = 0.000\ 13L_{\text{pixel}} + 0.004\ 98.$$

基于标定模型进行微量液体体积测量,测量结果与真值之间的分组误差条图如图11所示。通过实验,标定测量结果与真值参考值之间的可决系数为 0.998 ,平均绝对百分比误差MAPE为

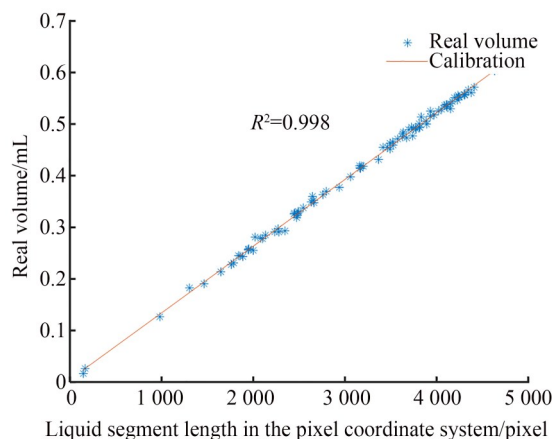


图10 标定计量法线性拟合结果

Fig. 10 Calibration metrology linear fitting

1.621% ,均方根误差为 $0.005\ 5\ \text{mL}$ 。因此,基于静力称重的微量液体体积标定测量可以达到 98.38% 的测量精度。

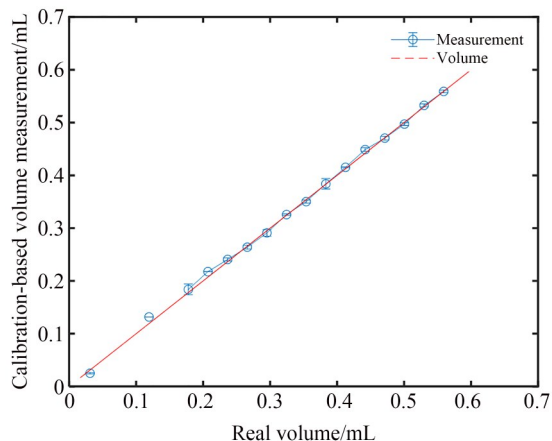


图11 标定测量方法分组误差条图

Fig. 11 Grouped error bar chart for calibration measurement method

4.2 基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量实验

对于基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法(简称单应矩阵测量法),如图3所示的计量图像数据所设置的标定圆,其圆心相对距离均为 $1\ \text{cm}$,基于霍夫圆形检测提取符合特定分布特征的标定圆坐标 (u_i, v_i) 。实验过程中,霍夫空间分辨率设置与图像分辨率一致,从而检测全局的标记圆;圆半径设置为 $30\sim 50$ 个像素点,以筛选符合实验需求的标定圆;最小圆心距设置为 20 个像

素点,用于避免相邻标定圆的误合并;霍夫累加器阈值设置为 60,从而控制圆心判定条件。在此基础上,本文设计了一种基于几何分布约束的标定圆筛选算法,通过对检测到的所有圆按 y 坐标进行聚类,并结合标定点的预设分布特征提取符合规则的标定圆集。该方法能够有效降低因光照不均、边界模糊等因素引起的误检,并提高标定圆检测的稳定性,如图 12 所示。

由于圆心在世界物理尺度下的相对位置已知,而且整个传输计量管可以近似看作在同一个平面内,设置标识点的真实世界坐标系为 $X=(X_i,Y_i,Z_i)$ 。基于检测得到的像素坐标与真实世界坐标计算单应矩阵 H ,基于采集的 110 组实验数据,将静力称重法的结果作为真实参考值,其分组误差条图如图 13 所示。

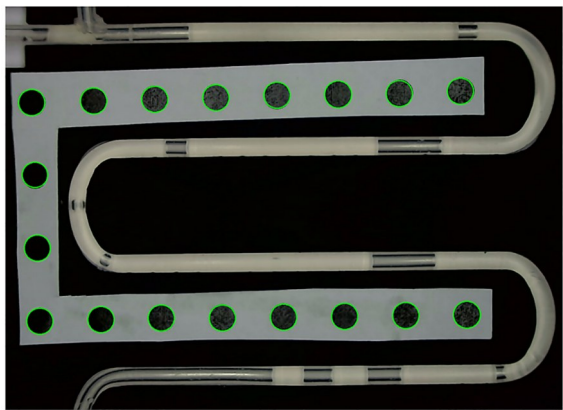


图 12 单应矩阵测量法中的标定圆提取
Fig. 12 Calibration circle extraction in homography matrix measurement method

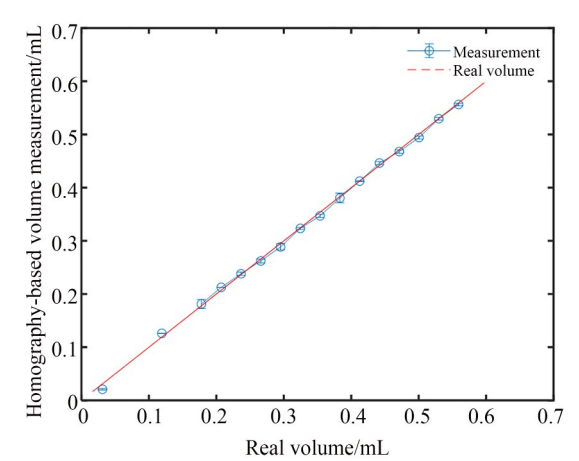


图 13 单应矩阵测量法的分组误差条图
Fig. 13 Grouped error bar chart for homography matrix measurement method

基于标定点单应矩阵转换的直接测量实验结果中,测量结果与真值之间的可决系数为 0.998,平均绝对百分比误差(MAPE)为 1.602%,均方根误差为 0.006 0 mL。因此,基于单应矩阵的图像特征坐标变换微量液体体积测量法能够达到 98.40% 的测量精度。

4.3 计量精度实验验证

为了进一步验证所提出计量方法的有效性与精度,另采集 55 组实验进行测量,分别基于标定测量法所得到的标定模型,以及单应矩阵坐标转换测量法所得到的单应矩阵对新的数据进行测量,测量结果如表 1 所示。

表 1 测量系统精度验证结果					
Tab. 1 Accuracy verification of measurement system					
测量次数	参考真值/mL	标定测量法	MAPE/%	单应矩阵测量法	MAPE/%
1	0.570	0.563	0.99	0.559	1.77
2	0.517	0.518	0.26	0.515	0.34
3	0.453	0.458	1.11	0.448	0.92
4	0.422	0.427	1.15	0.420	0.44
5	0.353	0.353	0.21	0.348	1.21
6	0.304	0.301	0.92	0.294	2.98
7	0.263	0.261	0.52	0.256	2.49
8	0.209	0.211	1.20	0.206	0.92
9	0.141	0.136	3.15	0.133	5.46

对于标定测量法,50组数据的平均绝对百分比误差为1.72%,其方差为11.59%;对于单应矩阵坐标转换测量法,50组数据的平均百分比误差为1.94%,其方差为2.26%。当真实体积(真值)逐渐减小时,虽然绝对误差变化不大,但绝对百分比误差呈增大趋势。这说明当液量降至约0.1 mL以下时,系统误差对测量结果的影响会更加显著。从方差分布的角度观察,单应矩阵测量法在数据重复性与稳定性方面略有优势,而标定测量法在整体精度上更为突出。这一现象表明,标定测量法更适合对精度要求更高但液量范围相对较大的测量场景;而单应矩阵测量法则可在重复性与稳定性要求更高、液量区间相对适中的场景获得更为理想的测量性能。

4.4 分析与讨论

本文基于机器视觉,提出了基于静力称重的拟合标定测量法与基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法两种透明软管内微量液体体积测量方法。实验结果表明,两种方法均可在较大程度上满足微量液体的计量需求,测量精度分别达到98.38%和98.40%。进一步分析表明,测量精度受多因素耦合影响,且不同方法在不同场景下的适用性存在差异。

4.4.1 影响测量精度的关键因素

微量液体体积的视觉测量精度受三类因素制约:(1)检测硬件系统与光学成像环境的影响,即成像质量受透明软管材质、光照均匀性、相机传感器性能和光学畸变等因素的影响,进而引入测量误差;(2)视觉分割算法的计量特征提取误差,即由于图像分割算法在液段边界识别、气泡干扰抑制、光照适应性等方面的局限性,提取的计量特征与实际液段存在偏差;(3)视觉计量特征与真实液体体积之间的映射误差,即在构建从图像特征到真实体积的数学模型的过程中,可能因标定数据质量、模型假设及系统参数的不确定性而引入误差。

4.4.1.1 硬件系统和成像环境的影响

检测硬件系统与光学成像环境对测量精度的影响主要体现在透明软管的材质、光源的强度与均匀性、相机传感器的分辨率与畸变、环境温度变化、蠕动泵的转速及管道内径等方面。本文的成像目标是通过特定的光学成像装置与背景

设置,使透明管道内液体区域在图像中相较于气体区域具备更明显的特征。然而,透明软管的透光率和反光率直接影响液体区域的对比度,高透光率可能导致液体与气体的视觉差异降低,而高反光率则可能引起管壁反射,使图像特征提取更加困难。同样,光源的强度和均匀性对成像质量至关重要,光照不均可能导致局部亮度变化,使液段分割的稳定性下降,光照强度不足则可能影响低对比度液体的分割效果。尽管如此,局部邻域加权亮度提取结合全局亮度变化阈值分割算法,使得即使光照条件略有变化,只要液段区间仍能保持相对稳定的对比度,就能保证液段分割的精度。此外,微量液体的流动状态受到温度变化、蠕动泵转速及管道内径的影响,这些因素均可能影响气泡的生成及其分布,进而影响液段的形态。实验表明,本研究所提出的方法能够有效检测和分割规则形态的气泡(如液段之间的气柱或液体内部均匀分布的气泡),在一定程度上对硬件因素导致的气泡干扰具有较强的稳定性。

4.4.1.2 误差来源

视觉分割算法在微量液体体积测量中的计量特征提取误差主要来源于透明管道中心线提取、轨迹点邻域加权亮度提取和自适应阈值分割3个关键步骤。在透明管道中心线提取过程中,该步骤的主要目的是准确表征液段的像素长度。为了获取管道的中心轨迹,采用ROI区域提取、ROI区域聚类 and 聚类中心插值的方法对透明管道进行拟合。然而,由于管道在图像中的分布可能受到透视畸变、曲率变化以及局部光照不均等因素的影响,即使采用高精度拟合方法,中心线仍可能存在误差,尤其是在管道拐角区域,拟合的中心轨迹可能与实际管道分布存在偏差,进而影响后续液段特征的提取精度。

在轨迹点邻域加权亮度提取步骤中,为了增强液段区域的特征,基于拟合中心线的局部轨迹方向提取对应的径向和切向邻域,并计算加权平均亮度。然而,邻域窗口的尺寸会直接影响测量精度:当横向邻域范围过大时,液段与气段的边界可能被模糊化,导致分割精度下降;反之,若邻域范围过小,则可能因管壁反光或局部噪声的影响,对气体区域的检测准确性会降低,最终导致分割误差。在自适应阈值分割环节,该方法依据

全局轨迹点亮度分布动态设定全局阈值,从而实现液段的精确分割。然而,当亮度分布不均或局部液段与气段之间的对比度较低时,可能会导致分割误差,尤其是在光照条件波动或液体透光率变化的情况下。通过实验验证,在场景相对固定的条件下,所提出的液段分割算法能够有效应对管壁反光和亮度分布不均等干扰因素,具有较强的稳定性,并能够在不同的液段形态和气泡分布条件下稳定提取计量特征。

4.4.1.3 视觉计量特征与真实液体体积之间的映射误差

拟合标定测量法的主要误差来源包括数据标定过程中可能存在的操作不当或噪声干扰,这些因素可能降低标定曲线拟合的准确性。单应矩阵测量法的主要误差来源包括畸变校正后的重投影误差和单应矩阵求解误差,这些因素会影响像素坐标到真实坐标的映射精度。此外,管道在实际应用中并非严格固定在同一平面,管道内

径在特定区域(如拐角或接头处)可能会出现微小变化,从而引入系统性误差,尤其在基于该内径参数进行体积计算时。

无论是拟合标定测量法还是单应矩阵测量法,目前两种方法均未考虑管壁上残留液滴的影响。未能有效识别残留液滴,导致测量结果中存在一定的系统性误差。这些因素在实际应用中对测量精度产生了不容忽视的影响,未来的优化工作应考虑引入残留液滴的检测与修正算法,以进一步提高测量的准确性和可靠性。

4.4.2 现有检测方法的优缺点对比

在工业检测应用中,测量方法不仅需要精度较高,还需要满足实时性的要求。本研究对两种机器视觉测量方法的检测时间进行了实验分析,并与传统方法(如静力称重法、质量流量计法和光学测量法)进行对比。

实验中仅考虑计量特征提取阶段的图像处理时间,对比结果如表 2 所示。

表 2 现有微量液体体积测量方法对比
Tab. 2 Comparison of existing micro-liquid volume measurement methods

方 法	量程	测量精度	平均检测时间/s	设备复杂度	在线监测能力
静力称重法	1 μ L~10 mL	0.5%~1%	20+	低	否
质量流量计法	1~10 mL	2%~5%	3~10	中等	是
光学检测法(激光)	1 nL~100 μ L	0.1%~0.5%	<0.1	极高	否
机器视觉测量法	0.1~0.6 mL	1.6%	<0.2	低	是

如表 2 所示,传统方法在工业在线微量液体体积测量中具有显著局限性。静力称重法虽具备实验室级准确性,但耗时较长,应用环境严苛,且无法集成应用在工业检测设备之中;质量流量计法虽支持在线监测,但低量程下的信噪比劣化严重制约可靠性,且微量检测时误差显著增大;光学检测法(激光干涉)在 1~100 μ L 具有高精度,快速测量的特性,但是其高成本设备且无法在线部署,基于机器视觉的透明软管内微量液体体积测量方法在 0.1~0.6 mL 的微量液体量程内实现了平均 1.6% 的测量精度,检测时间只需 0.2 s(i5-13500H),且满足在线测量需求,能够集成部署到工业检测场景或设备之中。本方法虽量程暂限于 0.6 mL 以下,但通过光学放大与标定策略优化可扩展至更宽范围,为工业微量液体的快速质检提供了高性价比解决方案。

4.4.3 未来研究方向

针对检测硬件系统与光学成像环境影响测量精度的问题,可以更换柔性管道材料(低透光率,抗反射涂层)从而降低其反光率。此外,可结合多模态传感器(压力、红外)融合,提高整体微量液体体积检测的稳定性,使该方法能适用于高浊度生物样本、多相化工流体的体积检测。

为了进一步提高液体特征分割的精度,并对管壁残留液体进行体积补偿,后续研究将融合全局统计特征与局部邻域梯度分析,或者利用更复杂的边缘分割算法^[26],实现液-气边界的进一步精准定位,使得算法对于光照分布不均匀的场景具备更高的稳定性。此外,可以构建基于深度学习的轻量化模型如 U-Net^[27],YOLO^[28]等实现气泡、残留液滴与液体的像素级分割,从而补偿液滴所带来的系统测量误差。

为了提高体积映射模型的精度,不仅可以采用多视觉立体标定,通过三维点云重建^[29]消除单视角透视畸变,还可引入液段形态学特征(长度、曲率、投影面积)与机器学习算法(如随机森林回归),建立非线性体积映射关系。

未来,基于所提出的视觉测量系统进行小型化器件的设计,使得所提出方法能直接应用于工业仪器之中。此外,结合高分辨率相机与电动变焦镜头,可以进一步扩展该方法的量程,适用于更广泛的高精度液体体积测量工业场景。

5 结 论

本文针对工业应用中透明软管内微量液体体积快速、准确测量的现实需求,提出并验证了一种基于机器视觉的计量方法。通过构建特定的成像系统与图像特征提取算法,对S型分布的透明软管内液体进行像素长度的计量表征,并在此基础上分别引入基于静力称重的拟合标定测量法与基于单应矩阵的图像特征坐标变换测量法。两种方法在0.1~0.6 mL的液量内,即使存在气泡分布与光照不均、管壁反光等复杂因素的

干扰,仍分别实现了约98.3%与98.4%的计量精度。这表明,通过合理的图像特征提取与分割算法,可有效减少气体干扰对微量液体测量的影响,为工业现场的实时监测和过程控制提供了一种快速、稳定且易于扩展的技术途径。与现有的静力称重、质量流量计及传统光学测量等方法相比,基于机器视觉的方法在灵活性和适应性方面表现更为优异,可在更宽松的环境条件下获得高精度的测量结果,从而满足多样化的工业生产与过程监控需求。同时,研究中对误差来源的分析为后续改进指明方向,未来可引入更先进的深度学习分割算法与多模态融合策略,以进一步提升在更微小液量区间和更复杂工业环境下的测量精度与稳定性。这些努力有助于拓展机器视觉技术在工业计量中的应用,为智能化、自动化在线检测与质量控制提供有力支持。

作者贡献声明:

王昊:测量方法的提出,论文构思和撰写;
李星辉:论文审核与编辑写作,指导;
肖巍:论文审核,测量实验的设计及指导;
钱翔:方法论与调查研究。

参考文献:

- [1] 钟家栋,孙斌,赵玉晓,等. 基于静力称重法的微小容量光学检测系统标定[J]. 计量学报, 2020, 41(8): 960-964.
ZHONG J D, SUN B, ZHAO Y X, *et al.* Calibration method for optical measurement of ultra-micro liquid volume[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2020, 41(8): 960-964. (in Chinese)
- [2] 张竞月,孙斌,谢玄达,等. 基于激光和机器视觉的微量液体容量计量方法[J]. 计量学报, 2018, 39(4): 504-509.
ZHANG J Y, SUN B, XIE X D, *et al.* Volume metrology method for micro liquid based on laser and machine vision[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2018, 39(4): 504-509. (in Chinese)
- [3] 王锦涛,陈超云,李志昊,等. 超微量液体容积双波长参比测量方法研究[J]. 计量学报, 2015, 36(3): 256-259.
WANG J T, CHEN CH Y, LI ZH H, *et al.* Study on dual-wavelength photometric method for ultra-micro liquid volume measurement[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2015, 36(3): 256-259. (in Chinese)
- [4] 李之昊,王锦涛,刘翔,等. 基于Karl Fischer电位滴定原理的超微量液体容积精密测量方法[J]. 计量学报, 2017, 38(3): 296-299.
LI Z H, WANG J T, LIU X, *et al.* Non-gravimetric method for ultra micro liquid volume measurement[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2017, 38(3): 296-299. (in Chinese)
- [5] 孟祥印. 一种基于深度学习的透明容器液位体积测量装置及方法: 90, CN118999723A [P]. 2024. 11. 22.
MENG X Y. A Deep Learning-Based Transparent Container Liquid Level Volume Measurement Device and Method: 90, CN118999723A [P]. 2024. 11. 22. (in Chinese)
- [6] 周彬. 一种基于机器视觉液位检测的液体流量标准装置: 86, CN118670487A [P]. 2024. 09. 20.
ZHOU B. A standard device for liquid flow rate based on machine vision liquid level detection: 86, CN118670487A [P]. 2024. 09. 20. (in Chinese)

- [7] 魏晓娟. 一种新型聚氯乙稀软管[J]. 现代塑料加工应用, 2014, 26(4): 46.
WEI X J. A new type of PVC hose[J]. *Modern Plastics Processing and Applications*, 2014, 26(4): 46. (in Chinese)
- [8] KIM D E, AHN H S, KWON T S. Experimental investigation of filmwise and dropwise condensation inside transparent circular tubes[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 110: 412-423.
- [9] 郑如新, 孙青云, 肖国栋. 基于机器视觉的工件尺寸测量研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(16): 110-115.
ZHENG R X, SUN Q Y, XIAO G D. Research on workpiece dimension measurement based on machine vision[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(16): 110-115. (in Chinese)
- [10] SHIAU Y R, JIANG B C. Study of a measurement algorithm and the measurement loss in machine vision metrology[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 1999, 18(1): 22-34.
- [11] NYALALA I, OKINDA C, NYALALA L, *et al.* Tomato volume and mass estimation using computer vision and machine learning algorithms: Cherry tomato model[J]. *Journal of Food Engineering*, 2019, 263: 288-298.
- [12] SAIF Y, YUSOF Y, LATIF K, *et al.* Roundness Holes' Measurement for milled workpiece using machine vision inspection system based on IoT structure: a case study[J]. *Measurement*, 2022, 195: 111072.
- [13] XIAO G F, LI Y T, XIA Q X, *et al.* Research on the on-line dimensional accuracy measurement method of conical spun workpieces based on machine vision technology[J]. *Measurement*, 2019, 148: 106881.
- [14] ZHANG J, KONG X, OBRIEN E J, *et al.* Non-contact measurement of tire deformation based on computer vision and Tire-Net semantic segmentation[J]. *Measurement*, 2023, 217: 113034.
- [15] FAHIMIPIREHGALIN M, TRUNZER E, ODENWELLER M, *et al.* Automatic visual leakage detection and localization from pipelines in chemical process plants using machine vision techniques[J]. *Engineering*, 2021, 7(6): 758-776.
- [16] DE OLIVEIRA RAMOS R, DOUGLAS DE SOUSA FERNANDES D, ELIAS DE ALMEIDA V, *et al.* A video processing and machine vision-based automatic analyzer to determine sequentially total suspended and settleable solids in wastewater[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2022, 1206: 339411.
- [17] ZHANG Y L, YUAN L B, LIANG W, *et al.* 3D-SWiM: 3D vision based seam width measurement for industrial composite fiber layup *in situ* inspection[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 82: 102546.
- [18] 时浩, 邓高旭, 李正楠, 等. 基于激光点云的中厚板表面平整度测量[J]. 光学精密工程, 2024, 32(16): 2464-2473.
SHI H, DENG G X, LI Z N, *et al.* Surface flatness measurement of medium-thick plate based on Laser point cloud[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(16): 2464-2473. (in Chinese)
- [19] 牛海莎, 潘雨婷, 祝连庆, 等. 全光纤多重回馈液体折射率测量[J]. 光学精密工程, 2021, 29(5): 982-988.
NIU H S, PAN Y T, ZHU L Q, *et al.* Measurement of all-fiber multi-feedback liquid refractive index[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(5): 982-988. (in Chinese)
- [20] CLIFT R, GRACE J R, WEBER M E. *Bubbles, drops, and particles*[M]. New York: Academic Press, 1978: 380
- [21] MUSTERD M, VAN STEIJN V, KLEIJN C R, *et al.* Calculating the volume of elongated bubbles and droplets in microchannels from a top view image[J]. *RSC Advances*, 2015, 5(21): 16042-16049.
- [22] GLUZMAN I, THOMAS F O. Characterization of bubble dynamics in the nozzle flow of aviation fuels *via* computer vision tools[J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2022, 154: 104133.
- [23] 液体微流量测试方法: T/CAIA YQ002—2016[S].
Testing Method of Micro-Flow Liquid: T/CAIA YQ002—2016[S].
- [24] DATTA A, KIM J S, KANADE T. Accurate camera calibration using iterative refinement of control points[C]. 2009 *IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops. September 27-October 4, 2009. Kyoto, Japan*. IEEE, 2009: 1201-1208.
- [25] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera

- calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22 (11): 1330-1334.
- [26] MA R J, LI C, XING Y B, *et al.* Defect focused Harris3D & boundary fine-tuning optimized region growing: Lithium battery pole piece defect segmentation[J]. *Measurement*, 2025, 242: 116147.
- [27] ZHU L B, ZHANG H, XIANG X C, *et al.* Layer thickness measurement of the TRISO-coated particle based on U-net[J]. *NDT & E International*, 2021, 121: 102468.
- [28] LI C, YAN H X, QIAN X, *et al.* A domain adaptation YOLOv5 model for industrial defect inspection[J]. *Measurement*, 2023, 213: 112725.
- [29] LEI F X, MA R J, LI X H. Use of phase-angle model for full-field 3D reconstruction under efficient local calibration[J]. *Sensors*, 2024, 24(8): 2581.

作者简介:



王 昊(1999—),男,广东深圳人,硕士研究生,主要从事机器视觉、视觉测量、感知决策方面的研究。E-mail: wangh22@mails. tsinghua. edu. cn



李星辉(1985—),男,博士,副教授,博士生导师,主要从事信息光学与衍射光栅、微纳光学制造、光栅干涉与光谱分析、结构光三维重建、智能视觉检测方面的研究。E-mail: li. xinghui@sz. tsinghua. edu. cn