

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407635

# 液体光学调控的智能深度测量方法研究\*

甘子豪 洪华杰 刘召阳 吕建明 张萌

(国防科技大学智能科学学院 长沙 410073)

**摘要:**着眼于提升变焦成像深度测量的精度与实时性,在给出系统设计构型的基础上,利用液体透镜调节特性与神经网络技术,提出了一种液体光学调控的新型单目视觉深度测量方法。首先,为消除液体重力效应引入光轴漂移对测量结果的影响,以目标图像面积之比作为特征参量,并给出了基于链码分类与条状分割的目标面积测算方法。然后,为描述液体透镜参数、图像特征量与目标深度之间的映射关系,构建了液体单目深度测量的神经网络模型,并通过遗传算法对模型参数进行优化。再者,对液体透镜参数进行标定获取光焦度函数,基于数据集训练得到用于深度测量的神经网络,其预测平均相对误差为0.799%。最后,设计实验对该方法进行测试验证,不同物距目标的深度测量误差平均为2.86%,其测量速度平均为108.2 ms,在1000 mm物距条件下对不同形状目标的测量误差不超过3.60%。结果表明,融合液体光学调控与神经网络预测的单目视觉方法能够实现高精度、快速的深度测量,并且对不同形状目标均表现出较好的泛化性能。研究成果为克服变焦成像测距法的现有局限性提供了新的技术思路。

**关键词:**单目视觉;深度测量;液体透镜;光学调控;神经网络

中图分类号: TH74; TN942

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.20

## Research on intelligent depth measurement method with liquid optical control

Gan Zihao Hong Huajie Liu Zhaoyang Lyu Jianming Zhang Meng

(School of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Aiming at improving the accuracy and real-time performance of zoom imaging depth measurement, based on the given system design configuration, a new monocular visual depth measurement method with liquid optical control is proposed by utilizing liquid lens adjustment characteristics and neural network technology. Firstly, to eliminate the influence of optical axis drift induced by the liquid gravity factor on the measurement results, the ratio of target image area is adopted as the feature parameter. A target area calculation method based on chain code classification and strip segmentation is presented. Then, in order to describe the mapping relationship between liquid lens parameters, image feature quantity and target depth, a neural network model of liquid monocular depth measurement is constructed, and the model parameters are optimized by genetic algorithm. Furthermore, the focal power function is obtained by calibrating the parameters of the liquid lens. The neural network trained on the dataset for depth measurement has an average prediction relative error of 0.799%. Finally, an experiment is designed to test and verify the method. The average depth measurement error of targets with different distances is 2.86%, and the average measurement speed is 108.2 ms. The measurement error for targets of different shapes at a distance of 1000 mm shall not exceed 3.60%. The results show that the monocular vision method combining liquid optical control and neural network prediction can achieve high-precision and fast depth measurement, and has good generalization performance for different shapes of objects. The research provide a new technical idea for overcoming the existing limitations of zoom imaging ranging method.

**Keywords:** monocular vision; depth measurement; liquid lens; optical control; neural network

收稿日期: 2024-06-30 Received Date: 2024-06-30

\* 基金项目: 国家自然科学基金(62305386)、湖南省自然科学基金(2022JJ40554)项目资助

## 0 引言

轻小型无人平台通过配备相应的光学载荷可实现目标定位、自主避障等功能,在军事侦察、危险物排爆及装备保障等方面具有重要的应用<sup>[1-2]</sup>,其中,三维视觉测量能力是影响无人平台作业水平的关键因素。当前主流的立体视觉测量是采用两个或多个摄像机对同一目标从不同位置成像获得立体像对,通过图像匹配算法计算视差,再结合三角测量原理得到目标深度信息<sup>[3-4]</sup>。与双目/多目视觉相比,基于单目成像的深度测量技术因其硬件体量更小,在轻小型无人平台视觉系统应用上更具优势,有待深入研究。国内外单位采用的单目视觉深度测量方法主要分为:对焦法<sup>[5]</sup>、散焦法<sup>[6]</sup>及变焦法<sup>[7]</sup>。变焦法是通过改变成像系统的焦距实现立体成像,再基于图像处理技术得到目标的距离信息。Baba 等<sup>[8]</sup>根据固体镜头结构建立了包含变焦、聚焦及光圈参数的变焦镜头模型,在此基础上给出了一种基于边缘模糊变化的图像深度测量方法,并评估了该方法的适用性。Xu 等<sup>[9]</sup>从理论上分析了单目双焦立体成像模型,提出了相应的特征检测与匹配方法,并结合相机标定结果实现了对场景的单目三维重建。Huang 等<sup>[10]</sup>将变焦成像测距技术应用于细胞粒子的三维定位。

从基于单目变焦成像的测距方法研究现状来看,采用的均为基于电机驱动的位移式变焦系统,即通过电机驱动多个固体镜片发生相对位移实现变焦调焦功能。由于位移式光学变焦系统的响应速度受限,无法实现快速变焦成像,这将影响单目视觉测量的实时性。液态透镜是一类基于仿生学概念发展起来的新型光学元件,通过改变液体界面轮廓即可实现焦距自主调节<sup>[11]</sup>。当其应用于光学变焦系统设计时,与全固体镜头相比,系统在响应速度、结构体量上具有显著优势<sup>[12-13]</sup>。然而,这类系统工作过程中液体透镜光焦度易受温度、物距等因素的影响<sup>[14]</sup>,使得系统焦距值存在一定程度的波动。由于当前内参标定方法通常适用于系统的单一状态,无法精确标定动态变化的系统焦距,这限制了液体变焦成像系统应

用于深度测量。对此,拟通过构建以液体透镜光焦度、图像特征量为输入的目标深度测量网络,开展基于液体光学调控的智能深度测量方法研究。

## 1 原理与方法

### 1.1 系统构型

液体单目视觉系统采用如图 1(a)所示的结构布局方案,包括两个液体透镜、固体透镜组和图像传感器。其中,液体透镜 1 主要用于补偿像面偏移,实现系统对焦功能;液体透镜 2 主要用于改变光学系统的视场大小,相当于变焦组;固体透镜组用于承担系统光焦度与像差校正。

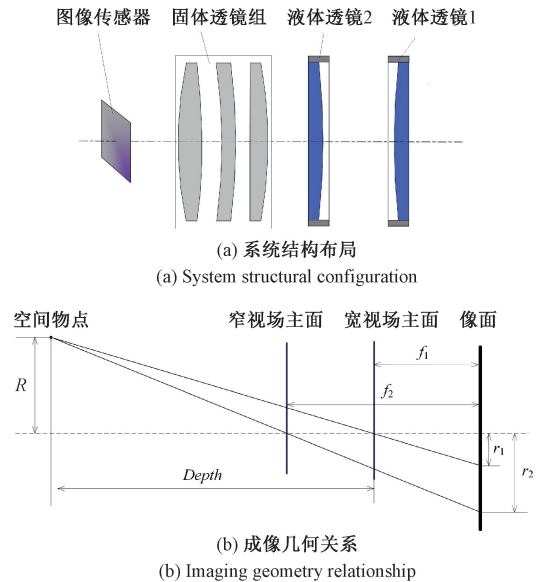


图 1 液体单目视觉系统的原理示意图

Fig. 1 Principle diagram of the monocular liquid vision system

上位机通过专用驱动电路板可动态调节液体透镜 1 和液体透镜 2 的输入电流。采用高斯括号法<sup>[15]</sup>描述液体单目视觉系统的变焦过程与像面稳定条件,可推导得到该光学系统各组件光焦度及其间隔参数的关系满足如式(1)所示:

$$\begin{cases} \Phi = \varphi_1 \varphi_2 \varphi_3 d_1 d_2 - \varphi_1 d_1 (\varphi_2 + \varphi_3) - \varphi_3 d_2 (\varphi_1 + \varphi_2) + \varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3 \\ \varphi_1 \varphi_2 \varphi_3 d_1 d_2 d_3 - \varphi_1 d_1 d_3 (\varphi_2 + \varphi_3) - \varphi_3 d_2 d_3 (\varphi_1 + \varphi_2) + \\ d_3 (\varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3) - \varphi_1 \varphi_2 d_1 d_2 + \varphi_1 (d_1 + d_2) + \varphi_2 d_2 - 1 = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\Phi$ 为光学系统的总光焦度; $\varphi_1$ 为液体透镜 1 的光焦度; $\varphi_2$ 为液体透镜 2 的光焦度; $\varphi_3$ 为固体透镜组的光焦度; $d_1$ 为液体透镜 1 与液体透镜 2 的间隔距离; $d_2$ 为液体透镜 2 与固体透镜组的间隔距离; $d_3$ 为固体透镜组与图像传感器的间隔距离。

两个液体透镜的光焦度值随输入电流的变化而改

变。在工作过程中将 $\varphi_3$ 、 $d_1$ 、 $d_2$ 、 $d_3$ 均设为定值,该光学系统仅通过控制液体透镜的输入电流 $I_1$ 和 $I_2$ 即可连续快速调节系统总焦距(总光焦度)且保持成像清晰。整个变焦对焦过程无移动组件。由于液体透镜具有极快的响应速度,因此,提出的液体单目视觉系统能够实现大小焦距状态的快速切换。

## 1.2 单目双焦成像模型

由几何光学可知空间物点的深度与其在不同焦距下所成像的矢量位置和相应焦距值之间存在定量关系,将单目视觉系统简化为针孔模型处理,可得到该系统分别在宽视场(小焦距 $f_1$ )状态和窄视场(大焦距 $f_2$ )状态的成像几何模型,如图 1(b)所示。以相机坐标系为参照系,以小焦距状态光学系统主点为原点,可得到基于双焦距成像的单目深度计算公式为<sup>[16]</sup>:

$$\text{Depth} = \frac{f_1 \cdot (f_1 - f_2)}{r_1/r_2 \cdot f_2 - f_1} \quad (2)$$

式中: $r_1$ 、 $r_2$ 表示两个焦距状态对应的像点矢量长度。像点矢量长度 $r_1$ 、 $r_2$ 是以变焦系统主点在图像坐标系下的坐标值为起点计算的。然而,液体光学变焦系统受液体重力因素的影响,存在一定程度的光轴漂移现象,导致主点坐标随焦距变化可能会产生偏移量。为消除主点坐标偏移对深度测量精度的影响,采用目标区域面积替代像点矢量长度作为深度计算的特征量,则像点矢量长度之比可表达为:

$$\frac{r_1}{r_2} = \sqrt{\frac{S_1}{S_2}} \quad (3)$$

式中: $S_1$ 为宽视场(小焦距)图像中目标区域面积(单位:像素数); $S_2$ 为窄视场(大焦距)图像中目标区域面积(单位:像素数)。

## 1.3 关键特征量计算

对于液体视觉系统而言,基于拍摄的双视场图像获取特征量 $S_1$ 和的 $S_2$ 值,需经历以下主要步骤:

1) 图像预处理。分别对宽视场图像和窄视场图像进

行高斯平滑处理。

2) 目标轮廓检测与编码。对于每幅图像而言,通过 Otsu 算法<sup>[17]</sup>自动生成当间类方差最大时对应的阈值,根据阈值将灰度图像转化为二值图像。进一步地,对二值图像进行形态学滤波(先进行开运算,后进行闭运算)处理,用于消除噪声、细化目标轮廓;在此基础上,提取二值图像中目标对应的连通域,通过对连通域进行边界追踪,得到图像目标轮廓的位置坐标。按照 8 连通 Freeman 链码形式<sup>[18]</sup>,分别对宽视场和窄视场下的图像目标轮廓进行编码。

3) 区域面积计算。对目标区域 G 进行条状分割,封闭区域 G 可划分为  $n$  个由像素点组成的水平线条,其中  $m$  个水平线条包含至少 2 个 G 区域的点, $n-m$  个水平线条仅包含 1 个 G 区域的点,则图像中目标区域面积(以像素数为单位)可计算为:

$$S = \sum_{i=1}^m (u_i'' + 1) - \sum_{i=1}^m u_i' + (n - m) \quad (4)$$

式中:对于第  $i$  个水平线条而言,在图像坐标系  $u$  方向上左边界点和右边界点的坐标值分别为  $(u_i', v_i')$  和  $(u_i'', v_i'')$ 。

遍历目标轮廓所有链码元素,按照表 1 所示的判定原则将目标轮廓数据进行分类。表中 L 表示左边界点;R 表示右边界点;LR 表示单像素边界(对应由单像素点构成的水平线条);O 表示既不是左边界点也不是右边界点。将统计结果代入式(4)即可得到目标区域面积,进而计算出同一物体在两幅变焦图像中对应的面积之比,根据系统的焦距标定结果,结合式(2)、(3)即可得到被测目标的深度值。

表 1 基于链码的轮廓点类别判定原则

Table 1 The decision principle of contour point category based on chain code

后链码	0	1	2	3	4	5	6	7
0	LR	LR	LR	LR	R	R	R	R
1	L	L	L	L	LR	O	O	O
2	L	L	L	L	LR	LR	O	O
3	L	L	L	L	LR	LR	LR	O
4	L	L	L	L	LR	LR	LR	LR
5	LR	O	O	O	R	R	R	R
6	LR	LR	O	O	R	R	R	R
7	LR	LR	LR	O	R	R	R	R

## 1.4 基于液体视觉的深度测量网络建模

### 1) 神经网络结构

液体视觉系统的焦距值随液体透镜光焦度 $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$ 的变化而发生改变。结合单目双焦成像理论模型与液体透镜调焦特性,采用 BP 神经网络描述液体透镜参数、图像特征量与目标深度的映射关系,构建如图 2 所示的神经网络模型。图中,输入为宽视场下两个液体透镜的光焦

度、窄视场下两个液体透镜的光焦度以及宽-窄视场图像对应目标面积之比 $S_1/S_2$ ,输入层的节点数目为 5;输出为目标深度结果,输出层的节点数目为 1。

隐含层节点数目  $q$  影响神经网络的适应性和容错能力,可由经验公式计算得到<sup>[19]</sup>:

$$q = \sqrt{n + m} + \delta \quad (5)$$

式中: $n$ 和 $m$ 分别为输入层和输出层的节点数目, $\delta$ 为

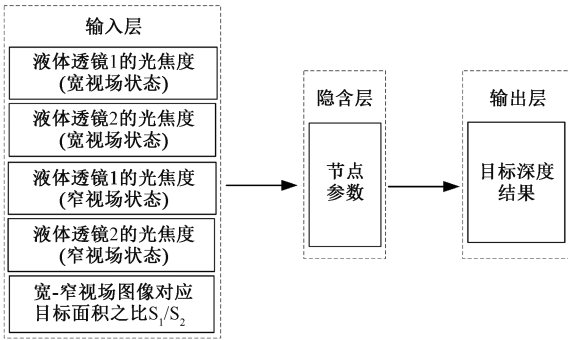


图 2 液体单目深度测量的神经网络结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of neural network structure for liquid monocular depth measurement

1~10 之间的常数。隐含层的节点传递函数为 Tansig, 输出层的节点传递函数为 Purelin。

## 2) 模型参数优化

构建神经网络时赋予的权值和阈值将会对网络模型的预测精度、收敛速度及稳定性等造成较大影响。对此, 为提升神经网络的训练效果, 采用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 对图 2 所示的神经网络结构参数进行优化, 利用 GA 算子的全局搜索能力生成权值和阈值的最优解。

GA 算法是借鉴生物的自然选择和遗传进化机制开发出的一种全局优化自适应概率搜索方法<sup>[20]</sup>。通过 GA 算法优化用于深度测量的神经网络模型参数, 其实现流程如图 3 所示, 主要包括初始化、适应度计算以及进化 3 个过程, 具体步骤为:

(1) 初始化过程包括对初始种群的生成以及进化代数等参数的确定。初代种群中每条染色体上的遗传信息都由随机生成的二进制编码组成, 将每条染色体上的遗传信息进行分割形成  $k$  段基因, 分别对应  $k$  个求解参数。

(2) 适应度计算。对于个体的染色体而言, 计算 BP 神经网络训练的误差平方和, 取误差平方和的倒数作为适应度结果, 以染色体适应度的大小来确定该染色体被遗传到下一代种群中的概率。

(3) 种群的进化通常包括 3 种遗传算子, 即选择算子、交叉算子和变异算子。选择算子需要将每一代种群中选择适应度值较高的染色体直接遗传到下一代。种群中每条染色体被选中的概率按照如式 (6) 所示进行计算:

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^{\alpha} F_i} \quad (6)$$

式中:  $P_i$  为该染色体被选中的概率,  $F_i$  为该染色体的适应度,  $\alpha$  为种群大小。未被选中的染色体进行交叉和变异操作生成子代。这种遗传进化过程循环往复, 直到满

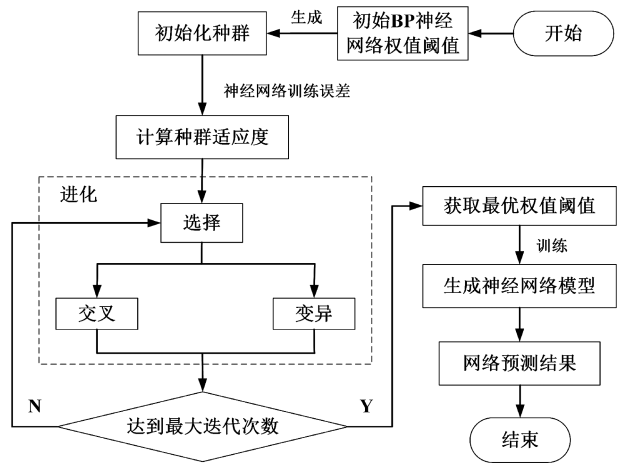


图 3 遗传算法优化深度测量神经网络的流程图

Fig. 3 The flowchart of genetic algorithm optimization for depth measurement neural networks

足终止条件时结束。

## 3) 数据集获取

用于训练神经网络模型的数据集元素包括  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$ 、 $S_1/S_2$  和  $Depth$ 。系统采用的是基于电磁驱动的液体透镜 (通过改变输入电流调节光焦度), 透镜光焦度大小受温度变化影响会产生波动, 因此在对该类液体透镜参数标定时需考虑温度因素的实时补偿。设定基准温度  $T_0$ , 以光焦度相等作为转换条件, 某一温度  $T$  下的输入电流  $I$  可转换为基准温度  $T_0$  下的等效电流  $I'$ , 存在函数关系<sup>[21]</sup> 如式 (7) 所示。

$$I' = I + a \cdot (T - T_0) \quad (7)$$

式中:  $a$  为常数项。采用如下方法标定  $a$  的数值: 设定多组光焦度  $P_i$  ( $i=1, 2, 3, \dots$ ), 对于每组而言, 将液体透镜的光焦度固定为  $P_i$ , 把透镜温度调至基准温度  $T_0$ , 记录对应的输入电流值  $I'$ , 然后通过对透镜加热或冷却改变温度条件, 依次记录不同温度对应的输入电流值  $I$ 。基于采样数据对式 (7) 进行最小二乘拟合, 即可得到  $a$  值。

对于电磁驱动式液体透镜而言, 其光焦度与电流变化呈正比例关系<sup>[21]</sup>。考虑到光焦度受温度因素的影响, 结合式 (7) 得到在某一温度  $T$  下光焦度与输入电流  $I$  的函数关系如式 (8) 所示。

$$\varphi = b \cdot I' + c = b \cdot [I + a \cdot (T - T_0)] + c \quad (8)$$

式中:  $b$  和  $c$  均为常数项。采用如下方法标定  $b$  和  $c$  的数值: 以温度和输入电流作为设定变量, 记录不同温度以及输入电流条件下的液体透镜光焦度 (光焦度数值可通过传感器直接读取), 基于采样数据对式 (8) 进行最小二乘拟合, 即可得到  $b$  和  $c$  的数值。

针对不同位置的测试对象, 通过调节液体透镜输入电流获取目标在宽视场和窄视场的拍摄图像,  $S_1/S_2$  的值采用文中 1.3 节方法得到; 同时读取两个液体透镜的输

入电流与温度,由式(8)得到对应光焦度 $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$ 的值;通过激光测距仪得到目标深度的值。

### 1.5 具体实现流程

基于以上所述各部分形成基于液体光学调控的智能深度测量方法。首先,通过调节两个液体透镜的输入电流 $I_1$ 和 $I_2$ ,使系统对目标快速变焦成像,得到宽-窄视场两幅图像。然后,在对图像进行预处理的基础上,通过二值化、形态学滤波、边界追踪等流程提取图像目标轮廓。再者,通过基于链码分类与条状分割的计算方法生成宽-窄视场图像对应的目标面积 $S_1$ 和 $S_2$ ,根据标定的光焦度函数生成液体透镜的即时光焦度值 $\varphi_1$ 和 $\varphi_2$ 。最后,将 $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$ 、 $S_1/S_2$ 输入构建的神经网络模型,输出目标深度值。

## 2 实验与讨论

### 2.1 实验平台

根据图1的设计构型,搭建了液体单目视觉系统的实验平台,如图4所示。系统采用两片的 Optotune 液体透镜(通光孔径为 16 mm,响应速度 5 ms,稳定时间 20 ms)作为光学调控器件,用于实现光学系统的连续变焦和自动调焦功能。固体透镜组采用焦距为 35 mm 的定焦镜头,图像传感器的分辨率为 2 448×1 840,曝光时间设置为 12 ms。

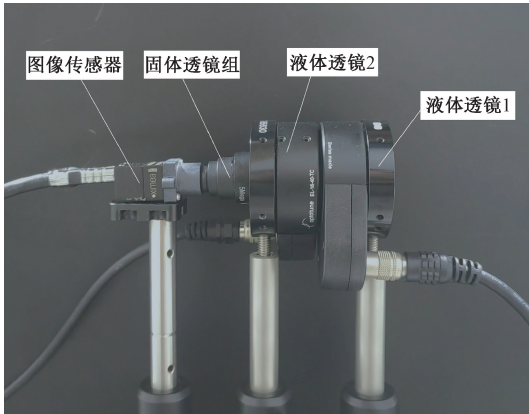


图 4 液体单目视觉系统的实物图

Fig. 4 Physical image of monocular liquid vision system

### 2.2 液体透镜参数标定

根据 1.4 节的液体透镜标定方案,设定基准温度为 25 °C,在温度 21 °C ~ 36 °C、输入电流 -220 ~ 220 mA 的范围内采集 7 组数据(相同光焦度的数据为一组,每组 12 个采样数据),将采样数据代入式(7),通过最小二乘拟合得到常数项 $a$ 的值为 1.413。基于传感信息得到输入电流-温度-光焦度的采样数据,共计 33 个,将采样数据代

入式(8),通过最小二乘拟合得到如图 5 所示的求解结果,常数项 $b$ 、 $c$ 的值分别为 0.049 56、0.030 18。

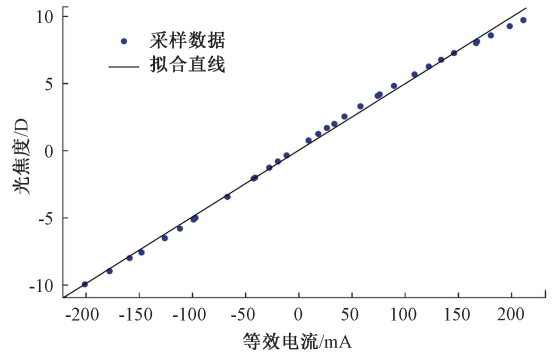


图 5 等效电流-光焦度的采样数据及拟合结果

Fig. 5 Sampling data and fitting results of equivalent current-focal power

### 2.3 神经网络训练

按照 1.4 节方法构建用于液体单目深度测量的神经网络模型,采集得到 285 组数据集,隐含层节点数目 $q$ 取 9。为提升神经网络的预测性能,通过 GA 算法得到的最优个体对网络初始权值和阈值赋值,GA 算法的参数取值如表 2 所示。

表 2 遗传算法参数取值

Table 2 The parameter values of genetic algorithm

参数	数值
种群规模	200
染色体大小	64
交叉率	0.8
变异率	0.006
进化代数	180

经过 21 次迭代训练后网络收敛表现最佳,图 6 为该神经网络模型预测值与真实值对比图,其预测平均相对误差为 0.799%,从结果可以看出,构建的神经网络模型能够准确描述液体透镜光焦度、图像特征量与目标深度之间的映射关系。

### 2.4 测量性能验证

#### 1) 精度与效率分析

根据成像规律给定系统在双焦距状态下的预置电流,宽视场的预置电流: $I_1$ 为 -221.11 mA, $I_2$ 为 228.98 mA;窄视场的预置电流: $I_1$ 为 220.83 mA, $I_2$ 为 -217.68 mA。采用 Tenengrad 函数评价目标图像的清晰度,若超过设定值则无需调焦,否则通过自动对焦算法(自动对焦策略采用变步长的爬山搜索算法)调节液体透镜 1 的电流保持图像清晰。系统测量速度为变焦时间与自动调焦时间之和,其中,变焦时间=液体透镜的响应

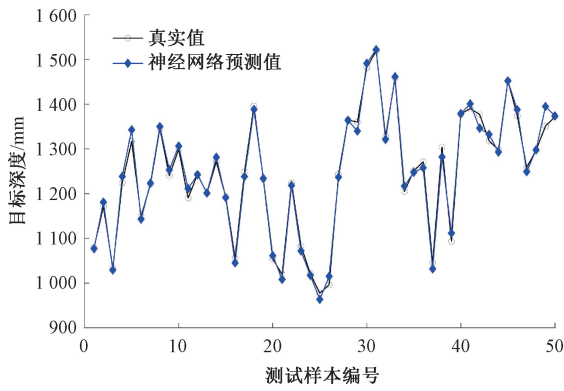


图 6 用于深度测量的神经网络预测值与真实值对比

Fig. 6 Comparison between predicted and true values for depth measurement by neural networks

速度+液体透镜的稳定时间+相机曝光时间×2, 自动调焦时间≈(相机曝光时间+液体透镜的响应速度+液体透镜的稳定时间)×电流调节次数。通过激光测距仪或高精度标尺获取目标深度的真值, 与液体单目视觉测量结果作对比, 测量相对误差=|距离测量值-距离真值|/距离真值。

选择圆柱体模型作为测试对象, 以被测对象的轮廓截面作为深度测量位置, 设置 5 组不同的物距(依次为 800 mm、900 mm、1 000 mm、1 100 mm、1 200 mm)进行深度测量实验, 根据液体透镜即时参量(输入电流和温度)获取光焦度值, 按照 1.3 节方法处理宽-窄视场的成像结果获取  $S_1/S_2$  的值, 由神经网络模型输出目标深度的测量值。对于第 1 组而言, 由于窄视场的预置电流未能达到图像清晰度要求, 因此启动基于液体透镜 1 的自动调焦算法, 经过 5 次电流调节完成图像对焦, 测量速度为 234 ms, 图 7 为第 1 组宽-窄视场图像目标轮廓的提取结果; 对于第 2~4 组而言, 由于预置电流使图像达到清晰

度要求, 因此无需启动自动调焦程序, 测量时间均为 49 ms; 对于第 5 组而言, 在窄视场下液体透镜 1 经过 3 次电流调节完成图像对焦, 测量速度为 160 ms。

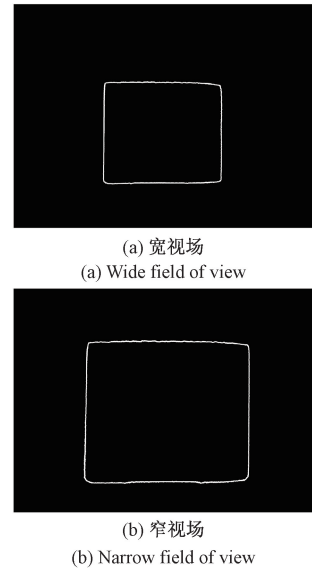


图 7 圆柱体拍摄图像的目标轮廓提取结果

Fig. 7 The extraction results of target contours in cylinder images

表 3 列出了 5 组不同物距条件下系统特征量及目标深度的测量结果。从表中可以得到, 实际测量误差在 0.64%~5.09% 的范围内, 平均值为 2.86%。测量时间在 49 ms~234 ms 的范围内, 平均值为 108.2 ms。当预设电流能够使图像达到清晰度要求时, 则系统测量时间仅为变焦时间, 该情况对应的测量效率最高。当预设电流不能使图像达到清晰度要求时, 系统测量时间为变焦时间与自动对焦时间之和, 该情况对应的测量效率不如前者。随着对焦时间的增长将导致测量效率降低。

表 3 不同物距目标的实验参量及测试结果

Table 3 Experimental parameters and test results of targets with different object distances

序号	宽视场状态下液体透镜的光焦度/D	窄视场状态下液体透镜的光焦度/D	$S_1/S_2$	目标深度测量值/mm	目标深度真值/mm	测量相对误差/%	测量时间/ms
1	$\varphi_1: -10.6567; \varphi_2: 11.6410$	$\varphi_1: 11.6919; \varphi_2: -10.4954$	0.503115	828.83	800	3.60	234
2	$\varphi_1: -10.5429; \varphi_2: 11.7986$	$\varphi_1: 11.3597; \varphi_2: -10.3379$	0.503928	945.82	900	5.09	49
3	$\varphi_1: -10.5779; \varphi_2: 11.7461$	$\varphi_1: 11.3247; \varphi_2: -10.3904$	0.508580	1006.44	1000	0.64	49
4	$\varphi_1: -10.6742; \varphi_2: 11.6585$	$\varphi_1: 11.2284; \varphi_2: -10.4779$	0.512363	1076.09	1100	2.17	49
5	$\varphi_1: -10.6129; \varphi_2: 11.7111$	$\varphi_1: 11.0220; \varphi_2: -10.4254$	0.516151	1166.15	1200	2.82	160

## 2) 泛化性分析

为验证测量方法的泛化能力, 分别选取如图 8 所示的 3 个不同形状物体(圆锥体模型、猫咪模型、小黄鸡模型)作为测试对象, 采用液体视觉系统对目标进行变焦成

像与图像处理, 图 9 为 3 个物体对应宽-窄视场图像目标轮廓的提取结果, 基于提出的算法生成深度测量结果。

目标距离均设为 1 000 mm 处, 3 组实验对象的测量结果如图 10 所示, 液体视觉系统对 3 种不同形状物体的

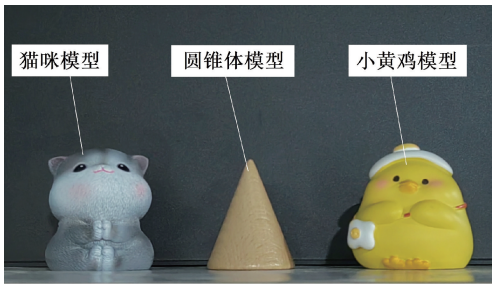


图 8 泛化性验证实验的测试对象

Fig. 8 Test objects for generalization validation experiments

深度测量误差均不超过 3.60%,测量时间均为 49 ms。实验结果表明,该方法具有较好的泛化性能。

### 3 结 论

通过将液体光子器件与单目视觉理论、神经网络技术相结合,提出了一种液体光学调控的智能深度测量方法。针对液体变焦成像的深度测量系统,为消除液体重力效应影响改进了单目双焦成像模型,在给出液体透镜参数标定与双视场图像特征量计算方法的基础上,构建

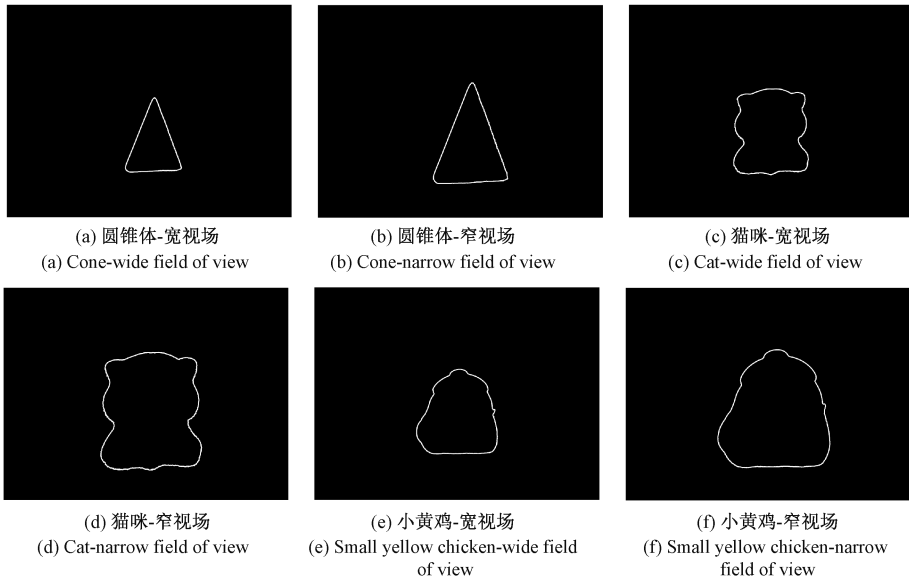


图 9 不同形状物体拍摄图像的目标轮廓提取结果

Fig. 9 Target contour extraction results of objects images with different shapes

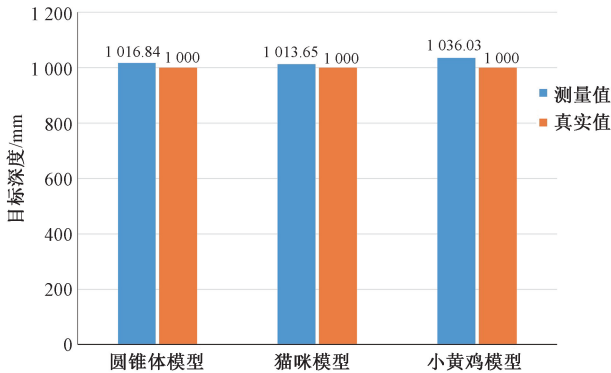


图 10 不同形状目标的测量结果

Fig. 10 Measurement results of targets with different shapes

了可精确描述液体透镜光焦距、图像特征量与目标深度之间映射关系的神经网络模型,并形成液体单目视觉测量的全流程方法。该方法能够克服传统变焦测距法在精度和实时性上存在的不足,并且对不同形状目标表现出

较好的泛化性能。研究成果为实现高性能单目视觉深度感知提供了新的技术方案,后续可结合轻小型无人平台的实际作业场景开展应用研究。

### 参考文献

[ 1 ] ARAFAT M Y, ALAM M M, MOH S. Vision-based navigation techniques for unmanned aerial vehicles: Review and challenges[J]. Drones, 2023, 7(2): 89.

[ 2 ] 张耀, 吴一全, 陈慧娴. 基于深度学习的视觉同时定位与建图研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 214-241.

ZHANG Y, WU Y Q, CHEN H X. Research progress of visual simultaneous localization and mapping based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 214-241.

[ 3 ] ZHOU Y, LI Q, CHU L, et al. A measurement system based on internal cooperation of cameras in binocular

- vision[J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(6): 065002.
- [ 4 ] 周扬, 王龙, 来永斌. 基于最优投影圆锥底面的罐口位姿测量方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(1): 50-58.
- ZHOU Y, WANG L, LAI Y B, Measurement method of the tanker mouth pose based on optimal projection cone bottom surface[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(1): 50-58.
- [ 5 ] 任工昌, 刘崇展, 刘朋, 等. 自动调焦在单目测距方法中的研究[J]. *机械设计与制造*, 2019, 4: 146-149.
- REN G CH, LIU CH ZH, LIU P, et al. Study on monocular distance measurement based on auto focus[J]. *Machinery Design & Manufacture*. 2019, 4: 146-149.
- [ 6 ] KUMAR H, YADAV A S, GUPTA S, et al. Depth map estimation using defocus and motion cues[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 29(5): 1365-1379.
- [ 7 ] ALENYA G, ALBERICH M, TORRAS C. Depth from the visual motion of a planar target induced by zooming[C]. *IEEE International Conference on Robotics & Automation*. IEEE, 2007: 4727-4732.
- [ 8 ] BABA M, ODA A, ASADA N, et al. Depth from defocus by zooming using thin lens-based zoom model[J]. *Electronics & Communications in Japan*, 2006, 89(9): 53-62.
- [ 9 ] XU SH SH, WANG Y Q, ZHANG ZH Y. 3D reconstruction from bifocus imaging[C]. *Proceedings of IEEE*, 2010: 1479-1483.
- [ 10 ] HUANG A, CHEN D, LI H, et al. Three-dimensional tracking of multiple particles in large depth of field using dual-objective bifocal plane imaging[J]. *Chinese Optics Letters*, 2020, 18(7): 071701.
- [ 11 ] 孔梅梅, 董媛, 徐春生, 等. 基于平板电极的非球面组合液体透镜的仿真与实验分析[J]. *光学学报*, 2024, 44(8): 0823002.
- KONG M M, DONG Y, XU CH SH, et al. Simulation and experimental analysis of aspherical combined liquid lens based on flat electrode[J]. *Acta Optica Sinica*, 2024, 44(8): 0823002.
- [ 12 ] LIU CH, ZHENG Y, YUAN R Y, et al. Tunable liquid lenses: emerging technologies and future perspectives[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2023, 17(11): 2300274.
- [ 13 ] 李红帝, 张红霞, 宋晓敏, 等. 基于液体变焦透镜和振镜的三维光片显微成像系统[J]. *光学学报*, 2023, 43(2): 0211001.
- LI H D, ZHANG H X, SONG X M, et al. Three-dimensional light-sheet microscopy imaging system with liquid zoom lens and galvanometer mirror[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(2): 0211001.
- [ 14 ] TIAN J Q, ZHAO ZH ZH, LI L. Adaptive liquid lens with a tunable field of view[J]. *Optics Express*, 2022, 30(22): 40991-41001.
- [ 15 ] FAN CH X, YANG B, LIU Y P, et al. Zoom lens with high zoom ratio design based on Gaussian bracket and particle swarm optimization[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(11): 3217-3223.
- [ 16 ] 冯春, 吴小锋, 尹飞鸿, 等. 基于局部特征匹配的双焦单目立体视觉深度估计[J]. *计算机技术与发展*, 2016, 26(10): 55-59.
- FENG CH, WU X F, YIN F H, et al. Depth estimation for bifocal monocular stereo vision based on local image feature descriptors matching[J]. *Computer Technology and Development*, 2016, 26(10): 55-59.
- [ 17 ] YANG P, SONG W, ZHAO X, et al. An improved Otsu threshold segmentation algorithm[J]. *International Journal of Computational Science and Engineering*, 2020, 22(1): 146-153.
- [ 18 ] ANNAPURNA P, KOTHURI S, LUKKA S. Digit recognition using freeman chain code[J]. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)*, 2013, 2(8): 362-365.
- [ 19 ] ZHANG L, WANG F, SUN T, et al. A constrained optimization method based on BP neural network[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 29: 413-421.
- [ 20 ] ALHIJAWI B, AWAJAN A. Genetic algorithms: Theory, genetic operators, solutions, and applications[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2024, 17(3): 1245-1256.
- [ 21 ] 李洋, 王国名, 王颖, 等. 面向机器视觉测量的液体透镜调焦系统标定方法[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(6): 313-322.
- LI Y, WANG G M, WANG Y, et al. Calibration method of liquid lens focusing system for machine vision measurement[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(6): 313-322.



## 作者简介



**甘子豪**, 2013 年于东北大学获得学士学位, 2015 年于东北大学获得硕士学位, 2019 年于国防科技大学获得博士学位, 现为国防科技大学助理研究员, 主要研究方向为光电测量与成像技术。

E-mail: ganzihao15@nudt.edu.cn

**Gan Zihao** received his B. Sc. degree from Northeastern University in 2013, M. Sc. degree from Northeastern University in 2015 and Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2019, respectively. Now he is an assistant research fellow in National University of Defense Technology. His main research interests include photoelectric measurement and imaging technology.



**洪华杰**(通信作者), 1999 年于国防科学技术大学获得学士学位, 2001 年于国防科学技术大学获得硕士学位, 2005 年于国防科学技术大学获得博士学位, 现为国防科技大学研究员, 主要研究方向为光机电一体化和仿生视觉。

E-mail: opalqq@163.com

**Hong Huajie** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from National University of Defense Technology in 1999, M. Sc. degree from National University of Defense Technology in 2001 and Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2005, respectively. Now he is a research fellow in National University of Defense Technology. His main research interests include opto-mechatronics and biomimetic vision.