

基于激光散斑的半稠密深度图获取算法

古家威, 谢小鹏*, 曹一波, 刘好新

华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640

摘要 获取基于激光散斑的深度图像时存在匹配精度低、计算量大, 以及在面对不同测量环境时鲁棒性差等问题, 为此, 提出了一种基于激光散斑的半稠密深度图获取算法。为解决鲁棒性差的问题, 采用局部自适应二值化对散斑图像进行预处理, 保证了窗口描述子的光照不变性; 在测量精度方面, 通过聚类算法提取出每个散斑的中心像素坐标, 提高了每个散斑的位置准确度; 在匹配成功率方面, 将窗口描述子进行卷积得到简化的描述子, 在减少计算量的同时增大了匹配成功率。最后根据匹配准则得到散斑配对点, 再根据三角测距原理得到了每个散斑的深度值。实验结果表明: 所提算法的鲁棒性较强, 精度较高, 提高了匹配成功率。

关键词 测量; 激光散斑; 半稠密深度图; 自适应二值化; 聚类; 卷积

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.0304004

A Semi-Dense Depth Map Acquisition Algorithm Based on Laser Speckle

Gu Jiawei, Xie Xiaopeng*, Cao Yibo, Liu Haoxin

School of Mechanical & Automotive Engineering, South China University of Technology,
Guangzhou, Guangdong 510640, China

Abstract Depth map acquisition, which is based on laser speckle, presents some issues, such as low matching precision, large amount of calculation, and poor robustness in different measurement environments. In this paper, a semi-dense depth map acquisition algorithm based on laser speckle is proposed to address these issues. The problem of poor robustness can be solved using the locally adaptive binarization, which preprocesses the speckle map to ensure the illumination invariance of the window descriptor. In terms of measurement accuracy, the central pixel coordinates of each speckle are extracted using a clustering algorithm, which improves the positional accuracy of each speckle. Regarding the matching success rate issue, the window descriptor is convoluted to obtain a simplified descriptor, which is able to reduce the amount of calculations and increase the matching success rate. Finally, the speckle pairing points are obtained according to the matching criterion, and then the depth values of each speckle are obtained according to the triangulation principle. Experiments confirm that the proposed algorithm is highly robust and accurate and improves the matching success rate.

Key words measurement; laser speckle; semi-dense depth map; adaptive binarization; clustering; convolution

OCIS codes 120.0280; 110.1085

1 引言

深度测量根据测量装置与被测物体有无接触分为接触式测量和非接触测量。非接触测量根据测量装置有无发射主动光分为主动式测量和被动式测量。被动式测量的主要代表是立体视觉, 它的缺点是在黑暗、无纹理或者弱纹理环境下会失效; 主动式测量主要有飞行时间法^[1]以及结构光法。结构光根据投射光线的形状可分为点结构光、线结构光和面

结构光。面结构光根据结构光编码的策略可以分为空间编码、时间编码和直接编码^[2]。直接编码对每个像素点自身的颜色、强度等信息编码, 每个像素点都是特征。直接编码的缺点是编码信息不够稳定, 易受背景及环境光等外界信息的影响。时间编码按时间先后顺序向场景中投射多幅编码图案, 相同场景中不同时序的图案组成了该位置的编码, 因此称为时间编码。时间编码由于向场景投射了多幅图像, 因此每个位置的编码都比较精确, 测量精度很

收稿日期: 2019-08-14; 修回日期: 2019-09-15; 录用日期: 2019-10-14

* E-mail: jerry9552@163.com

高,但同时这也导致了时间编码测量的速度比较慢。时间编码常被用于静态场景的高精度测量。空间编码就是向空间投射一幅编码图案,通过对比拍照得到的图案与投影图案来进行解码,每个像素的编码由像素的邻域信息组成。空间编码的解码速度快,可应用于动态场景。空间编码按模式可以分为非正式编码^[3]、DeBruijn 序列编码^[4]、M-arrays 编码^[5]以及激光散斑编码^[6-8]。激光散斑最初作为结构光测量的编码结构光,最早被应用于产品 Kinect1.0 中。激光散斑是面结构光的一种,具有伪随机性,分布在空间中的每一个散斑都具有独一无二的编码,可用于散斑的识别,从而实现深度测距。

近年来,很多研究者都对激光散斑的深度测量进行了研究。王一娇^[9]采用基于灰度的窗口匹配算法进行匹配,采用绝对差值和(SAD)作为相似性度量准则,提出了结构光深度图像获取算法。但由于散斑图是没有特征和颜色的,传统的窗口描述子在面对测量背景变化时会受到影响,所以该算法的误匹配率较高,生成的深度图中有很多噪声,且计算量大,无法在实际中得到应用。Wang 等^[10]使用局部自适应二值化对散斑图进行预处理,然后采用归一化互相关(NCC)作为相似性度量准则,并通过一定的匹配准则筛选出高置信度匹配点,最后根据高置信度匹配点进行区域增长得到了稠密的深度图。王梦伟等^[11]直接使用零均值归一化互相关(ZNCC)作

为相似性度量准则,然后通过划分网格选取区域增长种子点,得到了稠密的深度图,且实现了实时测量。Yin 等^[12]基于一张环境光下的场景图以及散斑照射下的场景图萃取出了纯粹的散斑图,极大地增强了散斑测距模组对环境光的鲁棒性。文献^[13]将每个散斑缩小成单个像素点,利用两个窗口块之间的异或值得到对应的匹配点,虽然该方法的计算速度加快了,但该方法用散斑的第一个像素点代替散斑,不能准确表示散斑的位置信息,误匹配率较高。上述很多研究都致力于减小光照及环境变化对算法的影响,有的则采用了区域增长方法,以快速得到稠密一致的深度图。

本文在以上研究的基础上,采用局部自适应二值化对散斑图像进行预处理,使用聚类算法提取散斑的像素中心,并通过卷积的方法简化了散斑描述子,增大了匹配成功率,得到了半稠密的深度图,最后采用实验验证了本文所提算法的精度。

2 基于激光散斑的深度测量原理

图 1(a)是一幅激光散斑图像,图中的散斑以伪随机的形式排布;图 1(b)描述了图 1(a)所示的散斑图像中某个散斑与所有散斑的相关性。由图 1 可知,散斑具有自相关性强、互相关性弱的特点,即每个散斑都是可区分的,这为基于激光散斑的深度测量提供了条件。

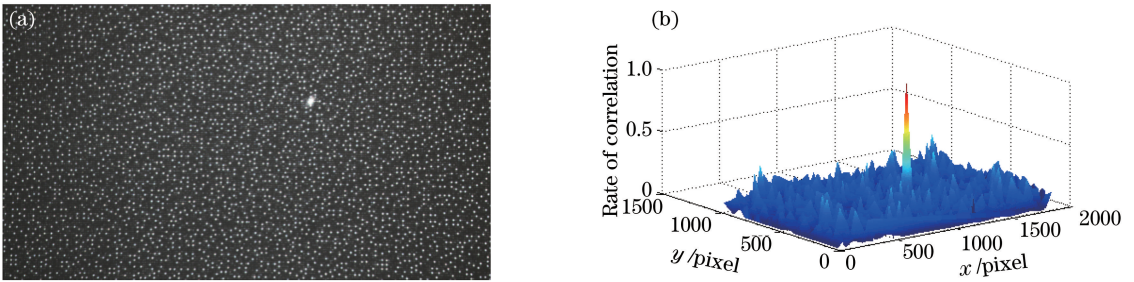


图 1 散斑的相关性。(a)散斑图像;(b)单个散斑与全部散斑的相关性

Fig. 1 Speckle correlation. (a) Speckle image; (b) correlation between single speckle and total speckles

测量激光散斑深度的原理是三角测量。图 2(a)中的 A 为摄像头的光心, B 代表散斑投射器。散斑投射器发射散斑至标准参考面上的 E 点,并通过摄像头在成像面上形成像点 D 。图 2(b)中的 G 代表空间中的一个遮挡物体。由于遮挡物体的出现,原本投射在 E 点的散斑将投射在遮挡物体处,并通过摄像头在成像面上形成像点 C ,因此原本成像在 D 点的散斑将左移至 C 点。记偏移量 CD 为 Δx 。

由 $\triangle ACD$ 与 $\triangle AEF$ 相似可知

$$CD : EF = f : H, \quad (1)$$

式中: f 为摄像头的焦距; H 为参考平面与摄像头的距离。

又由 $\triangle GAB$ 与 $\triangle GEF$ 相似可知

$$EF : AB = (H - D) : D, \quad (2)$$

式中: AB 为摄像头与散斑投射器之间的距离 L ; D 为 G 点与摄像头—散斑投射器平面的距离。最终可以得到

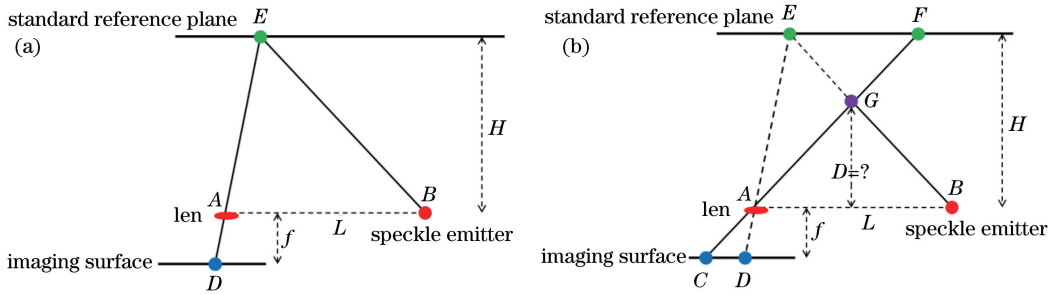


图 2 散斑测量原理示意图。(a)当空间中无遮挡物体时;(b)当空间中 出现遮挡物体时
Fig. 2 Schematics of speckle ranging principle. (a) When there is no occlusion in space;
(b) occlusion object appears in space

$$D = \frac{HLf}{Lf + H\Delta x} \quad (3)$$

因此,只要知道参考平面与摄像头的距离 H , 就能求出遮挡物体的深度值。

当被测物体位于参考平面以外时,如图 3 所示, 可得到深度测量公式为

$$D = \frac{HLf}{Lf - H\Delta x} \quad (4)$$

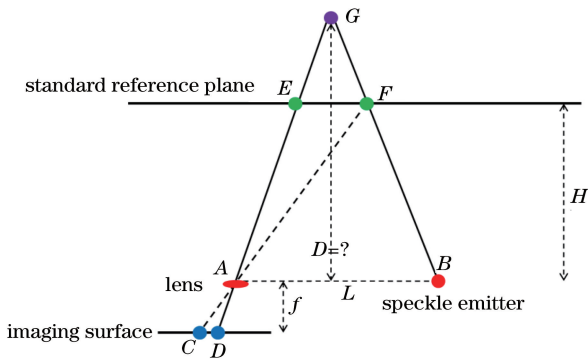


图 3 被测物体位于参考平面之外时的 散斑测量原理示意图
Fig. 3 Schematic of speckle ranging principle when the measured object (G) is outside the standard reference plane

3 基于激光散斑的深度测量算法

图 4 描述了本文算法的总体流程。首先,须在 固定距离某个平面处(如 1.2 m 处)拍摄该平面,并 将其作为参考图像,将需要计算的图像称为目标 图像。先对目标图像和参考图像进行局部自适应 阈值处理,得到二值化图像;然后采用聚类算法 提取每个散斑的中心像素坐标,根据散斑周围的 像素信息,采用卷积操作得到每个散斑的二进制 编码;之后利用参考散斑图与目标散斑图的二 进制编码进行异或匹配,得到一系列的配对散 斑,配对散斑之间的像素横 坐标差值即为目标图像散斑的偏移量;最后,将 偏移量代入(5)式就可以计算出每个散斑的深 度值,进而得到一个半稠密的深度图。

3.1 预处理

首先将得到的散斑图进行局部自适应二值化。 设原图中任意一个像素的灰度值为 $I(x, y)$, 则 经过局部自适应二值化后,图像的像素值为

$$I'(x, y) = \begin{cases} 0, & I(x, y) < T(x, y) \\ 1, & I(x, y) \geq T(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $T(x, y)$ 为局部自适应二值化的阈值,由以 像素灰度值 $I(x, y)$ 为中心, r 为半径的窗口内所有像

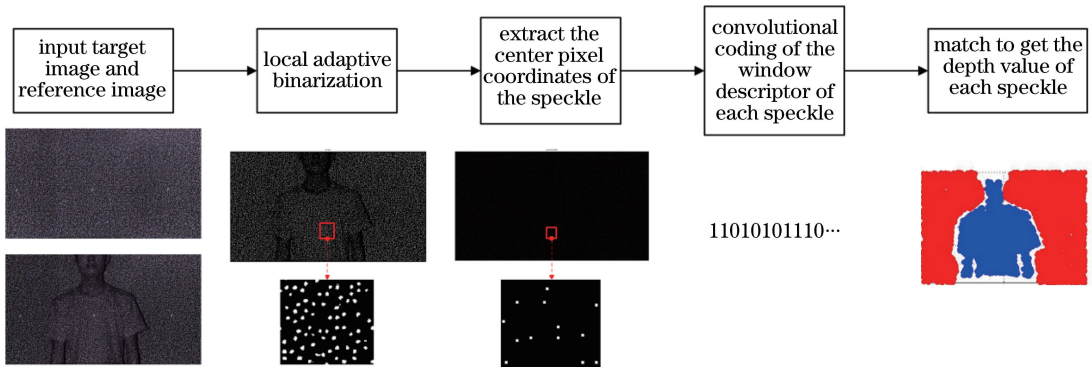


图 4 深度测量算法总体流程

Fig. 4 Depth measurement algorithm overall flow

素的平均值得到,即

$$T(x, y) = \frac{1}{(2r + 1)^2} \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r I(x + m, y + n). \quad (6)$$

局部自适应二值化的优点是:可以减小背景及环境光对图像二值化的影响,有利于散斑和背景信

息的分离。图 5(a)是原图经过绝对二值化处理得到的二值化图像,图 5(b)是原图经局部自适应二值化处理得到的图像。仔细观察可以发现,图 5(a)中的一些散斑因受到背景影响导致亮度不够而被误过滤,图 5(b)则比较完整地展示出了原图中的散斑。

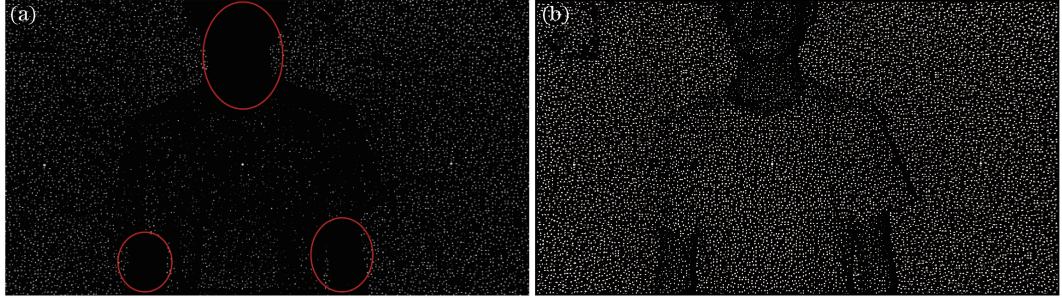


图 5 采用不同的二值化方法处理后得到的图像。(a)绝对二值化;(b)局部自适应二值化
Fig. 5 Images obtained with different binarization methods. (a) Absolute threshold binarization;
(b) local adaptive binarization

接下来进行散斑中心的提取。二值化图像中单个散斑是由多个连在一起的亮像素组成的,需要用单个像素点来代替某个散斑,这样既能准确地描述散斑的位置,也能简化散斑的信息,有利于下一步骤的编码。图 6 描述了散斑中心提取前后的效果图。论文[13]也采用单点像素来代替散斑的位置,该方法遍历整幅图像的像素,遇到亮点像素就把该像素

置为亮点,而与其连通的亮点像素置为零。这样做不能用单点像素准确地代替散斑的信息,在后续匹配过程中会造成一定的误差。本文首先对二值化图像中每个连在一起的亮点像素聚类,将每个相连亮点像素的坐标保存起来,然后计算这些亮点像素坐标的平均值,这样每个散斑都用亮点像素坐标的平均值代替,进而缩成了单点像素。

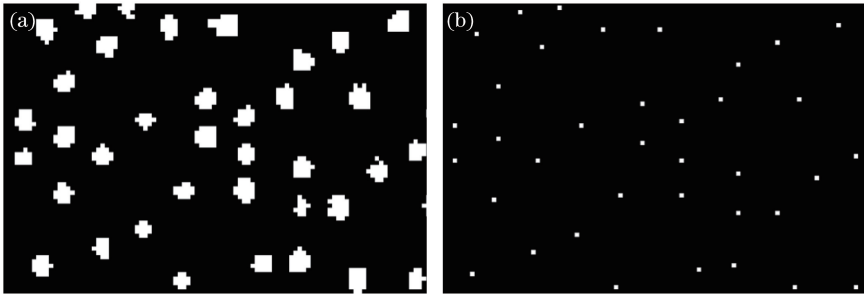


图 6 散斑中心像素提取前后的效果。(a)提取前;(b)提取后
Fig. 6 Speckle center pixel before and after extraction. (a) Before extraction; (b) after extraction

3.2 散斑编码

所谓散斑的编码即为散斑的描述子,描述子在正确寻找两幅图像中散斑与散斑对应关系过程中发挥着重要作用。在图像匹配领域,常用的描述子有尺度不变特征变换(SIFT)^[14]、加速鲁棒特征(SURF)^[15]、二进制稳健基元独立特征(BRIEF)^[16]等,这些特征描述子都是根据特征点周围像素信息来构建特征向量,以此保证对特征描述的准确性、鲁棒性、快速性等要求。实际上,这些描述子都是以灰度不变或者梯度不变的假设为前提的。然而对于激光散斑来说,散斑描述子

中非散斑点的像素区域的信息对于光照、投射背景等外界环境的变化表现得不够鲁棒,因此对于一个散斑描述子来说,每个散斑周围多数的像素信息都是无用信息,能用来描述散斑信息的只能是周围散斑点的信息。在一个 35×35 的散斑描述子中,平均包含的散斑个数为 $6 \sim 7$ 个,也就是说,在 1225 个像素中,能描述一个散斑的像素数只有 $6 \sim 7$ 个。因此,这是对像素资源的极大浪费,增大了描述子的复杂度,但却没有提高描述子的准确度。而且,这种做法也有两个明显的缺点:一是增大了描述子的复杂度,也即增加了匹配过程中的运算

量;二是在匹配过程中,散斑中心提取的误差及环境变化误差会带来散斑中心的偏移(大概是一两个像素),从而导致描述子中有用的像素信息发生错位,

致使匹配结果不精确。如图 7 所示,对于两个不同距离处拍摄的同一个人散斑描述子,在 9 个有用的像素点信息中,对应上的像素仅为 2 个。

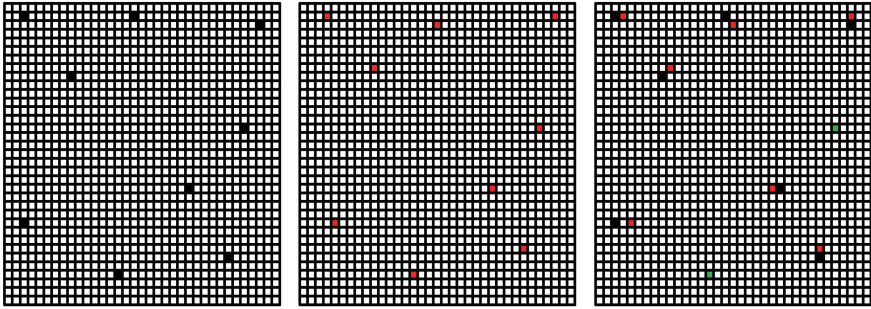


图 7 不同距离下同一散斑的窗口描述子匹配示意图

Fig. 7 Schematics of window descriptor matching of the same speckle at different measurement distances

图 8 是一个 $5n \times 5n$ (n 为正整数) 的散斑描述子, 利用一个 5×5 的卷积核函数来简化描述子信息, 其中卷积核函数是一个值全部都为 1 的 5×5 矩阵, 描述子中每 5×5 像素经过卷积后得到一个像素, 最终将 $5n \times 5n$ 的描述子简化为 $n \times n$ 的描述子。这样做的好处有两个: 一是简化了描述子, 大大减小了编码的长度, 减小为原来的 $1/25$, 也即降低了计算量; 二是提高了同一散斑描述子之间匹配的成功率, 降低了整体的误匹配率。如图 8 所示, 未进行卷积的同一描述子之间的匹配率仅为 0.125, 通过卷积操作的同一描述子之间的匹配率为 1。散斑描述子卷积公式为

$$g(x, y) = \sum_{p=-r}^r \sum_{q=-r}^r I(x+p, y+q)h(p, q), \quad (7)$$

$$C(x, y) = \begin{cases} 1, & g(x, y) > 0 \\ 0, & g(x, y) = 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $h(p, q)$ 是一个大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 、值全部为 1 的卷积核函数。

卷积过程以及匹配结果如图 8 所示, 每 $(2r+1) \times (2r+1)$ 个像素卷积一次, 最后将得到的卷积结果 $g(x, y)$ 进行归一化处理就得到了每个散斑的二进制编码。

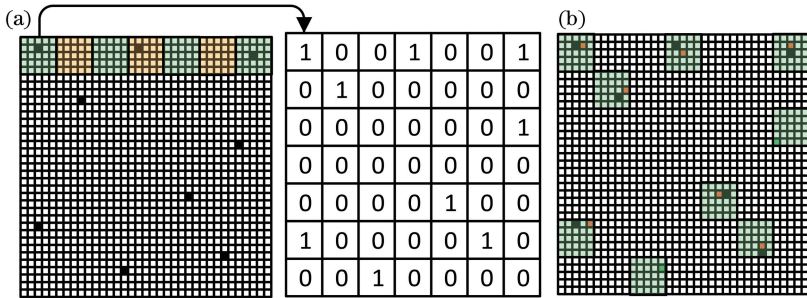


图 8 散斑窗口描述子的卷积过程以及匹配结果。(a)卷积过程;(b)匹配结果

Fig. 8 Convolution process of speckle window descriptor and matching result.

(a) Convolution process; (b) matching result

3.3 匹配过程

在上一步得到了每个散斑的二进制编码, 采用汉明距离作为散斑描述子之间的相似性度量准则, 即计算两个散斑编码的异或值中 1 的个数。对于目标图像中的一个散斑, 需要在参考图像中找到对应的散斑, 由于目标图像中的散斑会随着测量距离的变化而左右偏移, 因而只需在参考图像对应位置设置搜索范围即可。左右搜索范围可由测距范围得到。在散斑描述子匹配过程中, 汉明距离其实指的

就是两个散斑描述子的误匹配散斑个数, 在这里采用匹配率来评价两个描述子之间的相似程度。匹配率的计算公式为

$$r(x, y, d) = \frac{c}{s_1 + s_2 - c} = \frac{s_1 + s_2 - H}{s_1 + s_2 + H}, \quad (9)$$

式中: d 为视差; c 为两个描述子对应散斑的个数; H 为汉明距离, 即两个散斑描述子的误匹配散斑个数; s_1, s_2 分别为两个描述子中散斑的个数。

由于噪声及其他因素的存在, 不能保证每个散

斑点都能正确地找到对应的散斑点,因此,在得到每个对应的散斑后,还需进行可信散斑点的筛选。筛选的准则有两个——匹配率和匹配辨别置信度。

匹配率在前面已经提到,即 $r(x, y, d)$, 匹配率越高,则散斑点的可信度就越高。选取合适的阈值 T_r , 使 $r(x, y, d) > T_r$ 。

匹配辨别置信度 WM 用来评价相关匹配的独特性、突出性等特性,可以在很大程度上减少误匹配。文献[17]介绍了 WM 的相关概念,通过构造最大匹配率和次大匹配率之间的比值来实现。WM 的计算公式为

$$R_{WM(x,y)} = \frac{r(x, y, d_m) - \max_{d \neq d_m} r(x, y, d)}{1 - \max_{d \neq d_m} r(x, y, d)}, \quad (10)$$

式中: d_m 为匹配率最大时的视差; $\max_{d \neq d_m} r(x, y, d)$ 为次大匹配率。

最后根据上述两个准则,选取合适的阈值即可得到符合要求的匹配点,选取匹配率的阈值为 T_r , 匹配辨别置信度的阈值为 T_{WM} 。得到的筛选准则为

$$\left\{ (x, y) \left| \begin{array}{l} r(x, y, d) > T_r \\ R_{WM(x,y)} > T_{WM} \end{array} \right. \right\}. \quad (11)$$

最终,目标散斑图中的每个散斑点都匹配到参考散斑图中对应的散斑点,然后根据三角测距原理即可得到每个散斑点的深度值,进而得到一个半稠密的深度图。

4 实验分析

实验测试环境: CPU 为 Core(TM) i5-7500 3.40 GHz, 8 GB 内存, 编程环境为 MATLAB 7.0。在硬件方面,发射器选用以激光散斑为光源的散斑投射器,摄像头选用像素为 1920 pixel × 1080 pixel、

焦距为 8 mm 的定焦镜头,摄像头 sensor 的像元尺寸为 $3 \mu\text{m} \times 3 \mu\text{m}$, 发射器与镜头平行放置,且两者之间的距离为 75 mm,示意图如下。

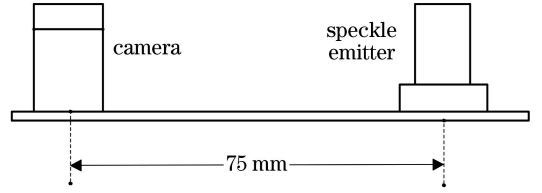


图 9 散斑测距模组结构示意图

Fig. 9 Schematic of speckle ranging module

为了验证本文算法的优点,进行如下实验测试: 1) 自适应二值化应对光照以及测量背景变化的鲁棒性体现; 2) 描述子大小对匹配结果的影响; 3) 本文算法在不同测量距离下的精度表现。

4.1 自适应二值化应对光照以及测量背景变化的鲁棒性体现

图 10 展示了几张散斑场景图按照绝对阈值二值化和自适应阈值二值化处理后的结果对比, 第一行图是经绝对阈值二值化处理后的散斑图像, 第二行图是经过自适应阈值二值化处理后的散斑图像。实验过程中, 绝对阈值的灰度值为 100, 自适应阈值的窗口尺寸取 17×17 , 自适应阈值是以当前像素点为中心、直径为 17×17 的窗口的灰度值的平均值。对比图 10 中椭圆圈区域可以发现, 绝对阈值二值化不能提取出背景颜色较暗区域的散斑, 而使用自适应阈值二值化得到的散斑图像则比较完整地提取出了散斑。

图 11 展示了两种二值化方法(绝对阈值二值化和自适应阈值二值化)提取出的散斑个数, 实验中的散斑图像为图 10 中的 4 组图片。计算两组图片中的散斑个数, 在此规定散斑中的像素个数小于 5 时

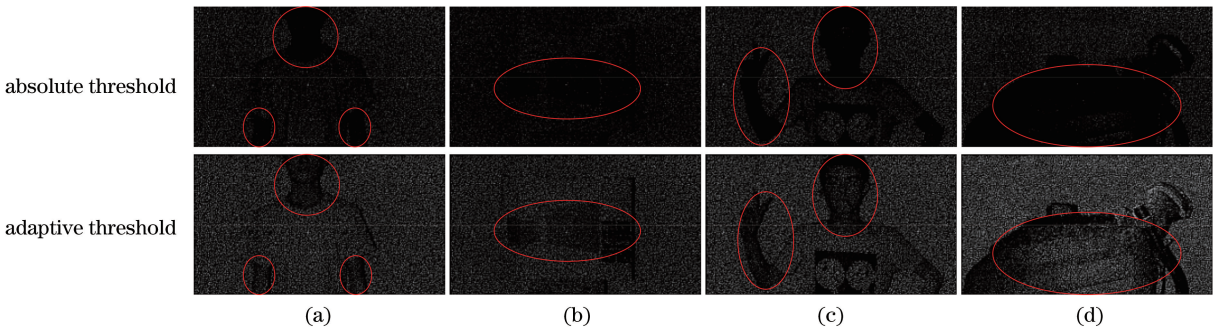


图 10 散斑图经绝对阈值二值化与自适应阈值二值化处理后的结果对比。

(a) 散斑图 1; (b) 散斑图 2; (c) 散斑图 3; (d) 散斑图 4

Fig. 10 Comparison of speckle images processed by absolute threshold binarization and adaptive threshold binarization. (a) Speckle image 1; (b) speckle image 2; (c) speckle image 3; (d) speckle image 4

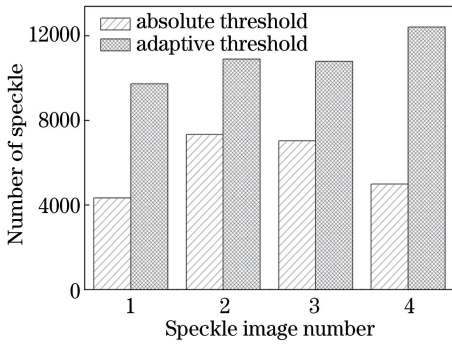


图 11 绝对阈值二值化与自适应阈值二值化处理后得到的散斑个数

Fig. 11 Number of speckle obtained by absolute threshold binarization and adaptive threshold binarization

被认为是噪点,大于或等于 5 时被认为是散斑。在图 11 中可以发现,使用自适应阈值二值化提取的散斑个数都要比使用绝对阈值二值化提取的散斑个数更多。可见,使用自适应阈值二值化对散斑图进行预处理可以完整地提取散斑图中的散斑,增强了算法应对光照及背景变化的鲁棒性。

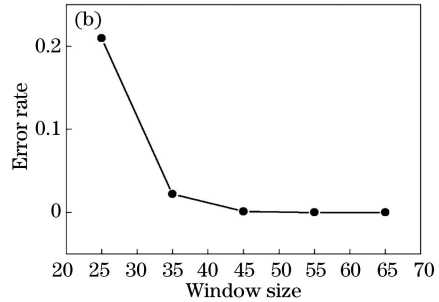
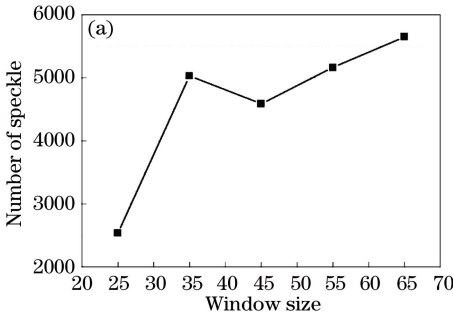


图 12 描述子窗口尺寸对匹配结果的影响。(a)窗口尺寸与得到的散斑个数的关系;(b)窗口尺寸与错误率的关系

Fig. 12 Effects of window size of descriptor on matching result. (a) Relationship between window size and number of speckle; (b) relationship between window size and error rate

4.3 本文算法在不同测量距离下的精度表现

通过测量不同距离下的平面来分析本文算法的测距精度。图 13 是使用模组正对拍摄一幅平面得

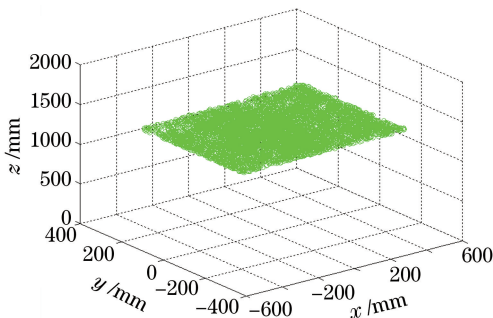


图 13 某个平面的深度图

Fig. 13 Depth map of a plane

4.2 描述子窗口尺寸对深度测量结果的影响

本文拍摄了一个平面进行实验。首先定义了错误率 E 的计算方法,公式为

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|d_i - D| > T_d), \quad (12)$$

式中: d_i 为实验计算得到的某个散斑的深度; D 为所有散斑的平均深度; n 为匹配得到的散斑个数; T_d 为出现错误的阈值。 E 的值越小,代表深度测量结果越好。实验中,取 5×5 作为卷积核的大小。图 12 展示了描述子窗口尺寸对匹配结果的影响。由图 12(a)可以看出:不同窗口尺寸的描述子匹配成功的散斑数量不同,随着窗口尺寸的增大,最终匹配得到的散斑个数也相应增加。因为窗口越大,散斑描述子所携带的信息就越多,也就越容易匹配成功。图 12(b)给出了不同窗口尺寸的描述子与匹配错误率的关系,可见,随着窗口尺寸的增大,错误率不断降低,直至为 0。然而窗口也不能无限增大下去,因为计算量也会不断增大,因此最终选择 $55 \text{ pixel} \times 55 \text{ pixel}$ 作为描述子的窗口。

到的深度图;图 14 是本文算法与其他算法在不同距离下的测距精度对比图。实验中,在距一个平面 $1 \sim 2 \text{ m}$ 之间每隔 10 cm 拍摄一幅图片,计算出每个平

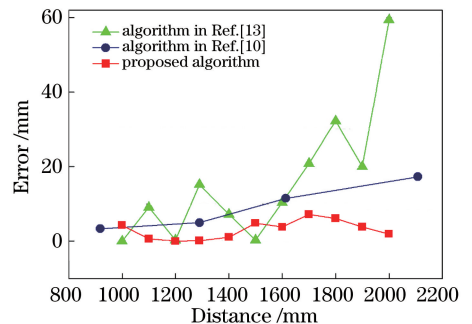


图 14 本文算法与其他算法的精度对比

Fig. 14 Accuracy of proposed algorithm and other algorithms

面所有散斑的平均深度与实际深度之间的误差。从图 14 中可以看出,本文算法的精度较其他方法更高,在 1~2 m 测量范围内,本文算法的精度可以保持在 1 cm 内。本文算法测量精度高的原因在于:1) 本文算法得到的是一个半稠密的深度图,散斑筛选准则严格,每个散斑测距结果的置信度都很高,而其他文献,如文献[4],则是将置信度高的像素点作为区域增长的种子点,然后采用区域增长的方法由种子点得到置信度相对更低的其他像素点的深度值,因此易出现误匹配点,影响测距精度;2) 散斑作为图像中亮度较高的像素区域,不易受到光照及背景的影响,本文算法得到了每个散斑的中心像素坐标,利用激光散斑的伪随机分布特性进行编码匹配,而非利用单个散斑的元胞特征进行匹配,单个散斑的元胞特征不够稳定,在不同的光照及背景下容易发生变化。因此,本文算法的测距精度高。

5 结 论

本文首先分析了激光散斑的测距原理,然后提出了一种基于改进激光散斑描述子的深度测量算法,通过局部自适应二值化方法对散斑图像进行预处理,提高了算法对光照及环境变化的鲁棒性;采用聚类算法提取出每个散斑的中心像素坐标,接着对每个散斑进行卷积编码,提高了散斑的匹配成功率;最后,建立了散斑点的筛选准则,用于提高每个散斑最终测距结果的可信度。实验结果表明,本文算法可以得到半稠密的深度图,在 1~2 m 测量范围内,测距精度可以达到 1 cm。

参 考 文 献

- [1] Kahlmann T, Remondino F, Ingsand H. Calibration for increased accuracy of the range imaging camera SwissRanger (TM). [C]. [S. l.]: ISPRS Commission V Symposium, 2006: 136-141.
- [2] Chen Y J, Zuo W M, Wang K Q, et al. Survey on structured light pattern codification methods [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2010, 31(9): 1856-1863.
陈彦军, 左旺孟, 王宽全, 等. 结构光编码方法综述 [J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(9): 1856-1863.
- [3] Boyer K L, Kak A C. Color-encoded structured light for rapid active ranging [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(1): 14-28.
- [4] Pagès J, Salvi J, Collewet C, et al. Optimised

- DeBruijn patterns for one-shot shape acquisition [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(8): 707-720.
- [5] Spoelder H J W, Vos F M, Petrin E M, et al. Some aspects of pseudo random binary array-based surface characterization [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(6): 1331-1336.
- [6] Freedman B, Shpunt A, Machline M, et al. Depth mapping using projected patterns: IL2008/000458 [P]. 2008-04-02.
- [7] Freedman B, Shpunt A, Machline M, et al. Depth mapping using projected patterns: US8150142 [P/OL]. 2012-04-03 [2019-08-13]. <https://patents.glgoo.top/patent/US8150142B2/en>.
- [8] Khoshelham K, Elberink S O. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications [J]. Sensors, 2012, 12(2): 1437-1454.
- [9] Wang Y J. Research on the depth acquisition algorithm based on structured light [D]. Beijing: Tsinghua University, 2014.
王一娇. 结构光深度图像获取算法研究 [D]. 北京: 清华大学, 2014.
- [10] Wang G J, Yin X W, Pei X K, et al. Depth estimation for speckle projection system using progressive reliable points growing matching [J]. Applied Optics, 2013, 52(3): 516-524.
- [11] Wang M W, Huang X S, Chen Z X, et al. Real-time depth recovery based on projected speckles [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(8): 1304-1313.
王梦伟, 黄向生, 陈则西, 等. 基于投影散斑的实时场景深度恢复 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(8): 1304-1313.
- [12] Yin X W, Wang G J, Shi C B, et al. Efficient active depth sensing by laser speckle projection system [J]. Optical Engineering, 2014, 53(1): 013105.
- [13] Zhang S Y, Hou X Y, Cui H, et al. Depth image acquisition using laser speckle [J]. Chinese Optics, 2016, 9(6): 633-641.
张绍阳, 侯旭阳, 崔华, 等. 利用激光散斑获取深度图 [J]. 中国光学, 2016, 9(6): 633-641.
- [14] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [15] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. Surf: speeded up robust features [M] // Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 404-417.
- [16] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF:

binary robust independent elementary features[M] // Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010, 6314: 778-792.

confidence indoors and outdoors [C] // 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE, 2010: 1466-1473.

[17] Hu X Y, Mordohai P. Evaluation of stereo